



HAL
open science

Potentiels des données de télédétection multisources pour la cartographie géologique : Application à la région de Rehoboth (Namibie)

Cécile Gomez

► **To cite this version:**

Cécile Gomez. Potentiels des données de télédétection multisources pour la cartographie géologique : Application à la région de Rehoboth (Namibie). Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université Claude Bernard - Lyon I, 2004. Français. NNT : . tel-00665112

HAL Id: tel-00665112

<https://theses.hal.science/tel-00665112>

Submitted on 1 Feb 2012

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.

THESE

présentée devant

l'UNIVERSITÉ CLAUDE BERNARD - LYON 1

pour l'obtention du **DIPLÔME DE DOCTORAT**
(Arrêté du 25 Avril 2002)

Spécialité : Terre, Univers, Environnement

par

Cécile Gomez

**Potentiels des données de télédétection
multisources pour la cartographie
géologique :
Application à la région de Rehoboth (Namibie).**

Soutenue le 26 Novembre 2004 devant :

Rapporteurs : Pierre Briole, IPG Paris
Patrick Launeau, Nantes
Examineurs : Patrick Ledru, UCB - Lyon 1
Christine King, BRGM
Directeur de thèse : Pascal Allemand, UCB - LYON 1
Co-directeur de thèse : Christophe Delacourt, UCB - LYON 1

Thèse préparée au
Laboratoire de Sciences de la Terre
(UMR5570 CNRS - ENS Lyon - UCB Lyon 1)
2 rue Raphael Dubois, 69622 Villeurbanne cedex

Merci à tous

Je tiens à remercier mes deux directeurs de thèse, Pascal Allemand et Christophe Delacourt. Merci de m'avoir fait confiance, de m'avoir consacré du temps et de m'avoir donné les moyens d'arriver au bout de ce projet. Merci Christophe d'avoir été enthousiaste, dynamique et spontané. Merci Pascal d'avoir été calme, attentif, rigoureux et motivé ("Un coeur de Rocker").

Je tiens à remercier chaleureusement Patrick Ledru. J'ai profité pendant ces trois années de ta motivation, ton énergie, ton soutien et tes connaissances géologiques.

Merci à Hervé Le Borgne, sans qui je me serais noyé dans l'indépendance des sources. Merci pour toutes nos discussions, pour tes encouragements, et ton implication dans cette étude.

Merci à Olivier Bourgeois de nous avoir accompagné sur le terrain Namibien. Partager ce voyage avec toi, tant pour les conversations de fin de soirée que pour mon apprentissage de géologue de terrain fut un réel plaisir.

Merci à Ondrej Sramek, qui a contribué à la programmation de l'analyse de mélanges spectraux sous contraintes. Merci pour le temps que tu y as consacré, ta motivation et ton intérêt.

Merci à Thomas Baker d'avoir été aussi enthousiaste face à notre étude et nos résultats (et merci de nous avoir fait découvrir un bout de la vie Namibienne grâce au barbecue).

Merci également à Serge Elmi, de m'avoir impliqué dans son projet de cartographie au Maroc.

Merci à ma coach, collègue au sein du bureau du bonheur, et amie : Cathy. Je te souhaite de convaincre les gens qu'il ait plu sur mars.

Merci à Marie, Philou, Henri, JP, Pierre, Anne, Nico, etc... pour toutes nos conversations autour d'un café, sans oublier ceux qui sont partis entre temps : Gweltaz, Nico, François, Lenka, Manue ...

Merci à Juliette. Pour nos conversations de fille ou métaphysique, nos looses dans un champ face à Belledonne, tes concerts de clarinette, tes salades syriennes... Pour ton franc-parler, tes doutes et tes espoirs, ...

Merci à Nicole, Kakou, Vinou, Séverine, Sandrine, Mumu, Gégé, Aymeric, Stéphane, Seb, Luei, Manu, mathieu...

Merci à mes parents. Pour les conseils, les confitures, le réconfort, les encouragements, etc ...

Merci Matt.

On m'a appris que $1 + 1 = 2$,
Grand Chef dit que $1 + 1 \simeq 2$,
Petit Chef dit qu'il faut trouver autre chose, dire que $1 + 1 = 2$ n'est pas novateur,
Patrick dit que l'on ne peut être sûr de rien, il faut aller voir sur le terrain,
Cathy trouve $1 + 1 = 2.2$ et dit que "c'est génial",
Juliette ne se prononce pas, c'est trop risqué,
Mes Parents ont confiance, alors c'est moi qui ai raison : $1 + 1 = 2$,
Et Matthieu veut que $1 + 1 = 3$...

Résumé

Les données de télédétection dans le domaine du Visible, de l'Infrarouge et du rayonnement Gamma ont un potentiel pour la cartographie géologique. Ce potentiel est évalué sur l'exemple de la carte géologique de Rehoboth, zone semi aride de Namibie en contexte sédimentaire. Une méthode de détermination des contours géologiques a été mise au point à partir d'une combinaison de données multispectrales ASTER (3 bandes dans le Visible, 6 bandes dans l'Infrarouge Moyen), de données hyperspectrales HYPERION (242 bandes du visible à l'Infrarouge Moyen) et de données de rayonnement Gamma (K, U, Th). Cette méthode permet de préciser la géométrie de la carte. Le potentiel des données HYPERION a ensuite été évalué pour l'identification et la quantification des lithologies à partir de deux techniques : la méthode N-FindR et la méthode d'Analyse en Composantes Indépendantes (ACI). Les tests montrent que la méthode ACI permet d'identifier de façon plus fiable les composants lithologiques présents dans un pixel.

Mots clés : cartographie géologique, Hyperspectral, Multispectral, Radioéléments, fusion de données, classification supervisée, Analyse en Composantes Indépendantes, analyse de mélanges spectraux sous contraintes.

Abstract

Remote sensing data in the Visible and Infrared domains and Gamma ray data have a potential for the geological mapping. This potential is evaluated on the example of the geological map of Rehoboth, semi arid region of Namibia in sedimentary context. A determination method of geological layers boundaries is proposed from a combination of multispectral ASTER data (3 bands in the Visible and Near Infrared, 6 bands in the Short Waves Infrared), hyperspectral HYPERION data (242 bands from Visible to Short Waves Infrared) and Gamma ray data (K, U, Th). This method permits to precise the geometry of the map. Then the potential of HYPERION data has been estimated for the identification and quantification of lithologies from two techniques : the N-FindR method and the Independent Components Analysis (ICA). The tests show that the ICA method allows to identify with more reliability the lithological components present in a pixel.

Keywords : geological mapping, Hyperspectral, Multispectral, Radioéléments, data fusion, supervised classification, Independent Component Analysis, constrained linear spectral mixture analysis.

Table des matières

| | | |
|----------|--|-----------|
| 1 | Introduction Générale | 1 |
| 2 | Spectroscopie et Télédétection passive | 7 |
| 2.1 | Rayonnement électromagnétique | 8 |
| 2.1.1 | Interaction Onde/Matière | 9 |
| 2.1.2 | Interaction Onde/Atmosphère | 12 |
| 2.1.3 | Signature spectrale des surfaces | 14 |
| 2.1.4 | Le rayonnement électromagnétique Gamma | 18 |
| 2.2 | Les capteurs | 20 |
| 2.2.1 | Caractéristiques techniques des capteurs | 20 |
| 2.2.2 | Les capteurs multispectraux | 21 |
| 2.2.2.1 | A bord de LANDSAT | 21 |
| 2.2.2.2 | A bord de SPOT | 23 |
| 2.2.2.3 | ASTER | 24 |
| 2.2.2.4 | A bord de Clementine | 26 |
| 2.2.2.5 | HRSC | 26 |
| 2.2.3 | Les capteurs hyperspectraux | 27 |
| 2.2.3.1 | AVIRIS | 27 |
| 2.2.3.2 | CASI | 29 |
| 2.2.3.3 | HyMap | 29 |
| 2.2.3.4 | OMEGA | 30 |
| 2.2.3.5 | HYPERION | 30 |
| 2.2.4 | Spectromètre Gamma Aéroporté | 31 |
| 2.3 | Choix des données de télédétection | 32 |
| 3 | Méthodes d'analyse d'images pour la cartographie géologique | 35 |
| 3.1 | Cartographie de la géométrie des entités lithologiques | 36 |
| 3.1.1 | Réduction des données de télédétection | 36 |
| 3.1.1.1 | Analyse en Composantes Principales | 36 |
| 3.1.1.2 | Transformée en Fraction de Bruit Maximale | 39 |
| 3.1.1.3 | Applications | 40 |
| 3.1.2 | Classification Supervisée par Maximum de Vraisemblance | 41 |
| 3.1.2.1 | Principe | 41 |
| 3.1.2.2 | Initialisation des zones d'apprentissage | 43 |
| 3.1.2.3 | Estimateurs de qualité des résultats | 45 |
| 3.2 | Identification lithologique et Réalisation de cartes d'abondance | 46 |

| | | |
|----------|---|------------|
| 3.2.1 | Méthode N-FINDR | 48 |
| 3.2.2 | Analyse en Composantes Indépendantes | 50 |
| 3.2.2.1 | Introduction | 50 |
| 3.2.2.2 | Principe | 51 |
| 3.2.2.3 | Séparation des sources par la méthode FAST-ICA | 55 |
| 3.2.2.4 | Séparation des sources par la méthode Contextual-ICA | 55 |
| 3.2.2.5 | Séparation des sources par la méthode de Zibulevsky | 57 |
| 3.2.2.6 | Prétraitement des données | 57 |
| 3.2.2.7 | Applications et Discussion | 58 |
| 3.2.3 | Identification lithologique | 60 |
| 3.2.4 | Analyse de mélanges spectraux sous contraintes | 60 |
| 3.2.4.1 | Résolution du problème d'analyse de mélanges spectraux sous contraintes | 62 |
| 3.2.4.2 | Applications et Conclusions | 64 |
| 3.3 | Fusion de données multicateurs | 64 |
| 3.3.1 | Fusion de données après analyse individuelle | 65 |
| 3.3.2 | Fusion de données par analyse simultanée | 66 |
| 4 | Cartographie des contours géologiques de Rehoboth (Namibie) | 71 |
| 4.1 | Présentation du site de Rehoboth | 72 |
| 4.2 | Prétraitements des données multicateurs | 74 |
| 4.3 | Réduction de la dimension de l'étude | 77 |
| 4.4 | Classification supervisée | 80 |
| 4.4.1 | Initialisation des zones d'apprentissage | 80 |
| 4.4.2 | Classifications à partir de zones d'apprentissage carrées | 82 |
| 4.4.2.1 | Potentiel des données de radioéléments | 82 |
| 4.4.2.2 | Potentiel des données ASTER | 83 |
| 4.4.2.3 | Potentiel des données HYPERION | 87 |
| 4.4.2.4 | Potentiel de la fusion des données multicateurs et Conclu- sions | 88 |
| 4.4.3 | Classifications à partir de zones d'apprentissage aléatoires | 92 |
| 4.4.3.1 | Potentiel des données de radioéléments | 92 |
| 4.4.3.2 | Potentiel des données ASTER | 94 |
| 4.4.3.3 | Potentiel des données HYPERION | 96 |
| 4.4.3.4 | Potentiel de la fusion des données multicateurs | 98 |
| 4.4.3.5 | Conclusions | 100 |
| 4.5 | Compléments d'analyse du potentiel des données ASTER | 101 |
| 4.6 | Valeur géologique ajoutée | 103 |
| 4.7 | Conclusion | 107 |
| 5 | Cartographie lithologique de Rehoboth à l'échelle du pixel | 111 |
| 5.1 | Données spectrales enregistrées par spectroradiomètre GER3700 | 112 |
| 5.1.1 | Librairies spectrales in situ | 112 |
| 5.1.2 | Potentiels de discrimination lithologique des bandes spectrales GER3700 et HYPERION entre deux calcaires | 118 |
| 5.2 | Données spectrales enregistrées par HYPERION et rapport S/B faible | 121 |

| | | |
|----------|--|-------------|
| 5.3 | Hypothèse de l'existence de pixels purs : méthode N-FINDR | 124 |
| 5.3.1 | Choix du nombre de composantes principales MNF HYPERION | 125 |
| 5.3.2 | Librairie spectrale pour l'identification des pôles purs | 126 |
| 5.3.3 | Librairie spectrale pour la quantification des composants | 126 |
| 5.3.4 | Effet du mélange lithologique | 127 |
| 5.3.4.1 | Existence de pixels purs | 127 |
| 5.3.4.2 | Absence de pixels purs | 135 |
| 5.3.5 | Effet de la pente | 139 |
| 5.3.6 | Bilan de l'utilisation de la méthode N-FINDR sur des données HY- PERION | 141 |
| 5.4 | Hypothèse de mélanges lithologiques : méthode ACI | 143 |
| 5.4.1 | Validité de l'hypothèse d'indépendance des sources | 145 |
| 5.4.2 | Tests des méthodes ACI sur des données synthétiques | 145 |
| 5.4.2.1 | Potentiel de discrimination des méthodes ACI | 146 |
| 5.4.2.2 | Sensibilité des méthodes ACI | 153 |
| 5.4.3 | Séparation de sources sur les données HYPERION de Rehoboth | 155 |
| 5.4.3.1 | Choix du nombre de spectres à séparer | 155 |
| 5.4.3.2 | Effet du mélange lithologique | 156 |
| 5.4.3.3 | Effet de la pente | 166 |
| 5.4.4 | Bilan de l'utilisation de méthodes ACI sur des données HYPERION | 168 |
| 5.5 | Conclusion | 169 |
| 6 | Conclusion Générale | 173 |
| | Bibliographie | i |
| | Annexe | xi |
| | A Illustration de l'ACI | xiii |
| | Annexe | xvi |
| | B Publications | xvii |

Chapitre 1

Introduction Générale

Une carte géologique est une représentation sur un fond topographique, des terrains qui affleurent à la surface du sol. Il peut s'agir de la roche mère ou du régolithe, ce terme désignant la partie altérée de la roche mère et incluant les formations superficielles. Une carte géologique comprend donc des informations sur les limites des couches affleurantes et des formations superficielles récentes ainsi que sur la nature lithologique des couches.

Les cartes géologiques sont des outils fondamentaux pour de multiples applications. Néanmoins, lors d'un travail de cartographie géologique, les géologues sont confrontés à différents problèmes. Un accès limité aux affleurements (végétation, propriété privée et relief escarpé), une durée de mission limitée (des conditions climatiques plus ou moins favorables) engendrent une hétérogénéité et une discontinuité de l'information recueillie.

Pour pallier ces problèmes, l'utilisation de données de télédétection aériennes et spatiales peut constituer une source d'information considérable. En effet chaque capteur mesure une propriété physique de la surface terrestre avec des caractéristiques précises (résolution spatiale, spectrale et radiométrique, angle de prise de vue, date d'acquisition et rapport Signal sur Bruit). L'utilisation de données de télédétection permet de disposer d'informations sous forme numérique et toutes géoréférencées dans un même système.

Il est possible d'extraire une information géométrique à partir des données spectrales enregistrées dans les longueurs d'onde du Visible à l'Infrarouge Thermique et à partir des données enregistrées par les capteurs mesurant le rayonnement Gamma. Néanmoins à partir des données d'un seul capteur, il est difficile d'extraire l'ensemble de ces informations. Par contre en combinant les données spectrales de différents capteurs, la somme des informations devient pertinente et une cartographie des limites de chaque entité lithologique peut être réalisée. Le premier objectif de cette thèse est d'estimer le nombre minimal de données de télédétection nécessaires à une cartographie géométrique des couches. Cette estimation a été réalisée en utilisant les données de télédétection suivantes :

- les données géophysiques aéroportées radiométriques (Thorium, Uranium et Potassium),
- les 9 données multispectrales du capteur ASTER embarqué sur le satellite TERRA-EOS (du Visible à l'Infrarouge Moyen),
- et les 242 données hyperspectrales du capteur HYPERION embarqué sur le satellite EO-1 (du Visible à l'Infrarouge Moyen).

L'estimation du potentiel de ces données a ainsi donné lieu à la mise en place d'une

méthodologie d'aide à la cartographie géométrique des couches.

Chaque mesure spectrale enregistrée est une combinaison des propriétés physiques de tous les éléments au sol constituant la surface d'étude. Ces mesures peuvent alors être utilisées pour l'identification et la quantification des principaux éléments de la surface. D'autre part des acquisitions de données spectrales ont été réalisées au cours des 20 dernières années à partir d'instruments hyperspectraux aéroportés, et le traitement ainsi que l'analyse de ces données a permis la cartographie géologique à l'échelle du pixel de différents sites d'études. HYPERION est le premier instrument hyperspectral placé à bord d'un satellite et des données hyperspectrales sont maintenant disponibles sur toute la surface terrestre. Le second objectif de cette thèse consiste à estimer les potentiels des données hyperspectrales HYPERION pour l'identification et la quantification lithologique. Cette estimation a été réalisée au cours d'une méthodologie généralement utilisée lors du traitement de données hyperspectrales aéroportées. Celle-ci suppose qu'il existe des données spectrales HYPERION contenant une information relative à une seule roche ou un seul végétal.

Finalement une nouvelle méthodologie de cartographie géologique à l'échelle du pixel a été mise en place en supposant que chaque donnée spectrale enregistrée par HYPERION contient une information relative à plusieurs composants lithologiques et/ou végétaux. Dans ce cas, l'hypothèse considérée (une donnée spectrale contient une information relative à plusieurs composants) est certes plus complexe à prendre en compte, mais également plus proche de la réalité.

Les notions essentielles de spectroscopie sont présentées dans le **chapitre 2**. Une description des différents instruments de télédétection, enregistrant le rayonnement électromagnétique dans le domaine du Visible, de l'Infrarouge et des ondes Gamma est ensuite proposée. Finalement l'intérêt des données de télédétection qui seront fusionnées au cours de la méthodologie semi automatique de cartographie géologique et pédologique est exposé.

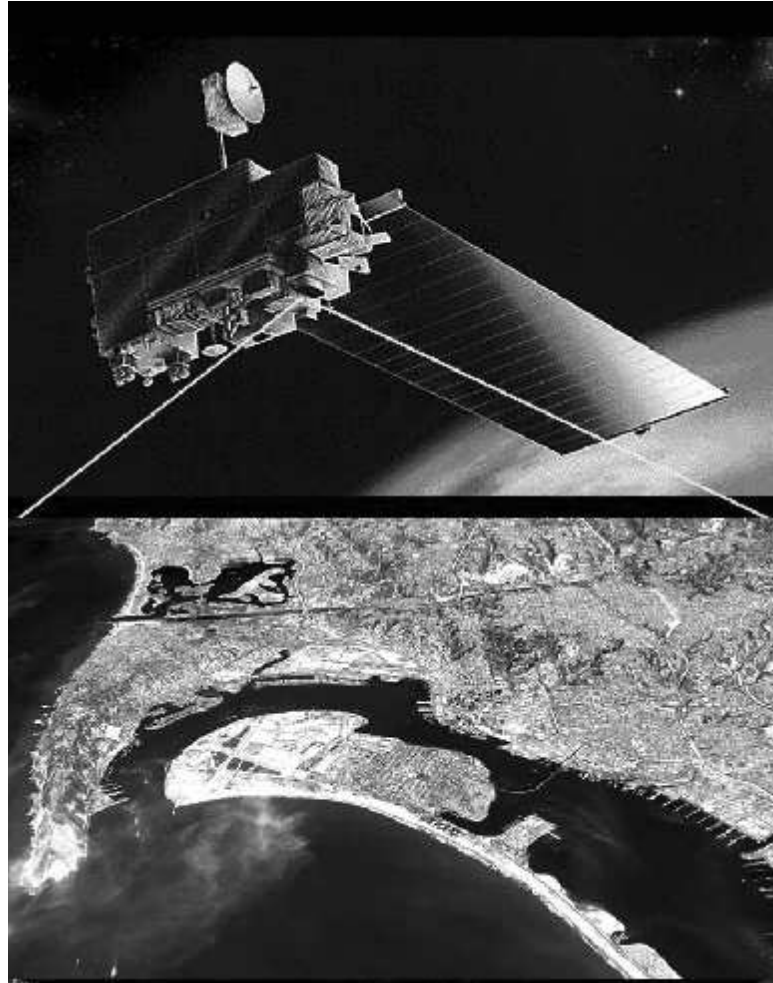
Parmi les méthodes existantes de réduction de la dimensionnalité de données nous avons choisis d'utiliser la méthode d'Analyse en Composantes Principales et la méthode de Transformée en Fraction de Bruit Maximale. La nouvelle série de données ainsi obtenue a été intégrée au sein de la méthode de classification supervisée par maximum de vraisemblance. Cette méthodologie permet la cartographie des limites de couches lithologiques. Pour chacune des couches lithologiques cartographiées, nous avons alors cherché à identifier ses constituants. Dans un premier temps, nous les avons identifiés en supposant que chaque donnée spectrale enregistrée contient une information relative à un seul composant (lithologique ou végétal). Pour cela, nous avons utilisé la méthode N-FINDR. Ensuite, nous les avons identifiés en supposant que toute donnée spectrale contient une information relative à plusieurs composants (lithologiques ou végétaux). Nous avons pour cela utilisé la méthode d'Analyse en Composantes Indépendantes. Finalement, la distribution spatiale de chaque composant identifié a été obtenue par une analyse de mélanges spectraux sous contraintes. Toutes ces méthodes sont exposées en détails dans le **chapitre 3**.

Le **chapitre 4** présente une application de la méthodologie semi-automatique de car-

tographie des limites de couches lithologiques sur une zone semi aride située dans la région de Rehoboth en Namibie. Le contexte géologique de la zone d'étude est tout d'abord exposé. Ensuite les données de télédétection multicapteurs utilisées et les prétraitements réalisés sur chacune d'entre elles sont présentées. La méthodologie semi-automatique de cartographie des limites de couches lithologiques est alors exposée pas à pas, tout en estimant en parallèle les potentiels de chaque donnée de télédétection.

Le **chapitre 5** présente l'application de deux méthodologies d'identification et de quantification des composants (lithologiques et/ou végétaux) des entités lithologiques de la zone de Rehoboth. Une phase préliminaire est consacrée à la présentation de l'étude spectrale in situ réalisée sur le site de Rehoboth. Ensuite nous exposons les résultats d'une première identification et quantification des composants de Rehoboth. Cette méthodologie suppose qu'il existe des données spectrales HYPERION contenant une information relative à un seul composant (lithologique ou végétal). Enfin, nous exposons les résultats d'une seconde méthodologie d'identification et quantification des composants, réalisée en supposant que chaque donnée spectrale HYPERION contient une combinaison d'informations relatives à l'ensemble des composants (lithologiques ou végétaux) en surface. Une comparaison des résultats de ces deux méthodologies est alors présentée.

Le **sixième et dernier chapitre** est consacré à la présentation générale des conclusions et perspectives découlant de ce travail.



Chapitre 2

Spectroscopie et Télédétection passive

La télédétection est une technique d'acquisition d'informations sur un objet ou une surface à travers l'analyse de données acquises par un capteur situé à distance de l'objet ou de la surface étudié. La télédétection est née bien avant les premiers satellites. On peut distinguer trois grandes périodes : la première commencent avec l'essor des montgolfières et de la photo au 19ème siècle, la seconde est caractérisée par le développement rapide des avions au début du 20ème, et enfin la 3ème période qui a profité, dès 1957, de la mise sur orbite de satellites.

Les capteurs que nous avons utilisés enregistrent le rayonnement électromagnétique réfléchi et émis par la surface terrestre. Ce rayonnement électromagnétique est initialement émis par le soleil. Afin d'exploiter au mieux les données de télédétection, il est important de comprendre la physique du rayonnement électromagnétique, son interaction avec l'atmosphère et son interaction avec notre objet d'étude : la surface terrestre composée de sols, roches, végétaux et d'eau.

Les interactions entre le rayonnement électromagnétique et la matière sont présentées dans la première partie de ce chapitre. Nous présentons également la réponse spectrale des principaux éléments naturels que nous sommes susceptibles d'étudier au cours de nos recherches. Dans une deuxième partie nous présentons les différents capteurs de télédétection, enregistrant le rayonnement électromagnétique dans le domaine du Visible et de l'Infrarouge. Dans une troisième partie nous présentons les instruments aéroportés enregistrant le rayonnement électromagnétique dans le domaine spectral des ondes Gamma. Enfin, nous exposons la série de données de télédétection utilisées par la suite dans les méthodes de cartographie géologique.

2.1 Rayonnement électromagnétique

Le Rayonnement Électromagnétique (REM) est une énergie se déplaçant dans l'espace sous la forme d'une onde associée à un champ magnétique et un champ électrique. Ce REM se caractérise par sa longueur d'onde λ . Il est entretenu par le mouvement de particules élémentaires immatérielles, appelées photons, transportant chacun la même quantité élémentaire d'énergie. Cette quantité d'énergie élémentaire E (exprimée en Joules) est inversement proportionnelle à la longueur d'onde considérée. Cette relation a été formulée par Max Planck (loi de Planck) comme : $E = \nu h$ où h est la constante de Planck ($h = 6.62 \times 10^{-34}$ Js) et ν est la fréquence du REM.

Le spectre électromagnétique est la décomposition du REM en fonction de sa longueur d'onde. Le spectre est divisé en plusieurs domaines, classés par longueur d'onde décroissante : les ondes Audio, Radio et Radar, l'Infrarouge, la lumière Visible, les Ultra Violet, et les rayons Gamma (Figure 2.1). Les ondes Radio et Radar peuvent être produites par un flux de courant alternatif dans des corps conducteurs ou des antennes. Les ondes Infrarouges sont produites par vibration et rotation des molécules. Elles sont divisées en trois domaines, le Proche Infrarouge, l'Infrarouge Moyen et l'Infrarouge Thermique (Figure 2.2a). Le domaine du Visible est relativement petit du fait de la sensibilité spectrale des yeux de l'homme qui s'étend seulement entre 0.4 et 0.7 μm (Figure 2.2b). Les rayons Gamma résultent de la rupture de noyaux atomiques durant la fission nucléaire ou les réactions de fusion.

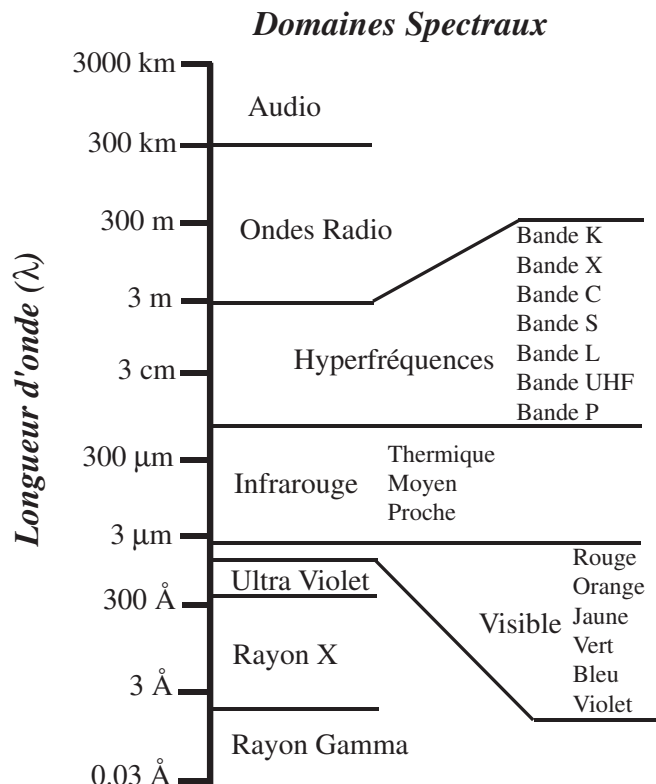


FIG. 2.1 – Spectre électromagnétique.

| | | |
|-----------------------|--------------|-------------------------|
| a) Infrarouge (IR) | IR Thermique | 3 - 100 μm |
| | IR Moyen | 1.1 - 3 μm |
| | IR Proche | 0.7 - 1.1 μm |
| b) Visible | Rouge | 0.6 - 0.7 μm |
| | Vert | 0.5 - 0.6 μm |
| | Bleu | 0.4 - 0.5 μm |

FIG. 2.2 – Détails des domaines spectraux a) de l’Infrarouge et b) du Visible.

Toute matière ayant une température supérieure au zéro absolu (-273.15°C) émet un REM. Le corps noir est un objet théorique qui absorbe et ré-émet toute l’énergie électromagnétique qu’il reçoit. L’énergie totale émise M par un corps noir est liée à sa température absolue T par la loi de Stefan-Boltzmann : $M = \sigma T^4$, où σ est la constante de Stefan-Boltzmann (Drury, 1993).

Cependant, le domaine spectral d’émission de REM par un corps noir dépend de sa température (Figure 2.3). La surface terrestre a une température proche de 300°K . Ainsi, tout corps noir situé à la surface de la terre émet un REM dans l’Infrarouge Thermique, et le maximum d’émission de REM est situé à $9.7\mu\text{m}$. Par contre le soleil émet un REM entre 0.1 et $100\mu\text{m}$ de la même manière qu’un corps noir dont la température serait de 6000°K . Son maximum d’émission de REM est situé à $0.5\mu\text{m}$. Ainsi le soleil est la plus grande source de REM pour la télédétection.

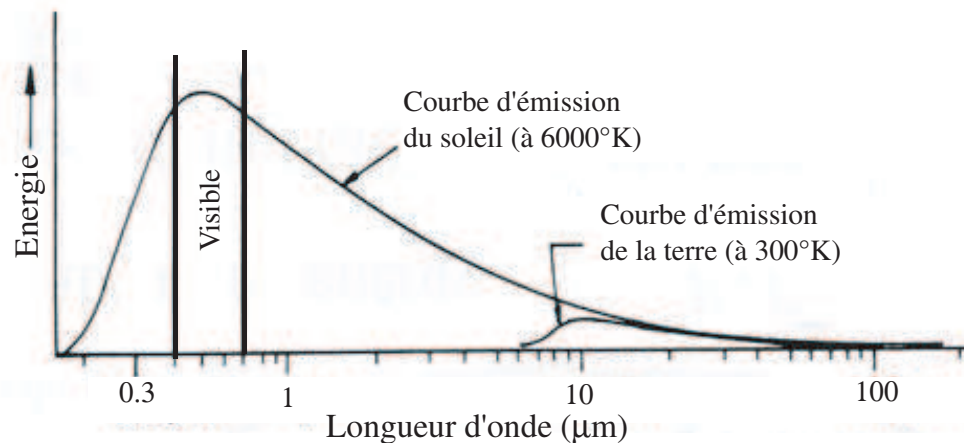


FIG. 2.3 – Courbe d’émission spectrale du REM du soleil (6000°K) et de la surface de la terre (300°K).

2.1.1 Interaction Onde/Matière

Lorsque le rayonnement solaire incident rencontre la surface terrestre, trois types d’interaction de l’énergie avec la matière sont possibles. L’énergie incidente $E_I(\lambda)$ est soit réfléchi, soit absorbée, soit transmise (Figure 2.4) :

- Un corps qui reçoit une quantité de REM en transmet une partie $E_T(\lambda)$, créant ainsi un phénomène de transmission. Un objet transparent a une transmission élevée dans les longueurs d'onde du Visible. La surface d'eau pure est un exemple de surface susceptible de transmettre une partie du REM.
- Un corps qui reçoit une énergie électromagnétique en absorbe une partie $E_A(\lambda)$. Ce phénomène s'appelle l'absorption. L'énergie absorbée est transformée et modifie l'énergie interne du corps.
- Un corps qui reçoit une énergie électromagnétique en réfléchit une partie $E_R(\lambda)$ (exprimée en pourcentage d'énergie réfléchie). Ce phénomène est appelé la réflexion ou radiance. Lorsqu'il s'agit d'énergie solaire réfléchie par une surface terrestre, on parle d'albédo. La réflexion peut être spéculaire (Figure 2.5a), les angles d'incidence et de réflexion sont alors égaux et situés dans un plan perpendiculaire à la surface, ou diffuse lorsqu'elle est dirigée de manière identique dans toutes les directions (Figure 2.5b).

Les propriétés de réflectance des différents corps à la surface terrestre (roches, champs, bâtiments, lacs, ...) peuvent être quantifiées en mesurant la part d'énergie incidente E_I qui est réfléchie E_R . Cette propriété est mesurée comme une fonction de la longueur d'onde λ et est appelée réflectance spectrale $\rho(\lambda)$:

$$\rho(\lambda) = \frac{E_R(\lambda)}{E_I(\lambda)} \quad (2.1.1)$$

La représentation graphique de la réflectance spectrale en fonction de la longueur d'onde est appelée signature spectrale (Figure 2.6).

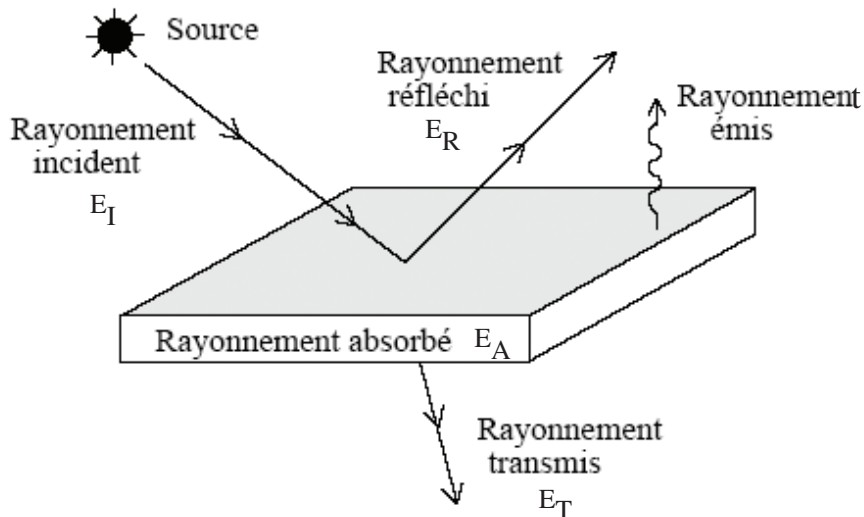


FIG. 2.4 – Interaction du REM avec la surface.

La loi de conservation de l'énergie appliquée à l'interaction entre ces énergies pour une longueur d'onde donnée λ peut s'écrire comme (Lillesand and Kiefer, 2000) :

$$E_I(\lambda) = E_R(\lambda) + E_A(\lambda) + E_T(\lambda) \quad (2.1.2)$$

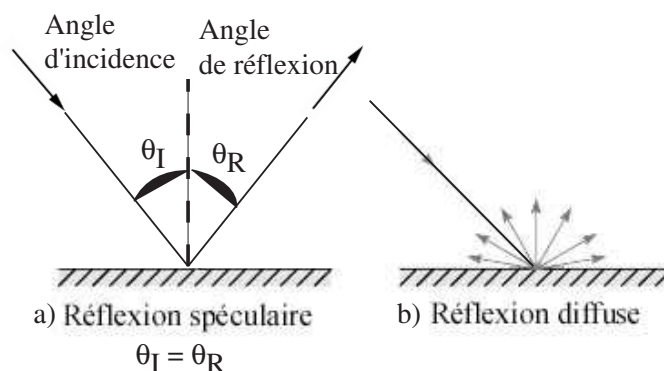


FIG. 2.5 – Illustration du phénomène de réflexion a) spéculaire et b) diffuse.

Indépendamment de l'énergie incidente, tout corps émet un REM dépendant de la température de son corps (cf propriété d'un corps noir §2.1). C'est le phénomène d'émission (Figure 2.4).

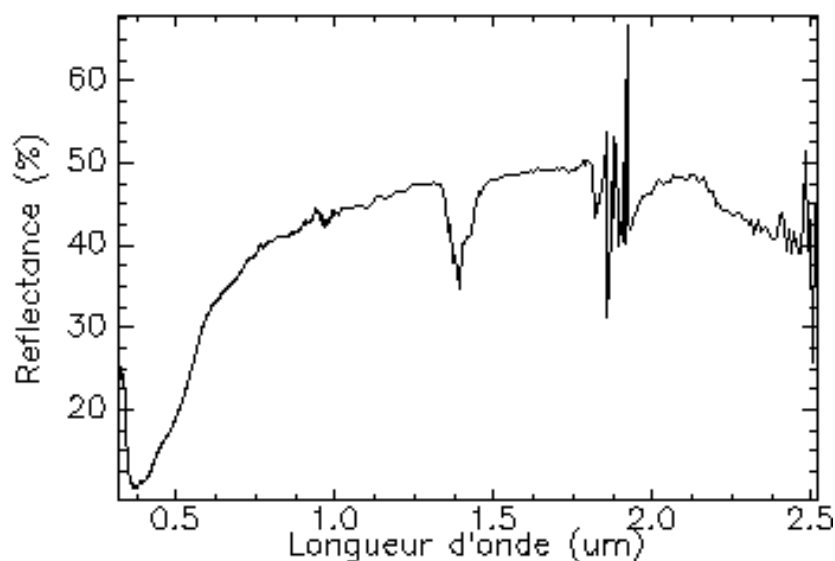


FIG. 2.6 – Exemple de la signature spectrale d'un échantillon de sable éolien de 0.4 à 2.5µm enregistrée sur le terrain.

Le REM émis par le soleil, traverse une première fois l'atmosphère avant de se réfléchir sur la surface terrestre, puis retraverse alors l'atmosphère. Les capteurs dits passifs, enregistrent cette énergie réfléchi par la surface terrestre. Le REM solaire interagit donc avec l'atmosphère et la surface terrestre avant d'être enregistré par les capteurs.

2.1.2 Interaction Onde/Atmosphère

Au cours du trajet du soleil à la surface de la terre, le rayonnement solaire incident peut être diffusé ou absorbé par les particules et les gaz présents dans l'atmosphère :

- La diffusion se produit lors de l'interaction entre le rayonnement incident et les particules ou les grosses molécules de gaz présentes dans l'atmosphère. Les particules dévient le rayonnement de sa trajectoire initiale. Le niveau de diffusion dépend de plusieurs facteurs comme la longueur d'onde, la densité de particules et de molécules, et l'épaisseur de l'atmosphère à traverser. Trois types de diffusions ont été recensés (Lillesand and Kiefer, 2000) :
 1. La diffusion de Rayleigh se produit lorsque la taille des particules est inférieure à la longueur d'onde du rayonnement. Celles-ci peuvent être soit des particules de poussière ou des molécules d'azote ou d'oxygène. La diffusion de Rayleigh disperse et dévie de façon plus importante les courtes longueurs d'onde que les grandes longueurs d'onde. Cette forme de diffusion est prédominante dans les couches supérieures de l'atmosphère. Ce phénomène explique pourquoi nous percevons un ciel bleu durant la journée. Comme la lumière du soleil traverse l'atmosphère, les courtes longueurs d'onde (correspondant au bleu) du spectre visible sont dispersées et déviées de façon plus importante que les grandes longueurs d'onde.
 2. La diffusion de Mie se produit lorsque la taille des particules est de l'ordre de la longueur d'onde du rayonnement. Ce type de diffusion est souvent produit par la poussière, le pollen, la fumée et les gouttes d'eau. Ce genre de diffusion affecte les plus grandes longueurs d'onde et se produit surtout dans les couches inférieures de l'atmosphère où les grosses particules sont plus abondantes.
 3. La diffusion " non sélective " qui se produit lorsque les particules (les gouttes d'eau et les grosses particules de poussière) sont beaucoup plus grosses que la longueur d'onde du rayonnement. Ce type de diffusion est appelé " non sélective ", car toutes les longueurs d'onde sont dispersées.
- Le phénomène d'absorption survient lorsque les grosses molécules de l'atmosphère (principalement l'ozone, le dioxyde de carbone et la vapeur d'eau) absorbent l'énergie dans plusieurs longueurs d'onde. L'ozone absorbe les rayons Ultraviolets. Le dioxyde de carbone absorbe une grande partie du rayonnement dans la portion Infrarouge Thermique du spectre et emprisonne la chaleur dans l'atmosphère. La vapeur d'eau dans l'atmosphère absorbe une grande partie du rayonnement Infrarouge de grandes longueurs d'onde et des hyperfréquences de petites longueurs d'onde qui entrent dans l'atmosphère (entre 22mm et 1m). Les domaines spectraux dans lesquels l'atmosphère a une transmission forte sont appelés fenêtres atmosphériques. Inversement les domaines spectraux dans lesquels l'atmosphère a une absorption forte sont appelés bandes d'absorption. La Figure 2.7 illustre l'émission de REM d'un corps noir à $6000^{\circ}K$, l'émission de REM solaire enregistré au sommet de l'atmosphère,

et enfin l'émission de REM solaire enregistré au niveau de la mer dans le domaine spectral du Visible et Proche Infrarouge. La réponse spectrale enregistrée au niveau de la mer met en évidence les bandes d'absorption de l'atmosphère entre 0.4 et 2.5 μm (Figure 2.8). Les plus importantes sont situées à 1.4 μm et 1.9 μm , et sont principalement dues à l'eau (Figure 2.7 et 2.8).

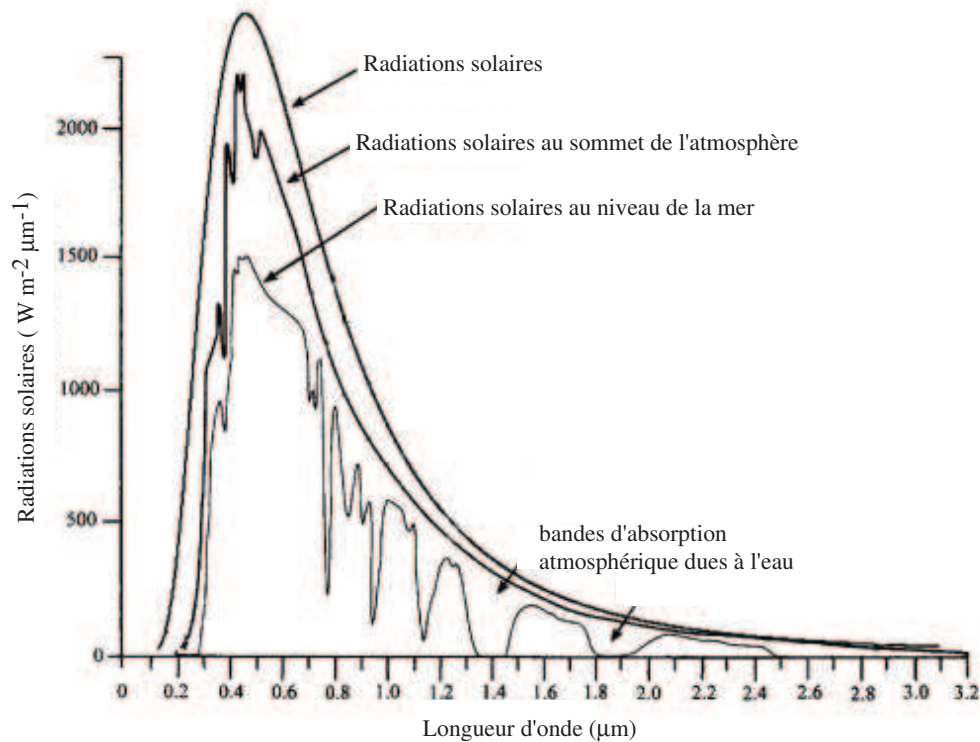


FIG. 2.7 – Emission de REM solaire enregistré au niveau de la mer et au sommet de l'atmosphère, et l'émission de REM d'un corps noir à 6000 K : étude des effets atmosphériques par Valley (1965).

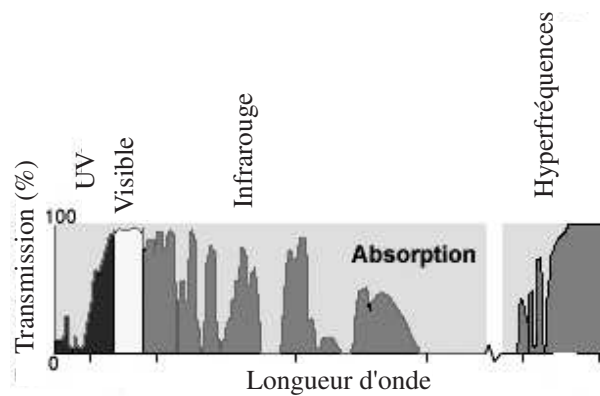


FIG. 2.8 – Transmission du REM solaire (en %) à travers l'atmosphère (Goetz and Rowan, 1981).

La réponse spectrale d'un sable éolien enregistrée sur le terrain (Figure 2.6) possède les bandes d'absorption à $1.4\mu\text{m}$ et $1.9\mu\text{m}$ dues à la présence d'eau dans l'atmosphère.

2.1.3 Signature spectrale des surfaces

Chaque élément de la surface terrestre peut être identifié par une analyse de sa signature spectrale enregistrée du Visible à l'Infrarouge Thermique. En effet la signature spectrale de chaque élément (végétaux, roches, sols, minéraux) est caractérisée par des bandes d'absorption. Une comparaison de signatures spectrales de différents éléments peut alors permettre une discrimination de ces éléments.

Les données spectrales enregistrées par un capteur sur une surface d'étude sont généralement des combinaisons de données spectrales des différents éléments présents au sein cette surface. Il est alors complexe d'extraire l'information spectrale discriminatoire de chaque élément à partir d'une combinaison de données.

Signature spectrale des végétaux

La réponse spectrale des végétaux dans le domaine spectral du Visible (de $0,4$ à $0,7\mu\text{m}$) est essentiellement liée à la pigmentation des feuilles. La chlorophylle absorbe fortement l'énergie dans les bandes spectrales centrées à 0.45 et $0.67\mu\text{m}$ (Figure 2.9 et 2.10). Cette forte absorption dans le domaine du rouge et du bleu, ajoutée à une forte réflexion de l'énergie dans le vert est la raison pour laquelle nos yeux perçoivent les plantes d'une couleur verte.

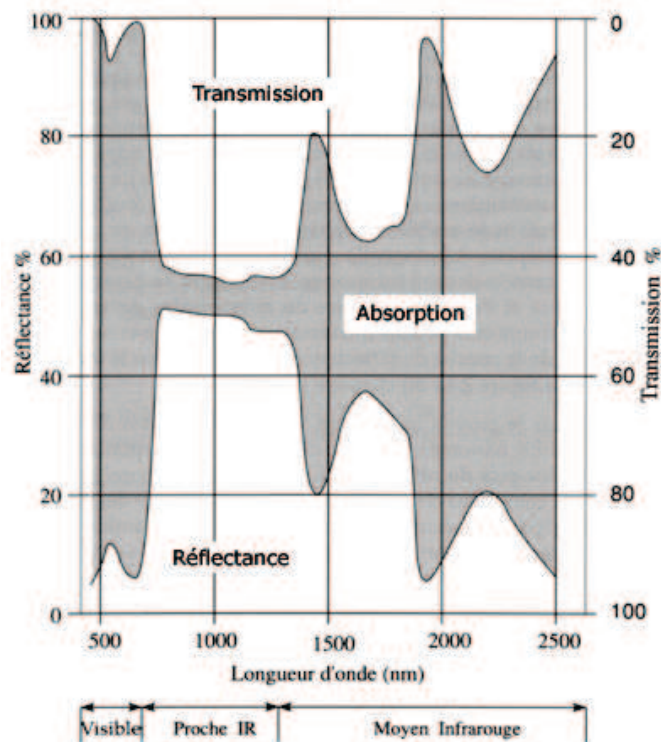


FIG. 2.9 – Courbes de transmission (en %) et de réflectance (en %) de la végétation.

L'état de santé des végétaux détermine la réponse spectrale dans le Proche Infrarouge (de $0,7$ à $1,1\mu\text{m}$). Lorsque le végétal est en mauvaise santé, donc lorsque son activité chlorophyllienne baisse, sa réflexion dans le Proche Infrarouge baisse. Au contraire, les végétaux en bonne santé, en pleine maturation et bien irrigués ont une activité chlorophyllienne très importante et par conséquent une réponse spectrale élevée.

Dans l'Infrarouge Moyen (de $1,3$ à $1,9\mu\text{m}$) la réponse spectrale des végétaux est essentiellement conditionnée par leur teneur en eau. Un végétal chlorophyllien contenant de l'eau a une réponse spectrale qui va chuter dans l'Infrarouge Moyen au niveau des bandes d'absorption de l'eau à $1,4\mu\text{m}$ et $1,9\mu\text{m}$ (Figure 2.9 et 2.10).

Néanmoins, une zone végétale est un milieu hétérogène composé de feuilles, de troncs et de branches, de sols, d'eau... Ces nombreux éléments diffèrent considérablement dans leurs réponses spectrales respectives. Le comportement spectral des végétaux est par conséquent très complexe à modéliser. De plus une zone végétale est un milieu vivant sensible aux saisons, aux aléas du climat ou encore aux maladies, pouvant générer des changements dans les réponses spectrales.

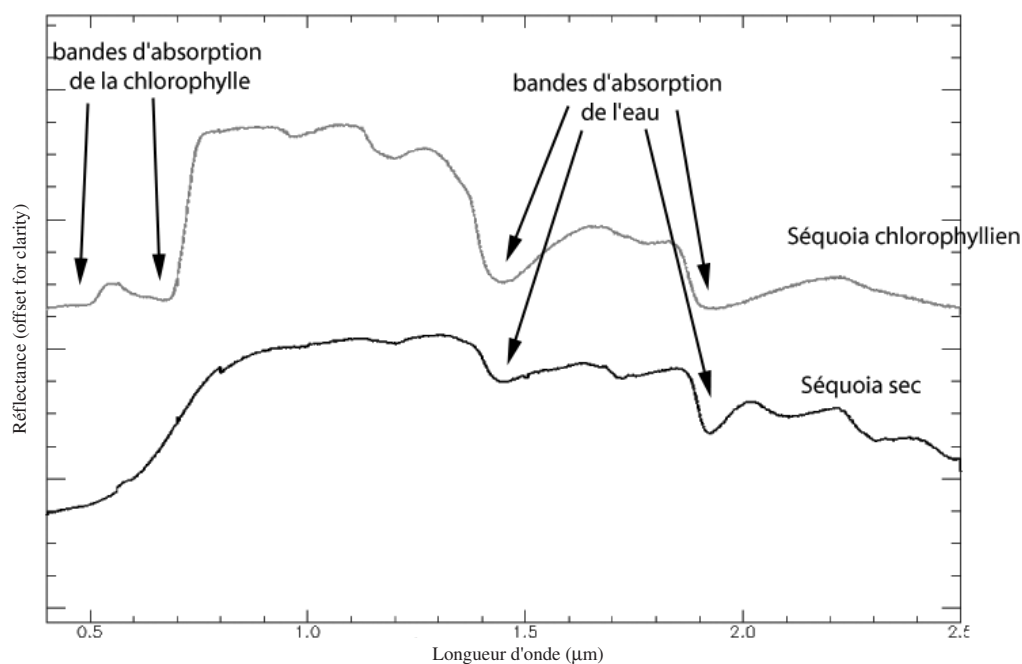


FIG. 2.10 – Courbes de Réflectance enregistrées en laboratoire de deux végétaux : un séquoia sec et un séquoia chlorophyllien.

Signature spectrale des minéraux :

Les minéraux peuvent être discriminés par des mesures de réflectance dans trois principales fenêtres atmosphériques : le Visible et le Proche Infrarouge (Visible and Near InfraRed VNIR) (de $0,4$ à $1,1\mu\text{m}$), l'Infrarouge Moyen (Short Wave InfraRed SWIR) (de $1,1$ à $2,5\mu\text{m}$) et l'Infrarouge Thermique (Thermal InfraRed TIR) (de 8 à $14\mu\text{m}$).

Dans le domaine du Visible, le fer est généralement le seul élément présent en quantité suffisante dans les minéraux pour affecter le spectre de réflectance et produire des bandes d'absorption. La présence de fer est détectable dans le Visible et le Proche Infrarouge

grâce aux ions Fe^{2+} et Fe^{3+} : les ions ferreux Fe^{2+} produisent une forte bande d'absorption à $1.1\mu\text{m}$, les ions ferriques Fe^{3+} produisent deux fortes bandes à $0.4\mu\text{m}$ et $0.7\mu\text{m}$ (Clark, 1999).

Dans le domaine de l'Infrarouge Moyen un nombre plus important d'éléments peut être discriminé. Le nombre de bandes d'absorption dues à des processus vibratoires est important dans les spectres de réflectance de minéraux contenant de l'eau, des ions hydroxides ou des carbonates. Les minéraux formés des liaisons AL-OH tendent à absorber l'énergie près de $2.2\mu\text{m}$ (Clark, 1999), tandis que les minéraux formés des liaisons Mg-OH tendent à absorber l'énergie près de $2.35\mu\text{m}$. Le pyroxène $(\text{Mg,Fe})\text{SiO}_3$ peut être discriminé du quartz (SiO_2) par identification de bandes d'absorption dans les régions spectrales $2.35\mu\text{m}$ montrant la présence de Mg, et dans le Visible montrant la présence d'ions ferreux (Figure 2.11). La calcite est un minéral pouvant être identifié par mise en évidence de bandes d'absorption dans les régions spectrales de 1.87 , 1.99 , 2.16 , 2.33 et $2.52\mu\text{m}$ (Figure 2.11).

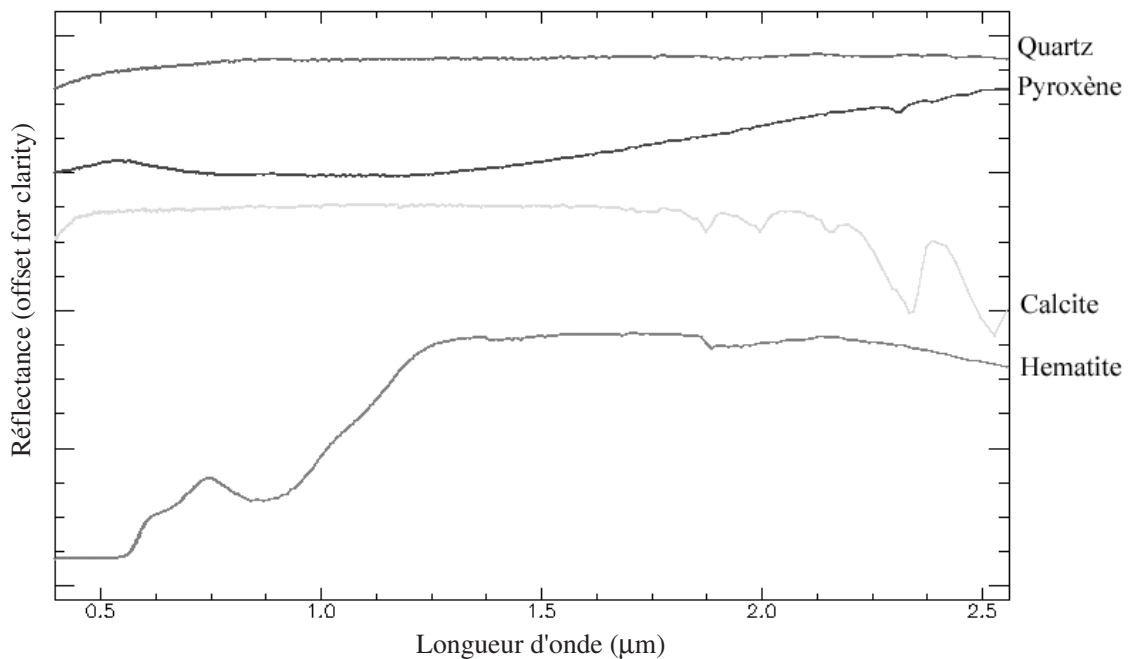


FIG. 2.11 – Signatures spectrales enregistreées en laboratoire de 4 minéraux fréquemment rencontrés sur terre : quartz, pyroxène, calcite et hematite.

Le domaine spectral de l'Infrarouge Thermique est généralement la seule partie du spectre des minéraux permettant de discriminer la présence de silicates (Vincent *et al.*, 1975). Néanmoins, cette partie du spectre est plus complexe à étudier du fait d'une dépendance entre la réponse spectrale et la taille des grains (Salisbury *et al.*, 1987). De plus dans ce domaine spectral il est difficile de distinguer les caractéristiques spectrales provenant de la réflexion solaire de celles provenant de l'émission thermique.

Plusieurs études de la réponse spectrale de minéraux dans le VNIR et SWIR ont été réalisées par Hunt (1977, 1979), Hunt and Salisbury (1970, 1971) et Hunt *et al.* (1971a,

1971*b*, 1972, 1973).

Signature spectrale des roches :

Une roche est un assemblage de minéraux. La signature spectrale d'une roche est donc une combinaison des signatures spectrales des minéraux qui la compose. D'autre part, les roches affleurantes ont généralement une surface fortement altérée par l'action des agents atmosphériques. L'altération des roches crée une patine constituée d'un mélange d'argiles (70 % en moyenne), d'hydroxides, d'oxydes de fer et de manganèse. La réflectance est modifiée par cette patine : pour les roches sombres, la patine augmente la réflectance ; pour les roches claires elle la diminue. Vincent *et al.* (1975) ont étudié la réponse spectrale dans l'Infrarouge Thermique de 26 échantillons de roches ignées. Des altérations de surfaces silicatées, tel que du limon argileux, modifient significativement l'émission spectrale d'échantillons frais, tandis que, pour ces mêmes échantillons, des produits d'altération par oxydation ferrique ne masquent pas les informations spectrales importantes du silicate. Hunt and Salisbury (1970, 1971, 1971*a*) et Hunt *et al.* (1971*b*, 1972, 1973) ont également étudié la réponse spectrale de roches dans le VNIR et SWIR.

La figure 2.12 illustre la réponse spectrale de 4 roches sédimentaires.

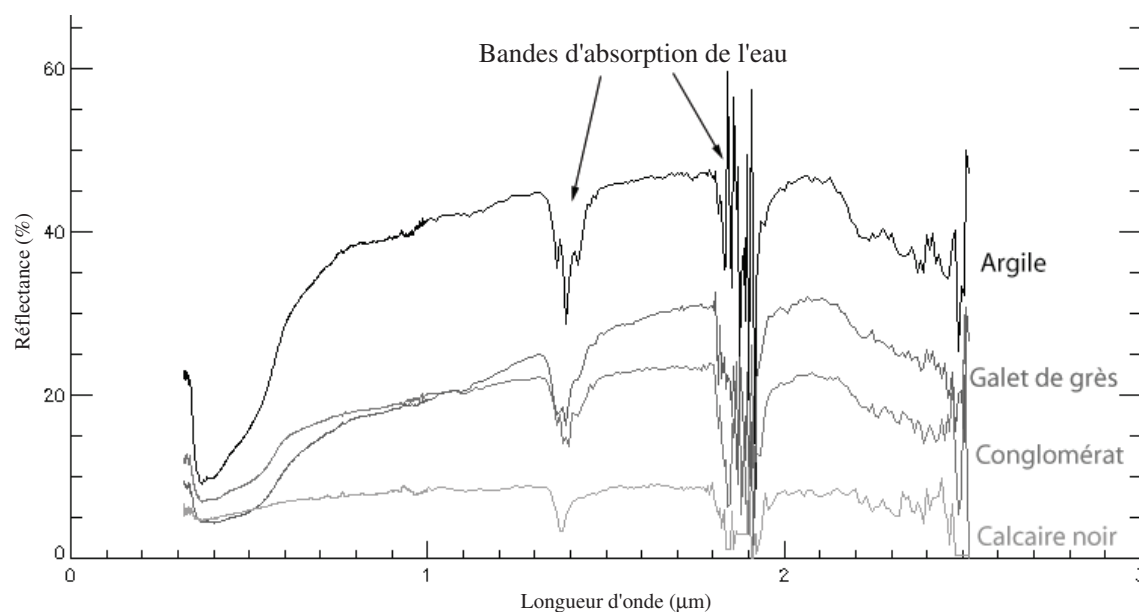


FIG. 2.12 – Signatures spectrales de quatre roches sédimentaires de 0.4 à 2.5µm enregistrées sur le terrain. Les bandes d'absorption à 1.4 et 1.9µm correspondent aux bandes d'absorption de l'atmosphère dues à l'eau.

Signature spectrale des sols :

Les sols résultent de la transformation des produits d'altération des roches. La signature spectrale d'un sol est donc une combinaison des signatures spectrales des roches le constituant. Comme les minéraux, les signatures spectrales des sols présentent une croissance régulière de la réflectance du Visible au Proche Infrarouge. Lorsque l'humidité du sol croît, on observe une diminution de la réflectance sur l'ensemble des longueurs d'onde (Figure 2.13). Ce phénomène provient du fait que dans un sol sec, l'espace entre

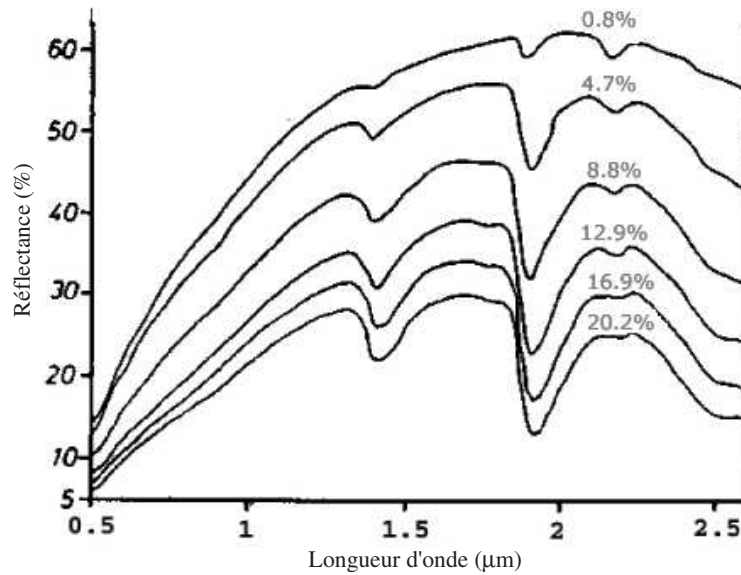


FIG. 2.13 – Influence de la teneur en eau des sols sur leur signature spectrale (Guyot, 1984) : exemple avec du sable limoneux dont la teneur en eau varie de 0.8% à 20.2%.

les particules est occupé par de l'air. La réflectance est alors liée à l'indice de réfraction des interfaces air-particules. Lorsque le sol est humide, une partie des microcavités est occupée par de l'eau : l'indice de réfraction eau-particule étant plus faible que l'indice air-particule, la réflectance est alors plus faible.

Du fait de la présence de bandes d'absorption atmosphérique (cf §2.1.2) principalement entre 0.4 et 2.5 μm , et des caractéristiques spectrales des minéraux, roches et sols principalement entre 0.4 et 14 μm , trois domaines spectraux sont utilisés par les capteurs passifs pour la cartographie géologique : la fenêtre du Visible et Proche Infrarouge (VNIR), de l'Infrarouge Moyen (SWIR) et de l'Infrarouge Thermique (TIR).

2.1.4 Le rayonnement électromagnétique Gamma

Dans la nature, toutes les roches et tous les sols renferment une variété d'éléments radioactifs dans des proportions diverses. Lorsque ces éléments se désintègrent naturellement, ils émettent trois types de rayonnement : alpha, beta et gamma. Seul le REM propagé dans les ondes Gamma dégage suffisamment d'énergie pour pouvoir être mesuré et interprété. Les rayons Gamma sont émis lors de la désintégration spontanée des éléments radioactifs (Minty, 1997 ; Minty *et al.*, 1997). Les trois éléments radioactifs les plus fréquents dans la nature sont le potassium (K), l'uranium (U) et le thorium (Th). La figure 2.14 représente un spectre type d'énergie de rayonnement illustrant le taux de comptage relatif à chaque intensité de rayonnement (nombre de photons gamma émis pendant une durée fixe), de 0.4 à 3MeV. Les coups révélant la présence des radioéléments qui nous intéressent sont additionnés. La somme tient compte des coups enregistrés pour une grande plage d'énergie ("fenêtre" ou "zone d'intérêt") et centrés sur chaque sommet (Tableau 2.1) : les taux de comptage additionnés sont alors convertis en concentrations

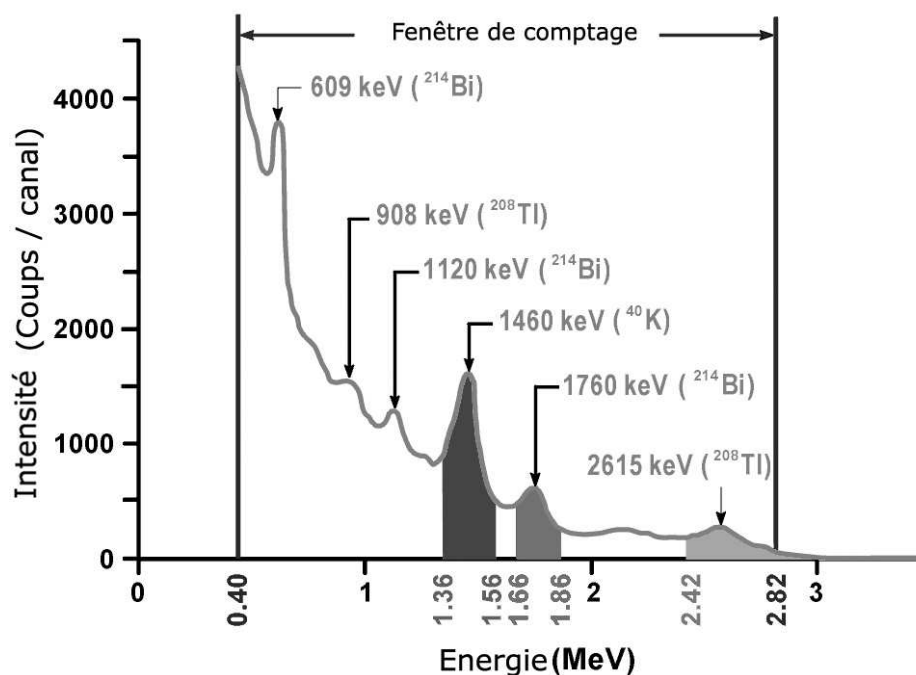


FIG. 2.14 – Spectre typique du rayonnement Gamma.

équivalentes au sol de potassium, d'uranium et de thorium à l'aide d'un ensemble de constantes d'étalonnage propres à chaque instrument de mesure. Le potassium est détecté par la mesure d'ondes Gamma dans la fenêtre d'énergie 1.46MeV émis par l'élément K^{40} . L'uranium est détecté par la mesure d'ondes Gamma dans la fenêtre d'énergie 1.76MeV émis par l'élément Bi^{214} . Le thorium est détecté par la mesure d'ondes Gamma dans la fenêtre d'énergie 2.615MeV émis par l'élément Ti^{206} . Les cartes de radioactivité fournissent des données sur les propriétés minéralogiques et géochimiques fondamentales du substratum rocheux et des formations superficielles. Elles se sont révélées extrêmement utiles pour effectuer la cartographie géologique, l'exploration minérale et des études environnementales, mettant souvent en évidence des caractéristiques géologiques non relevées par d'autres techniques (e.g. Foote and Humphrey, 1976 ; Galbraith and Saunders, 1983).

| Élément radioactif | Élément associé | Sommet (keV) | Plage d'énergie (keV) |
|--------------------|-----------------|--------------|-----------------------|
| K | K^{40} | 1460 | 1360-1560 |
| U | Bi^{214} | 1760 | 1660-1860 |
| Th | Ti^{208} | 2615 | 2410-2810 |

TAB. 2.1 – Fenêtres d'énergie types en Spectrométrie Gamma.

La plupart des minéraux contiennent des concentrations variables d'éléments radioactifs Th, U et K. Le potassium mesuré en % est l'élément radioactif principal de la croûte terrestre (2.35% en moyenne). Le potassium se rencontre principalement dans les feldspaths potassiques (principalement les orthoclases et microclines avec une concen-

tration moyenne de 13%), et les micas (biotites et muscovites avec généralement une concentration de 8%). L'uranium mesuré en parties par million (ppm) est un composant mineur de la croûte terrestre (3ppm en moyenne). Les principaux minéraux contenant de l'uranium sont la monazite, le xenotime et le zircon. De fortes concentrations d'uranium peuvent constituer une cible d'intérêt économique pour les sociétés minières. Le thorium mesuré en parties par million est un composant mineur de la croûte terrestre (12ppm en moyenne). Le thorium est présent à des concentrations supérieures à 1000ppm dans l'allanite, la monazite, le xenotime et le zircon, et comme élément trace dans d'autres minéraux constitutifs des roches.

Durant les processus d'altération chimique et physique, les radioéléments présents dans les roches sont libérés, redistribués et incorporés dans le régolite, i.e. dans le matériel situé au dessus du socle (le sol étant considéré comme la partie supérieure du régolite). Dans certain cas, les caractéristiques radioactives des matériaux du régolite diffèrent en fonction de l'origine des roches. Ceci est dû à la réorganisation géochimique et texturale dans le profil d'altération. Par exemple, une grande partie du matériel altéré du régolite montre une diminution de la concentration de potassium et une augmentation de la concentration de thorium et uranium associés aux oxydes de fer et aux argiles présents dans la partie supérieur du profil d'altération (Koon *et al.*, 1980 ; Dickson and Scott, 1997).

2.2 Les capteurs

Les capteurs passifs enregistrent le rayonnement électromagnétique réfléchi ou émis par la surface terrestre. En application à la géologie, les mesures de REM réfléchi dans le Visible, le Proche Infrarouge et l'Infrarouge Moyen, ainsi que les mesures de REM naturel émis par la surface dans l'Infrarouge Thermique délivrent une information minéralogique, lithologique et pédologique. Les mesures de REM naturel émis dans le domaine spectral des ondes Gamma, et enregistrées par les spectromètres Gamma aéroportés, délivrent une information texturale, morphologique et lithologique.

Un large choix de données de réflectance issues de différents capteurs passifs est actuellement disponible. Outre le problème financier qui se pose lors du choix de données de télédétection à utiliser, chaque capteur présente des caractéristiques techniques propres. Dans une premier temps, nous exposons les notions techniques communes à chaque capteur. Ensuite nous présentons les caractéristiques techniques de différents capteurs passifs.

2.2.1 Caractéristiques techniques des capteurs

Les capteurs enregistrent l'énergie réfléchie par la surface terrestre pour une surface donnée, appelé pixel. Une image de télédétection est une matrice et chaque élément de la matrice correspond à une mesure de l'énergie réfléchie pour un pixel. Les données de télédétection sont caractérisées par leur résolution spatiale, leur résolution spectrale, leur résolution radiométrique, leur rapport Signal sur Bruit et leur date d'acquisition.

- La résolution spatiale ou géométrique est la distance la plus petite permettant de discriminer deux objets voisins. Cette distance correspond à la taille d'un pixel.

- La résolution spectrale décrit la capacité d'un capteur à mesurer la réflectance dans des fenêtres de longueur d'onde comprises généralement entre 0.1 et $0.01\mu m$. Si la résolution spectrale est trop grossière, il ne sera alors pas possible de différencier les différents éléments présents au sein des pixels.
- La résolution radiométrique d'un capteur décrit son potentiel de discrimination spectrale. L'énergie mesurée par le capteur est codée en niveau de gris, et plus la gamme des niveaux de gris utilisée est étendue, plus la résolution radiométrique est grande. La plupart des images sont codées sur un octet (soit 256 niveaux de gris).
- Le rapport Signal sur Bruit est défini comme le rapport maximal du signal utile sur le niveau de bruit. La qualité des données de télédétection est directement liée au rapport Signal sur Bruit (noté S/B) (Collwell, 1983). Plus ce rapport est élevé, meilleure est la qualité de restitution. Le bruit du système vient de la conception du capteur et prend en compte des facteurs, tels que la performance et la sensibilité des détecteurs, la résolution spatiale et spectrale, et le bruit des systèmes électroniques. Bien que la quantité de bruit d'un capteur donné soit généralement fixé lors de l'acquisition des données de télédétection, le signal disponible par le capteur est modifié par des facteurs extérieurs tels que l'angle du soleil avec le zénith, l'atténuation et la diffusion atmosphérique et la réflectance de la surface (Collwell, 1983). Kruse *et al.* (2003) ont montré que des données enregistrées l'été (angle du soleil avec le zénith faible) ont un rapport S/B plus important que des données enregistrées l'hiver (angle du soleil avec le zénith fort). Green and Boardman (2000) ont montré qu'une diminution de la résolution spatiale impliquait une augmentation du rapport S/B. Ainsi, un moyennage 2×2 des pixels d'une image augmente le rapport S/B d'un facteur 2.

Les capteurs passifs sont divisés en deux catégories : les capteurs multispectraux et les capteurs hyperspectraux. Les capteurs multispectraux ont une résolution spectrale d'environ $0.1\mu m$, et mesurent le rayonnement dans une quinzaine de bandes spectrales au maximum, comprises dans le domaine du Visible, Proche Infrarouge, Infrarouge Moyen et Infrarouge Thermique. Le rapport Signal sur Bruit des capteurs multispectraux est de l'ordre de 500 :1. Les capteurs hyperspectraux ont une résolution spectrale plus fine de $0.01\mu m$ en moyenne, et mesurent le rayonnement dans une centaine de bandes spectrales. Les systèmes hyperspectraux mesurent le rayonnement uniquement dans le Visible, Proche Infrarouge et Infrarouge Moyen.

2.2.2 Les capteurs multispectraux

2.2.2.1 A bord de LANDSAT

La première génération de satellites, composée des satellites LANDSAT 1, 2 et 3 a été lancée entre 1972 et 1985 (Tableau 2.2). Les données enregistrées par cette génération de satellites, conçus pour la cartographie de la végétation, apportent peu d'information dans les domaines du spectre électromagnétique discriminatoire des minéraux. Seule la réflectance dans quatre bandes spectrales du Visible et Proche Infrarouge (de 0.5 à $1.1\mu m$) était enregistrée par le capteur MSS (MultiSpectral Scanner) placé à bord de ces satellites.

| Système | Date de lancement (mm/dd/yy) | Fin d'utilisation du système (mm/dd/yy) | Résolution spatiale (m) | Altitude (km) |
|-----------|---------------------------------|--|-------------------------|---------------|
| LANDSAT 1 | 07/23/72 | 01/06/78 | 80 | 917 |
| LANDSAT 2 | 01/22/75 | 02/25/82 | 80 | 917 |
| LANDSAT 3 | 03/05/78 | 03/31/83 | 80 | 917 |
| LANDSAT 4 | 07/16/82 | Toujours en cours | 80 | 705 |
| LANDSAT 5 | 03/01/84 | Toujours en cours | 80 | 705 |
| LANDSAT 6 | 10/05/93 | 10/05/93 | 30 | 705 |
| LANDSAT 7 | 04/15/99 | Toujours en cours | 30 | 705 |

TAB. 2.2 – Dates de lancement et autres spécificités générales des satellites LANDSAT.

Actuellement seuls les satellites LANDSAT 4, 5 et 7 de la seconde génération lancés entre 1982 et 1997, sont encore en fonctionnement. Ces satellites placés en orbite héliosynchrone (le plan de l'orbite conserve un angle constant avec la direction Terre-Soleil), fournissent des données d'une même surface à différentes dates, sur toute la surface terrestre exceptée pour les régions polaires.

LANDSAT 7, dernier satellite de la famille LANDSAT, possède à son bord le capteur multispectral ETM+ (Enhanced Thematic Mapper Plus) (<http://landsat.gsfc.nasa.gov>). Ce capteur enregistre la réflectance de la surface terrestre dans sept bandes spectrales (Figure 2.15) : 4 dans le Visible et Proche Infrarouge, 2 dans l'Infrarouge Moyen, une dans l'Infrarouge Thermique et une en mode panchromatique (l'image panchromatique est obtenue à partir de données acquises dans une seule bande spectrale, correspondant à la partie visible du spectre à l'exception du bleu, la bande couvre la région du spectre comprise entre 0,52 et 0,90 μm) (Figure 2.18). Ces bandes spectrales peuvent être utilisées pour la discrimination lithologique.

| | Domaines spectraux (μm) | Résolution spatiale (m) |
|----------------------------|--------------------------------------|-------------------------|
| Landsat ETM+ 7 | 0,45 - 0,515 | 30 |
| | 0,525 - 0,605 | |
| | 0,63 - 0,69 | |
| | 0,75 - 0,9 | |
| | 1,55 - 1,75 | |
| | 2,09 - 2,35 | |
| | 10,4 - 12,5 | 60 |
| 0,52 - 0,9(Panchromatique) | 15 | |

FIG. 2.15 – Caractéristiques du capteur ETM+ à bord du satellite LANDSAT 7.

Les données enregistrées par les capteurs placés à bord des satellites LANDSAT 4, 5 et 7 constituent une ressource unique pour la recherche en agriculture, géologie, gestion de forêt et pour la sécurité nationale. White *et al.* (1997) ont utilisé les six bandes spectrales du Visible et Proche Infrarouge du capteur ETM+ pour cartographier la teneur en

oxyde de Fer sur une partie du désert du Namib, en Namibie. Le calcul de l'abondance des oxydes de Fer à partir des données ETM+ a été comparé aux données de teneur en oxyde de Fer mesurées par analyse en laboratoire. Une forte corrélation entre les abondances estimées et les abondances mesurées a été démontrée, mettant ainsi en évidence le potentiel des données ETM+ pour la cartographie de minéraux à forte teneur en oxyde de Fer.

2.2.2.2 A bord de SPOT

Le 22 février 1986, la fusée Ariane a mis sur orbite le satellite Français SPOT 1 (Satellite Pour l'Observation de la Terre). Le capteur multispectral HRV (Haute Résolution Visible) à bord de SPOT 1 présente des caractéristiques alors uniques : une résolution spatiale de 20m pour les 3 bandes du Visible et Proche Infrarouge et 10m pour l'image panchromatique (Figure 2.16). Le satellite SPOT 1 a été rejoint par SPOT 2 le 22 janvier 1990, puis par SPOT 3 le 26 septembre 1993. Lancé le 24 mars 1998, le satellite SPOT 4 dispose d'améliorations sensibles au niveau des caractéristiques des télescopes et des performances d'enregistrement. Le capteur multispectral à bord du satellite SPOT 4, HRVIR (Haute Résolution Visible et Infrarouge) enregistre la réflectance dans une bande spectrale dans l'Infrarouge Moyen en plus de 3 bandes du Visible et Proche Infrarouge (Figure 2.16).

| | | Domaines spectraux (μm) | Résolution spatiale (m) |
|---------------------|------------------------|---|----------------------------|
| SPOT 5 | P : Panchromatique | 0,48 - 0,71 | 2,5 ou 5 |
| | B1 : Vert | 0,50 - 0,59 | 10 |
| | B2 : Rouge | 0,61 - 0,68 | |
| | B3 : Proche Infrarouge | 0,78 - 0,89 | |
| | B4 : Moyen Infrarouge | 1,58 - 1,75 | 20 |
| SPOT 4 | M : Monospectral | 0,61 - 0,68 | 10 |
| | B1 : Vert | 0,50 - 0,59 | 20 |
| | B2 : Rouge | 0,61 - 0,68 | |
| | B3 : Proche Infrarouge | 0,78 - 0,89 | |
| | B4 : Moyen Infrarouge | 1,58 - 1,75 | |
| SPOT 1, 2, 3 | P : Panchromatique | 0,50 - 0,73 | 10 |
| | B1 : Vert | 0,50 - 0,59 | 20 |
| | B2 : Rouge | 0,61 - 0,68 | |
| | B3 : Proche Infrarouge | 0,78 - 0,89 | |

FIG. 2.16 – *Détail des domaines spectraux des cinq satellites SPOT.*

Lancé le 3 mai 2002, le satellite SPOT 5 est constitué de deux nouveaux instruments HRG (Haute Résolution Géométrique) dérivés des instruments HRVIR de SPOT4 qui offrent une meilleure résolution (2,5 ou 5m en mode panchromatique et 10m en mode multispectral), et un nouvel instrument de prise de vue HRS (Haute Résolution

Stéroroscopique) dédié à l'acquisition simultanée de couples stéréoscopiques. SPOT 5 enregistre la réflectance dans trois bandes spectrales du Visible et deux du Proche Infrarouge (Figure 2.16). Le domaine spectral couvert par SPOT 5 est trop faible pour permettre une analyse discriminante lithologique et minéralogique (<http://spot5.cnes.fr/index2.htm>).

Les cinq satellites SPOT sont placés sur une orbite circulaire, quasi-polaire à 822 km d'altitude, héliosynchrone avec un passage à l'équateur à 10 h 30 (heure locale du noeud descendant). La rotation de la terre autour de l'axe des pôles, compte tenu de l'inclinaison du plan orbital (98 degrés), permet au satellite de survoler la Terre en tout point au cours d'un cycle de 26 jours.

2.2.2.3 ASTER

"TERRA-EOS" (Earth Observing System) est un satellite lancé le 18 décembre 1999 par la NASA. TERRA-EOS est un satellite multi-national et multi-disciplinaire, équipé de cinq instruments de télédétection, qui ont pour but de permettre une meilleure compréhension des interactions entre la biosphère, l'hydrosphère, la lithosphère et l'atmosphère.

ASTER (Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer) est un des cinq instruments placés à bord de la plateforme TERRA-EOS (<http://asterweb.jpl.nasa.gov>). Il est né d'une coopération entre la NASA, le ministère Japonais de l'Economie, du Commerce et de l'Industrie (METI) et le Earth Remote Sensing Data Analysis Center (ERSDAC, fondé en 1981 sous l'égide du METI, a pour objectif d'accélérer la recherche et le développement de technologies en télédétection). Cet instrument est un capteur multispectral constitué lui-même de trois instruments indépendants :

- un instrument enregistre la réflectance dans 3 bandes spectrales du Visible et Proche Infrarouge (VNIR) (résolution spatiale 15m),
- un deuxième instrument enregistre la réflectance dans 6 bandes spectrales de l'Infrarouge Moyen (SWIR) (résolution spatiale 30m),
- un troisième instrument enregistre la réflectance dans 5 bandes spectrales du Thermique Infrarouge (TIR) (résolution spatiale 90m).

La Figure 2.17 détaille les bandes spectrales correspondant à chaque instrument. La localisation des bandes spectrales utilisées par ASTER est représentée sur la courbe de transmission atmosphérique (Figure 2.18).

Les données multispectrales ASTER sont traitées et analysées dans le but d'étudier :

- la répartition spatiale et les variations temporelles de la végétation,
- l'interaction entre la surface terrestre et l'atmosphère à partir d'une cartographie de la température de surface terrestre,
- les phénomènes thermiques et volcaniques tels que les éruptions de plumes, les émissions de dioxydes de carbone et les flux de lave,
- les phénomènes tectoniques et géologiques à travers une cartographie géologique détaillée de la surface,
- l'évolution des zones urbaines et l'avancée des glaciers.

De part sa fine résolution spatiale et l'importante couverture du spectre électromagnétique, ASTER est donc actuellement le satellite qui présente le plus grand potentiel pour la cartographie géologique.

| | | Domaines spectraux (μm) | Résolution spatiale (m) |
|------|----------|--------------------------------------|-------------------------|
| VNIR | Bande 1 | 0,52 - 0,60 | 15 |
| | Bande 2 | 0,63 - 0,69 | |
| | Bande 3N | 0,76 - 0,86 (Nadir looking) | |
| | Bande 3B | 0,76 - 0,86 (Backward looking) | |
| SWIR | Bande 4 | 1,6 - 1,7 | 30 |
| | Bande 5 | 2,145 - 2,185 | |
| | Bande 6 | 2,185 - 2,225 | |
| | Bande 7 | 2,235 - 2,285 | |
| | Bande 8 | 2,295 - 2,365 | |
| | Bande 9 | 2,36 - 2,43 | |
| TIR | Bande 10 | 8,125 - 8,475 | 90 |
| | Bande 11 | 8,475 - 8,825 | |
| | Bande 12 | 8,925 - 9,275 | |
| | Bande 13 | 10,25 - 10,95 | |
| | Bande 14 | 10,95 - 11,65 | |

FIG. 2.17 – Caractéristiques du capteur ASTER.

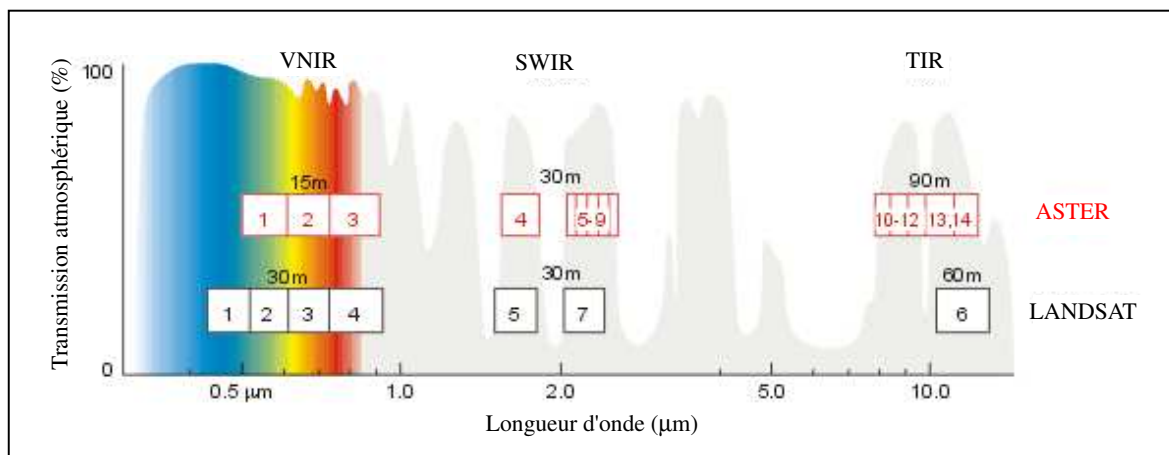


FIG. 2.18 – Localisation des 14 bandes spectrales ASTER (3 bandes spectrales dans le VNIR, 6 bandes spectrales dans le SWIR, et 5 bandes spectrales dans le TIR) et des 7 bandes spectrales LANDSAT TM7 (4 dans le VNIR, 2 dans le SWIR et 1 dans le TIR) sur le spectre de transmission atmosphérique.

Les minéraux de la famille des carbonates (dolomite et calcite), et les muscovites (Al-muscovite et Fe-Muscovite) ont été discriminés à partir de l'étude de données de réflectance ASTER (Rowan and Mars, 2002). Cependant la même étude montre que l'analyse des bandes spectrales de l'Infrarouge Thermique engendre des erreurs de cartographie géologique, avec des associations et confusions de couches lithologiques. Ce faible potentiel de cartographie de la part des données Infrarouge Thermique ASTER est expliqué

par la mauvaise résolution spatiale (90m). Rowan *et al.* (2003) montrent que les bandes spectrales du VNIR et SWIR permettent de cartographier des composants minéralogiques de zones d'altération hydrothermale : l'opale est discriminée dans les zones silicifiées, et l'alunite ainsi que la kaolinite sont discriminées dans les zones opalisées. Inversement, Ni-nomiya (2004) utilise les bandes spectrales ASTER du SWIR et du TIR (respectivement 30m et 90m de résolution spatiale) pour réaliser une cartographie géologique. L'utilisation d'indices pour chaque minéral recherché (indices calculés par combinaisons de bandes spectrales mettant en valeur la présence ou non des minéraux) lui permet de cartographier sa zone en accord avec les connaissances géologiques de terrain.

2.2.2.4 A bord de Clementine

La mission Clementine est un projet mené par le département de la défense américain, la Nasa et le CNES. Le satellite du même nom que le projet, fût lancé le 25 janvier 1994 avec à son bord quatre instruments multispectraux (Chapman and Regeon, 1995) : le capteur Ultraviolet/Visible (UVVIS), le capteur Near Infrared (NIR), le capteur High-Resolution (HI-RES), et enfin le capteur Long Wave Infrared (LWIR) (<http://clementine.cnes.fr>). Les caractéristiques de ces quatre instruments sont présentées sur la figure 2.19. Les objectifs scientifiques de ce projet sont :

- d'étudier la surface minéralogique de la lune et de l'astéroïde 1620 Geographos,
- d'obtenir la topographie entre 60°N et 60°S de la lune,
- de déterminer la taille, la forme, les caractéristiques rotationnelles, les propriétés de surface et une estimation de la cratérisation de l'astéroïde Geographos.

LeMouélic *et al.* (1999) et LeMouélic and Langevin (2001) ont montré que les données Infrarouge de Clementine pouvaient permettre de discriminer les deux grands types de minéraux mafiques que sont les olivines et les pyroxènes, à partir notamment de l'utilisation des données de réflectance des bandes spectrales centrées à 1.1, 1.25 et 2 μ m, enregistrées par le capteur NIR.

| | UVVIS | NIR | HI-RES | LWIR |
|---|-------------------|-------------------|------------------|----------------|
| Domaines spectraux (μ m) | 0,395 - 0,435 | 1,07 - 1,13 | 0,395 - 0,435 | 8 - 9,5 |
| | 0,745 - 0,755 | 1,22 - 1,28 | 0,555 - 0,565 | |
| | 0,885 - 0,915 | 1,47 - 1,53 | 0,645 - 0,655 | |
| | 0,935 - 0,965 | 1,97 - 2,03 | 0,74 - 0,76 | |
| | 0,985 - 1,015 | 2,57 - 2,63 | | |
| | 0,4 - 0,95 | 2,75 - 2,81 | | |
| Résolution spatiale (m) | entre 100 et 325m | entre 150 et 500m | entre 55 et 136m | entre 7 et 20m |

FIG. 2.19 – Caractéristiques des 4 instruments multispectraux à bord du satellite Clementine.

2.2.2.5 HRSC

Le capteur HRSC (High Resolution Stereo Camera) a été initialement conçu pour l'exploration de la planète Mars dans le cadre de la mission spatiale internationale Mars96.

Un premier prototype de cet instrument, nommé HRSC-A, a été conçu par le German Space Establishment (DLR) pour l'observation de la terre. Ce capteur enregistre la réflectance dans quatre bandes spectrales du Visible et Proche Infrarouge (Figure 2.20). Un deuxième capteur HRSC-AX a été conçu sur la base du capteur HRSC-A. Il enregistre la réflectance dans les quatre mêmes bandes spectrales ainsi que dans le domaine du Visible rouge (de 0.642 à 0.682 μm). Les données HRSC-AX permettent ainsi le calcul d'indices de végétation.

| | Domaines spectraux (μm) | Résolution spatiale (m) |
|-------------------|---|-------------------------|
| Panchromatique | 0,585 - 0,765 | 0,10 à 0,5 |
| Bleu | 0,395 - 0,485 | |
| Vert | 0,585 - 0,575 | |
| Proche Infrarouge | 0,73 - 0,77 | |
| Proche Infrarouge | 0,925 - 1,015 | |

FIG. 2.20 – Caractéristiques du système HRSC-A.

L'instrument HRSC est actuellement à bord de la sonde Mars Express, lancée en Juin 2003 (<http://www.linmpi.mpg.de/english/projekte/mars-express/hrsc/>). Les objectifs scientifiques de la mission Mars Express sont d'étudier :

- le climat et le rôle de l'eau dans l'histoire de la planète Mars,
- l'évolution du volcanisme sur Mars,
- les processus géologique à la surface de Mars,
- les interactions entre l'atmosphère et la surface,

et de réaliser :

- une cartographie complète de la surface à une résolution plus fine que 30m/pixel,
- une cartographie de la moitié de la surface à une résolution plus fine que 15m/pixel.

Les données HRSC sont actuellement en cours de traitement, et aucun résultat obtenu avec ces données n'a encore été publié.

2.2.3 Les capteurs hyperspectraux

2.2.3.1 AVIRIS

Le capteur aéroporté AVIRIS (Airborne Visible InfraRed Imaging Spectrometer) est un instrument hyperspectral, mis en place par la NASA et opérationnel depuis 1987 (<http://aviris.jpl.nasa.gov>). Cet instrument compte 224 détecteurs, chacun enregistrant la réflectance au sol dans une bande spectrale d'environ 0.01 μm , entre 0.4 et 2.45 μm . Les 224 données de réflectance forment un spectre de réflectance quasi-continu pour chaque parcelle de surface étudiée (Figure 2.21). Le rapport Signal sur Bruit du capteur AVIRIS a été amélioré au fil des ans. En 1987 il était proche de 50 :1, et actuellement il est d'environ 500 :1, en raison d'améliorations des caractéristiques techniques du capteur AVIRIS (Kruse *et al.*, 1999) (Figure 2.22). La résolution spatiale des données AVIRIS

dépend de l'altitude de l'avion lors de la mesure. Le survol à environ 20km d'altitude de l'avion ER-2, permet d'obtenir des données d'une résolution spatiale de 20m. La largeur de scène couverte est de 11km. Le survol à environ 4km d'altitude de l'avion Twin Otter permet d'obtenir une résolution spatiale de 4m, et la largeur de la scène est de 2km.

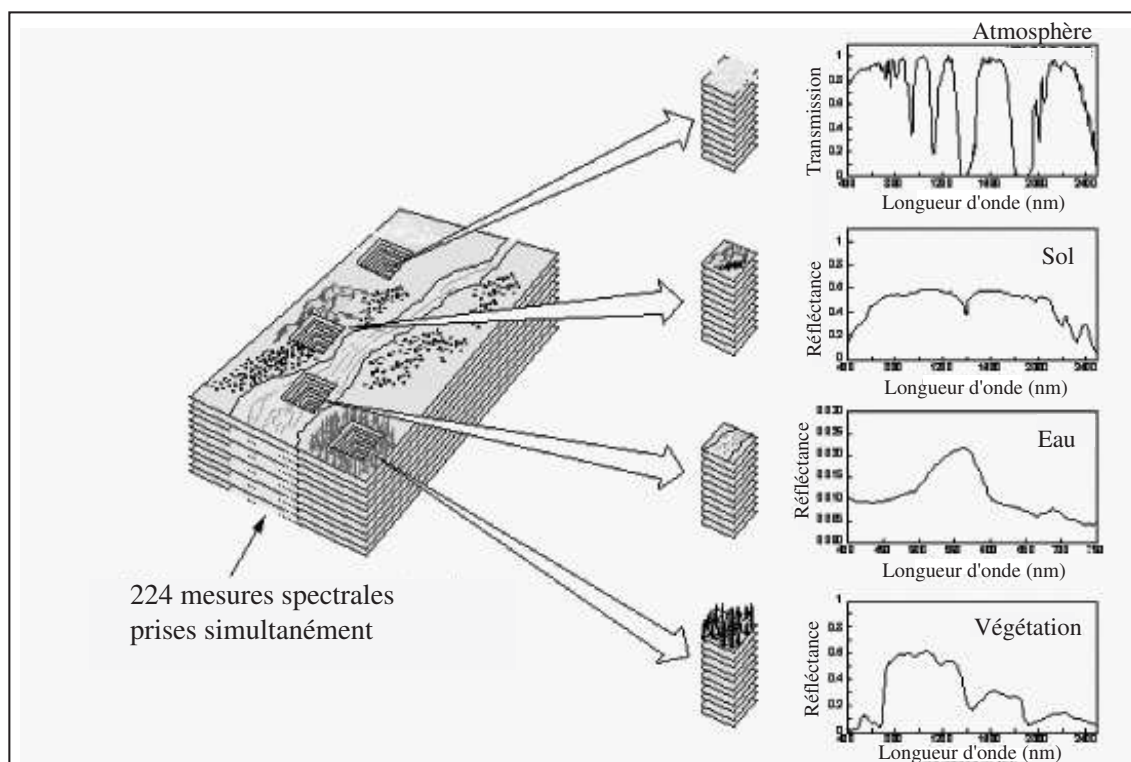


FIG. 2.21 – Concept de mesures hyperspectrales par le capteur AVIRIS.

Un grand nombre d'études de cartographie géologique à partir de données hyperspectrales AVIRIS a été réalisé (Vane, 1987; Verdel *et al.*, 2001; Rockwell *et al.*, 2000; Penn and Livo, 2001). Malgré la qualité moyenne des données hyperspectrales enregistrées en 1987, Vane a montré que le capteur laissait présager de forts potentiels pour la cartographie géologique. Chabrilat (1995) a évalué les potentiels des données AVIRIS pour la discrimination lithologique de massifs de roches cristallines (péridotite de Ronda, Espagne), caractéristiques de la croûte profonde et du manteau. Launeau *et al.* (2002) ont poursuivi ces travaux sur le même site d'étude en exploitant des méthodes de discrimination lithologique différentes. Une analyse visuelle de compositions colorées construites à partir de 3 canaux du Visible et/ou Infrarouge (de 0.4 à 1.8 μ m), leur a permis de distinguer le massif de péridotite de ses roches avoisinantes, ainsi que de mettre en évidence une zone de serpentine non initialement cartographiée. Partant de l'hypothèse qu'aucun pixel n'est constitué d'une seule composante à 100%, Launeau *et al.* (2002) utilise les spectres de réflectance mesurés sur le massif de péridotite pour identifier les roches au sein de chaque pixel.

Entre 1989 et 1995, les résolutions spatiales et spectrales des données AVIRIS sont constantes et sont respectivement de 20m et 0.01 μ m. Par contre le rapport S/B varie de

50 :1 en 1989, 100 :1 en 1992 et 400 :1 en 1995. Kruse (2000) montre que l'analyse des données AVIRIS (sur la zone de Grapevine Mountains dans le Nevada) de 1989 aboutit à une confusion entre la calcite et la dolomite, et seulement deux types de séricites sont cartographiées. Par contre l'analyse des données de 1994 permet de discriminer une calcite d'une dolomite et permet de cartographier trois types de séricites. Kruse démontre ainsi les limitations de cartographie géologique lorsque les données enregistrées ont un faible rapport S/B.

2.2.3.2 CASI

Le capteur CASI (Compact Airborne Spectrographic Imager) est un instrument hyperspectral aéroporté développé par Itres Instruments (compagnie de télédétection aéroportée implantée à Calgary au Canada) et opérationnel depuis 1989 (<http://www.itres.com/>). Cet instrument enregistre la réflectance au sol dans 72 bandes spectrales de 0,407 à 0,944 μm , avec une résolution spectrale de 7,6nm et une résolution spatiale variant entre 2,5 et 4,3m (Figure 2.22).

De part le domaine spectral étudié par CASI (0,407 à 0,944 μm), les données de ce capteur ne sont pas adaptées à des études géologiques. Les données CASI ont été par exemple utilisées pour contrôler la revégétation des tailings miniers de sulfure (Levesque *et al.*, 1997, Levesque *et al.*, 1999) et contrôler la prolifération des algues vertes sur le littoral de Bretagne (Lennon *et al.*, 1999).

2.2.3.3 HyMap

Le capteur aéroporté HyMap (Hyperspectral Mapper) est un instrument hyperspectral développé par la compagnie Australienne Integrated Spectronics et opérationnel depuis 1996 (Cocks *et al.*, 1998) (<http://www.hyvista.com/hymap.html>). Cet instrument enregistre la réflectance au sol dans 128 bandes spectrales de 0.45 à 2.5 μm avec une résolution spectrale variant de 0.01 à 0.02 μm (Figure 2.22). La résolution spatiale des données HyMap varie entre 3 et 10m. Le rapport Signal sur Bruit moyen du capteur HyMap est supérieur à 500 :1.

Une évaluation des potentiels du capteur HyMap pour la cartographie minérale en terrain semi-aride a été réalisée par Reston and Cocks (1998) sur le Mont Fitton en Australie. Les distributions minérales dérivées des données HyMap ont permis la discrimination de surfaces lithologiques non précédemment cartées par les études de terrain. Différentes études utilisant les données HyMap ont également conclu à un excellent potentiel d'identification des processus d'altération et de discrimination lithologique (e.g. Kosak and Duke, 2000 ; Kruse *et al.*, 2000).

La démonstration d'un réel potentiel de discrimination minéralogique de la part d'HyMap a donnée suite à une application plus large de ces données hyperspectrales. Le capteur HyMap a été utilisé dans le cadre du projet Européen MINEO (Monitoring and assessing the environmental Impact of mining in Europe using advanced Earth Observation Techniques). Ce projet a pour but de développer des outils et des méthodes de contrôle d'impact des activités minières sur l'environnement en combinant des données de télédétection à d'autres séries de données environnementales (Chevrel, 2000 ; Chevrel *et al.*, 2001). Au cours de ce projet, Chevrel *et al.* (2002) ont montré que l'analyse de

données HyMap permet de déduire des paramètres essentiels au contrôle et à l'assainissement de sites miniers (composition minéralogique et lithologique de la surface, niveau d'altération des sidérites, et distribution et densité de la végétation).

Des données hyperspectrales AVIRIS et HyMap du massif de Ronda (Espagne) ont été analysées en utilisant une photo-interprétation d'images en composition colorée et en étudiant la forme des spectres de réflectance (Launeau *et al.*, 2004). Cette étude a permis d'une part de distinguer le massif de péridotite des unités lithologiques voisines et d'autre part d'identifier les variations pétrologiques de la péridotite, incluant les différentes variétés de serpentines.

2.2.3.4 OMEGA

OMEGA (Observatoire pour la Minéralogie, l'Eau, la Glace et l'Activité) est un instrument hyperspectral placé à bord de la sonde Mars Express mise en place par l'ESA (European Space Agency), et insérée en orbite martienne le 25 décembre 2003. OMEGA a été développé par l'IAS (Institut d'Astrophysique Spatiale) et le LESIA (Laboratoire d'Etudes Spatiales et d'Instrumentation en Astrophysique) avec le soutien du CNES (Centre National d'Etudes Spatiales), avec une participation de l'IFSI (Istituto di Fisica dello Spazio Interplanetario - Italie) et de l'IKI (Space Research Institute - Russie) (<http://www.ias.fr/cdp/Omega/welcome.html>). L'instrument a pour objectif d'observer la quasi-totalité de la surface martienne depuis une orbite polaire (Puget *et al.*, 1995). Il fournit des spectres de la surface entre 0.35 et 5.2 μm avec une résolution spatiale variant de 350m à 10km (Figure 2.22). De telles observations permettront de cartographier les principaux minéraux présents, et donc de retracer les détails de l'histoire géologique et des processus qui ont modelé la surface. La résolution spectrale (de 0.13 à 0.2 μm) est suffisante pour étudier également les phénomènes atmosphériques (abondance et variabilité des composants mineurs, aérosols, ...).

La cartographie de la calotte résiduelle sud pendant l'été austral a pu être réalisée, montrant la coexistence de glace d' H_2O et de CO_2 dans cette calotte (Bibring *et al.*, 2004).

2.2.3.5 HYPERION

HYPERION a été le premier instrument hyperspectral placé sur une plateforme satellite. Mis en place par la NASA et lancé à bord de la plateforme EO-1, en orbite terrestre depuis Novembre 2000 (<http://eo1.gsfc.nasa.gov/Technology/Hyperion.html>). Ce capteur enregistre la réflectance dans le domaine spectral du Visible à l'Infrarouge Moyen (de 0.4 à 2.5 μm) dans 242 bandes spectrales de résolution 0.01 μm . La résolution spatiale est de 30m, et l'instrument couvre une surface au sol de 7.6 par 100km (Figure 2.22). Le rapport Signal sur Bruit moyen est d'environ 50 :1. L'ensemble des caractéristiques techniques du capteur HYPERION est présenté par Folkman *et al.* (2001).

Trois sites géographiques (Lake Frome, Uardry et Argyle) ont été choisis pour calibrer et valider l'instrument (Jupp and Datt, 2001 ; Campbell *et al.*, 2001 ; Barry *et al.*, 2001 ; Jupp *et al.*, 2000). Six autres sites ont été choisis pour étudier les potentiels et les limitations des données en application à l'agriculture (Datt *et al.*, 2003), la sylviculture (Coops *et al.*, 2003), la minéralogie (Cudahy *et al.*, 2001 ; Pearlman *et al.*, 2001 ; Cudahy and Barry, 2002) l'étude de qualité de l'eau (Brando and Dekker, 2003), les récifs coralliens

(Kutser *et al.*, 2002) et la végétation (Chewings *et al.*, 2002). Les résultats obtenus ont montré une limitation à l'utilisation de ces données, par rapport aux potentiels attendus causée par la présence de bruit.

Les potentiels de ce premier capteur hyperspectral satellitaire, en application à la discrimination lithologique ont été estimés à plusieurs reprises par comparaison avec l'instrument hyperspectral aéroporté AVIRIS (e.g. Kruse, 2003*a* et 2003*b*; Kruse *et al.*, 2002; Root *et al.*, 2002). Ces deux capteurs enregistrent la réflectance dans le même domaine spectral et avec la même résolution spectrale; seuls la résolution spatiale et le rapport Signal sur Bruit diffèrent. Sur la zone test de Cuprite au Nevada, Kruse (2003*a*) a montré que les données HYPERION permettaient de cartographier moins de 60% de la zone d'étude par rapport à une cartographie réalisée à partir de données AVIRIS, et la distribution minérale obtenue est similaire à 75% à la cartographie obtenue à partir des données AVIRIS. Les pixels mal cartographiés correspondent à des pixels constitués de minéraux difficilement discriminables lorsque les données hyperspectrales ont un faible rapport S/B. Des confusions entre minéraux sont alors réalisées : la kaolinite est par exemple cartographiés comme étant de la muscovite, de la silice, de la calcite ou encore de l'alunite. Des résultats identiques ont été obtenus sur le site test de la Vallée de la Mort au Nevada (Kruse, 2003*b*).

Cudahy *et al.* (2001) montrent que l'analyse de données HYPERION permet de générer des cartes de distribution minérale cohérentes. Les données correspondantes à une mine de talc possèdent les mêmes bandes d'absorption à $2.29\mu\text{m}$ et $2.25\mu\text{m}$ que les spectres de références de talc pur.

| | Capteur | Nombre de bandes spectrales | Couverture spectrale (μm) | Résolution spectrale (μm) | Résolution spatiale | Rapport de Signal sur Bruit |
|------------|----------|-----------------------------|--|--|---------------------|-----------------------------|
| Aéroportés | AVIRIS | 224 | 0,4 - 2,45 | 0,01 | 4m ou 20m | 500 :1 |
| | CASI | 72 | 0,4 - 0,944 | 0,076 | de 2,5 à 4,3m | 500 :1 |
| | HyMap | 128 | 0,45 - 2,5 | 0,01 à 0,02 | de 3 à 10m | 500 :1 |
| Satellites | OMEGA | 352 | 0,35 - 5,2 | 0,013 à 0,02 | de 350m à 10km | >100 :1 |
| | HYPERION | 242 | 0,4 - 2,5 | 0,01 | 30m | 50 :1 |

FIG. 2.22 – Caractéristiques des capteurs hyperspectraux AVIRIS, CASI, HyMap, OMEGA et HYPERION.

2.2.4 Spectromètre Gamma Aéroporté

La Spectrométrie Gamma Aérienne (SGA) est une technique de télédétection passive, permettant de mesurer une source à la surface de la Terre (en particulier le Potassium, Thorium et Uranium) sans pénétration à de grandes profondeurs (de 0 à 30cm) (Gregory and Horwood, 1961) et sur de vastes étendues (Minty, 1997; Minty *et al.*, 1997). La

résolution spatiale des données aériennes de radioéléments varie en fonction de l'altitude de l'avion ainsi que de l'espacement entre les lignes de vol lors de la mesure. En règle générale un survol effectué à une altitude de 1.5km, 400m et 100m est utilisé pour une cartographie à une échelle de 1 :250000, 1 :100 000 et 1 :50 000 respectivement.

La teneur en eau et la densité de végétation sont deux paramètres influant sur l'enregistrement des ondes gamma. L'intensité d'ondes gamma est liée aux conditions d'humidité dans le sol (Minty, 1997) : d'une augmentation de 20% d'humidité dans le sol résulte une diminution d'émission d'ondes gamma de la surface de 20%. La végétation peut atténuer le signal d'ondes gamma enregistrée par SGA, si celle ci est dense et contient un important volume de bois et d'eau.

Les mesures par SGA ont été utilisées principalement comme outil à l'exploration minière en localisant les concentrations d'uranium et en cartographiant les unités lithologiques (e.g. Foote and Humphrey, 1976 ; Galbraith and Saunders, 1983). Plus récemment, des études géomorphologiques et des études du régolite ont été réalisées à partir de mesures par SGA (McDonald and Pettifer, 1992 ; Wilford, 1992 ; Cook *et al.*, 1996).

Le potentiel des données aériennes des radioéléments Th, K, et U pour la cartographie des matériaux du régolite et pour la étude des processus morphologiques a été montré par Wilford *et al.* (1997). Sur trois zones tests (Western Australia, New South Wales and North Queensland) les émissions d'ondes Gamma enregistrées montrent de fortes corrélations avec les unités lithologiques cartées. Les variations à l'intérieur de ces unités lithologiques correspondent principalement à la présence de régolite, soit en place soit transporté. Néanmoins Wilford *et al.* (1997) recense un certain nombre de limitations à l'étude de données de radioélément : 1) des régolites de nature différente peuvent avoir la même teneur en radioéléments et donc ne pas être discriminables par une étude de données de SGA, 2) des matériaux peuvent avoir une teneur en radioéléments insuffisante pour être détectable par SGA, 3) les variations d'intensité du signal d'ondes gamma dues aux changements de taux d'humidité dans le sol sont difficiles à séparer des variations d'intensité du signal gamma dues à la réponse du régolite et 4) des hétérogénéités de surface, localisée entre deux lignes de vol, sont pratiquement indétectables par la SGA du fait de la trop faible résolution spatiale (les grilles varient entre 50 et 250m en fonction de la ligne de vol).

L'analyse de contrastes entre des zones enrichies et des zones déprimées en radioéléments est également révélatrice des compositions minéralogiques et donc des compositions chimiques et des propriétés physiques des roches. Ainsi l'analyse de données de données de radioélément enregistrées par SGA est très utile pour la cartographie des zones d'altération (Tourlière *et al.*, 2003).

2.3 Choix des données de télédétection

Au vue de cette liste de données de télédétection, il existe un large choix de données multispectrales, hyperspectrales, et radioéléments présentant toutes un fort potentiel de discrimination lithologique. Néanmoins, chacune de ces données présentent également des limitations.

La résolution spectrale proche de $0.1\mu\text{m}$ des données multispectrales n'offre pas suffisamment de précision pour une cartographie minéralogique précise. Par contre l'utilité de ces données en matière de cartographie végétale ou lithologique de grands ensembles a été prouvée. Ce fort potentiel est dû à une très bonne qualité des données multispectrales actuelle (S/B proche de 500 :1) combinée à une bonne résolution spatiale (15m pour les bandes VNIR ASTER et 30m pour les données LANDSAT). La bonne résolution spatiale dans le VNIR du capteur ASTER, son fort rapport Signal sur Bruit et ses 6 bandes spectrales dans le SWIR constituent des particularités visant à augmenter les potentiels de discrimination lithologique par rapport à LANDSAT.

La résolution spectrale proche de $0.01\mu\text{m}$ des données hyperspectrales permet l'identification de la minéralogie de surface. Néanmoins, cette identification peut être rendue plus ou moins facile suivant le rapport Signal sur Bruit des capteurs. Plusieurs études ont montré qu'un capteur ayant un faible rapport Signal sur Bruit avait un faible potentiel de discrimination minéralogique. HYPERION offre pour l'instant des données de qualité faible (S/B proche de 50 :1) mais possède l'avantage de couvrir la totalité de la surface terrestre. L'estimation des potentiels du capteur spatial HYPERION peut devenir un enjeu en planétologie. En effet, une interprétation de la surface minéralogique et lithologique de planètes autre que la terre, par analyse de données de télédétection ne peut être validée par une étude de terrain. La validation de résultats minéralogiques et lithologiques obtenus à partir de données HYPERION constituerait un argument supplémentaire à la validation d'hypothèses minéralogiques et lithologiques en planétologie du fait de la similarité des caractéristiques des instruments spatiaux hyperspectraux.

La concentration d'éléments radioactifs Th, U et K présents dans les roches, et mesurée par Spectrométrie Gamma Aéroportée, apporte une information sur l'origine des unités lithologiques et sur les processus d'altération. Ainsi, bien que la résolution spatiale soit généralement faible du fait d'un fort espacement entre les lignes de vol, l'analyse de ces données reste pertinente.

La série de données multispectrales ASTER, hyperspectrales HYPERION et radioéléments K, U et Th constitue ainsi une source d'informations géologiques importante. Le traitement de ces données multicapteurs permettra la production de cartes de répartition des propriétés électromagnétiques des terrains affleurants. Ces propriétés étant dépendantes au premier ordre des compositions minéralogiques, ces cartes pourront être utilisées comme une source d'informations pour la cartographie des lithologies.

Chapitre 3

Méthodes d'analyse d'images pour la cartographie géologique

La série de données multicateurs (multispectral ASTER, hyperspectral HYPERION et radioéléments K, U et Th) dont nous disposons constitue une source d'informations géologiques importante. Afin d'extraire et de synthétiser ces informations géologiques au sein d'une carte géologique finale, nous avons mis en place une méthodologie semi automatique de traitement de données multicateurs.

Dans la première partie de ce chapitre nous exposons les techniques de traitement d'images multicateurs utilisées pour la cartographie des limites de couches lithologiques.

Dans la deuxième partie nous exposons les techniques de traitement d'images utilisées pour l'identification lithologique des couches lithologiques, ainsi qu'une technique d'estimation de l'abondance des roches au sein de ces couches.

Enfin, dans la dernière partie nous exposons un bilan de l'avancée des recherches concernant la fusion de données multicateurs.

3.1 Cartographie de la géométrie des entités lithologiques

3.1.1 Réduction des données de télédétection

La quantité d'information contenue dans les images de télédétection est considérable (par exemple 120Mo pour des données multispectrales ASTER couvrant une surface de 60×60 km et 600Mo pour des données hyperspectrales HYPERION couvrant une surface de 7.6×100 km) et le temps de calcul nécessaire au traitement de ces données est très important. La réduction de la dimension de l'étude est une étape importante dans le traitement d'images. Plusieurs méthodes de réduction de dimensions existent. Nous présentons la méthode d'Analyse en Composantes Principales appliquée aux données multispectrales présentée en §3.1.1.1, et la méthode de Transformée en Fraction de Bruit Maximal appliquée aux données hyperspectrales présentée en §3.1.1.2.

3.1.1.1 Analyse en Composantes Principales

L'Analyse en Composantes Principales (Principal Component Analysis) est une méthode statistique de projection de données multidimensionnelles, utilisée pour la réduction de la dimension de données. Cette méthode mise en place par Hotelling (1933) est basée sur une technique décrite par Pearson (1901). La méthode est basée sur l'hypothèse qu'il existe de fortes corrélations entre les données étudiées. Le but de l'Analyse en Composantes Principales (ACP) est de condenser les données originelles en de nouveaux groupements, appelées nouvelles composantes, de façon à ce qu'elles ne présentent plus de corrélation entre elles et soient ordonnées en terme de pourcentage de variance apportée par chaque composante. Ainsi, la première nouvelle composante contient les informations relatives au pourcentage maximal de variance, la deuxième contient les informations relatives au pourcentage de variance suivant. Le processus est répété jusqu'à l'obtention de la dernière nouvelle composante.

Soit $X_i(t)$, $i = 1, \dots, p$ les données de réflectance associées au pixel t pour p bandes spectrales. La valeur de réflectance $X_i(t)$ d'un pixel t pour la bande spectrale i est par hypothèse corrélée à la valeur de réflectance $X_j(t)$ pour la bande spectrale j , $j \neq i$.

Sous forme matricielle, on considère la matrice X ($X \in R^{n,p}$) représentant les données de réflectance. Chaque vecteur colonne de la matrice X contient les n données de réflectance associées à une longueur d'onde λ_p . Les p vecteurs sont par hypothèse corrélés. On cherche alors à projeter la matrice de données originelles X dans un nouvel espace de façon à obtenir p nouvelles composantes décorréelées. On cherche pour cela la transformation linéaire qui associe la matrice Y ($Y \in R^{n,p}$) contenant les composantes décorréelées, à la matrice X :

$$Y = XV \tag{3.1.1}$$

Où V est la matrice ($V \in R^{p,p}$) associée à la transformation linéaire.

Le processus d'Analyse en Composantes Principales consiste dans un premier temps à calculer la matrice de covariance R ($R \in R^{p,p}$) entre les p vecteurs initiaux. Le terme

général de la matrice de covariance R s'écrit sous la forme :

$$R_{ij} = \sum_{k=1}^p (r_{ik} - \bar{r}_k)(r_{jk} - \bar{r}_k) \quad (3.1.2)$$

Où r_{ik} est le coefficient de corrélation entre le vecteur i et le vecteur k , et \bar{r}_k est la moyenne des coefficients r_{ik} , $\forall i$. La matrice de covariance R est alors diagonalisée :

$$R = VUV^t \quad (3.1.3)$$

V est une matrice ($V \in R^{p,p}$) contenant les vecteurs propres \vec{v}_i de R , c'est-à-dire les coordonnées des p nouveaux axes. Ces vecteurs propres représentent les nouvelles composantes (Figure 3.2). U est une matrice diagonale ($U \in R^{p,p}$) contenant les valeurs propres λ_i de R , c'est-à-dire la variance des p nouvelles composantes (Figure 3.1 et 3.2). Les valeurs propres sont rangées par ordre décroissant. La valeur propre λ_i correspond à la part d'inertie contenue dans la nouvelle composante représentée par le vecteur propre \vec{v}_i . Enfin, les valeurs propres λ_i peuvent être normalisées pour obtenir les pourcentages de concentration δ_i de l'information dans chaque nouvelle composante :

$$\delta_i = \frac{\lambda_i}{\sum_k \lambda_k} \times 100 \quad (3.1.4)$$

La nature de l'information contenue dans chaque composante principale peut être connue en calculant la matrice de corrélation variables-composantes G ($G \in R^{k,k}$). Les éléments G_{ij} de la matrice G représentent les coefficients de corrélation entre les bandes spectrales et les nouvelles composantes et se calculent à partir de :

$$G_{ij} = \sqrt{\lambda_i} \vec{v}_j \quad (3.1.5)$$

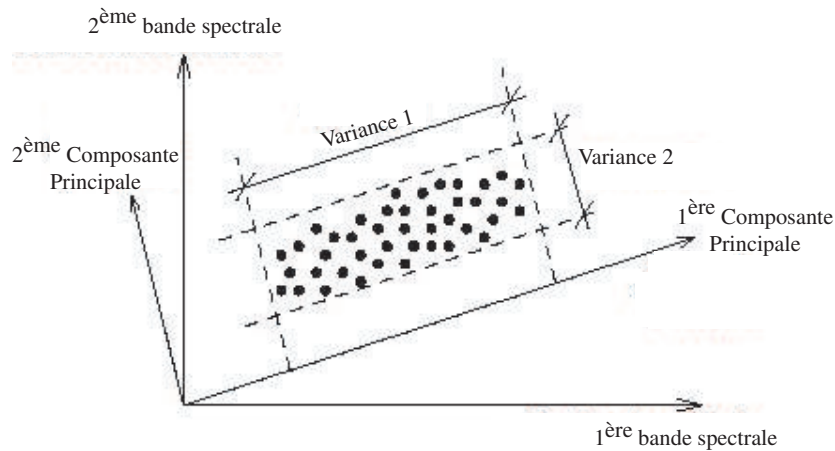


FIG. 3.1 – Illustration en 2D de la réduction de la dimension de l'étude. La première composante contient le maximum d'information (maximum de variance).

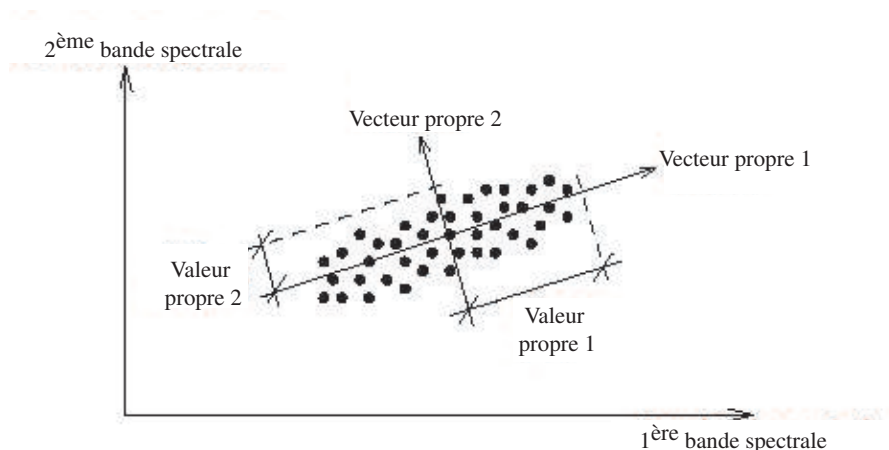


FIG. 3.2 – Représentation en 2D des 2 vecteurs propres et des 2 valeurs propres associés aux deux nouvelles composantes.

Le processus de réduction de la dimension consiste à conserver les k ($k < p$) premières nouvelles composantes, qui seront alors appelées composantes principales. Aucune règle générale n'existe quant au choix du nombre k de composantes principales. La valeur k peut être déterminée par l'étude des valeurs propres ou par l'étude visuelle des images :

- Kaiser (1958) suggère de conserver les k premières composantes ayant une valeur propre supérieure à 1.
- La règle de la "part d'inertie expliquée" propose de fixer une part d'inertie (par exemple 80%) à conserver. Cette valeur dépend néanmoins du nombre de bandes spectrales de départ.
- A partir du graphique représentant l'éboulis des valeurs propres (Figure 4.6), on garde un nombre de facteurs correspondant à un "coude" de l'histogramme, séparant des valeurs propres encore assez grandes à celles devenues trop petites.

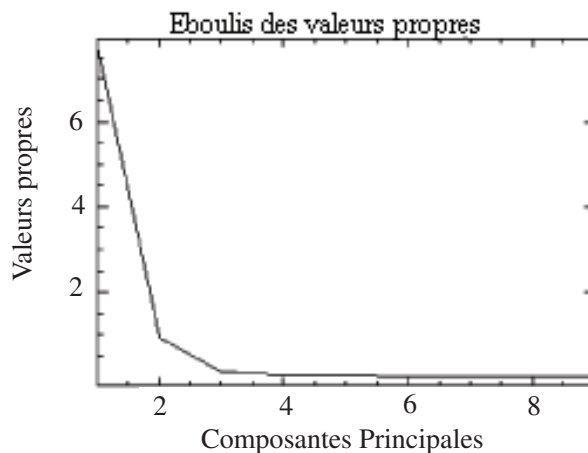


FIG. 3.3 – Représentation de l'éboulis des valeurs propres. On pourrait ici conserver les 2 premières composantes.

3.1.1.2 Transformée en Fraction de Bruit Maximale

L'Analyse en Composantes Principales appliquée aux images multispectrales et hyperspectrales peut conduire à reléguer des composantes porteuses d'information utile dans les composantes principales de rang élevé alors que des composantes bruitées se retrouvent dans les premières composantes principales. A partir de cette observation, Green *et al.* (1988) ont construit une méthode de réduction de données appelée Transformation en Fraction de Bruit Maximale (Maximum Noise Fraction). Cette méthode range les nouvelles composantes dans un nouvel espace, en fonction de leur quantité de bruit. Il a été montré qu'une Transformation en Fraction de Bruit Maximale est équivalente à une Analyse en Composantes Principales quand la variance de bruit est identique quelque soit la bande spectrale.

Soit $Z_i(x), i = 1, \dots, p$ les données de réflectance associées au pixel x pour p bandes spectrales. La valeur de réflectance $Z_i(x)$ d'un pixel x pour la bande spectrale i est la somme d'une composante de bruit $N_i(x)$ et d'une composante signal $S_i(x)$ pour la même bande spectrale i :

$$Z_i(x) = S_i(x) + N_i(x) \quad (3.1.6)$$

Sous la forme matricielle, en généralisant à l'ensemble des bandes spectrales p et à l'ensemble des pixels n , la matrice de réflectance Z ($Z \in R^{n,p}$) est la somme de la matrice de bruit N et de la matrice signal S : $Z(x) = S(x) + N(x)$.

La matrice de corrélation Σ ($\Sigma \in R^{p,p}$) de l'image est alors la somme de la matrice de corrélation Σ_N du bruit et de la matrice de corrélation Σ_S du signal :

$$\Sigma = \Sigma_S + \Sigma_N \quad (3.1.7)$$

La fraction de bruit F_i dans la bande spectrale i est définie comme le rapport de la variance du bruit sur la variance totale des données :

$$F_i = \frac{Var(N_i)}{Var(Z_i)} \quad (3.1.8)$$

Cette fraction de bruit F_i constitue le facteur de qualité qui va permettre l'ordonnement des nouvelles composantes dans l'espace transformé.

La Transformée en Fraction de Bruit Maximale consiste à chercher la transformation linéaire qui associe le vecteur $Y_i(x)$, contenant une nouvelle composante, au vecteur initial $Z_i(x)$:

$$Y_i(x) = a_i^t Z_i(x) \quad (3.1.9)$$

Où a_i représente le vecteur associé à cette transformation pour la bande spectrale i . Cette transformation linéaire doit être telle que la fraction de bruit F_i soit maximale parmi toutes les transformations orthogonales à $Y_j(x) \forall j = 1, \dots, i$.

La Transformée en Fraction de Bruit Maximale s'écrit sous la forme matricielle de la façon suivante :

$$Y(x) = A^t Z(x) \quad (3.1.10)$$

Où A est la matrice associée à la transformation linéaire ($A \in R^{n,n}$), composée des vecteurs propres \vec{a}_i issue de la diagonalisation de $\Sigma_N \Sigma^{-1}$. Les valeurs propres λ_i correspondant aux vecteurs propres \vec{a}_i sont égales aux fractions de bruit F_i . Les valeurs propres sont rangées en ordre décroissant, ainsi les nouvelles composantes sont rangées en ordre croissant de quantité de bruit, et donc en ordre décroissant de qualité d'image. La difficulté d'application de la Transformée en Fraction de Bruit Maximale réside dans l'estimation de la matrice de covariance Σ des données initiales de réflectance et de la matrice de covariance Σ_N du bruit. Dans notre étude, nous avons supposé que chaque pixel est une combinaison linéaire d'un signal et d'un bruit suivant l'équation 3.1.6. Les pixels d'une même image contiennent le même signal mais un bruit différent. La composante de bruit est alors estimée en calculant la moyenne des différences de valeurs de réflectance $Z_i(x)$ dans un voisinage vertical et horizontal de l'image originale.

En 1990, Lee *et al.* ont reformulé l'idée de Green en terme de rapport Signal sur Bruit. Lee *et al.* ont démontré qu'une Transformée en Fraction de Bruit Maximale est une succession de deux Analyses en Composantes Principales. La première diagonalise la matrice estimée de covariance Σ_N du bruit et transforme les données initiales en données "ajustées au bruit". La seconde diagonalise la matrice de covariance de ces données "ajustées au bruit" et les transforme en composantes signal indépendamment de la composante bruit. D'un point de vue numérique la reformulation de Lee est nettement plus intéressante que celle de Green. Elle permet d'éviter l'inversion de matrices et la diagonalisation de matrices non symétriques.

3.1.1.3 Applications

L'Analyse en Composantes Principales (ACP) est utilisée de façon très courante dans le domaine de l'imagerie multispectrale pour la réduction de la dimension de données (e.g. Ranjbar *et al.*, 2004; Chabrillat *et al.*, 2000; Pinet *et al.*, 2000). Les images d'une même scène, enregistrées dans différentes bandes spectrales par un même capteur, sont généralement hautement corrélées. Il existe donc une forte redondance d'information entre les différentes bandes spectrales. Compte tenu de l'abondance d'informations à traiter, l'ACP permet de réduire le nombre d'information spectrale à traiter. Elle est par contre peu exploitée en imagerie hyperspectrale. Le bruit présent dans les données hyperspectrales peut présenter une variance plus importante que l'information utile. L'information désirée est alors reléguée dans les composantes principales à faible variance et au contraire le bruit est présent dans les premières composantes principales.

Vermillion and Salder (1999) utilisent la méthode de Transformée en Fraction de Bruit Maximale (MNF) pour réduire le bruit contenu dans les données hyperspectrales AVIRIS et pour mettre en valeur des surfaces homogènes. Une étude visuelle des dix premières composantes principales issues de la MNF (contenant plus de 99% de l'information totale) permet une discrimination entre différentes surfaces. Néanmoins, la plupart des études utilise la méthode de Transformée en Fraction de Bruit Maximale comme prétraitement des données hyperspectrales et peu d'études s'arrêtent à une analyse visuelle des composantes principales obtenues. Kruse (2003b), Cudahy *et al.* (2001), Goetz *et al.* (2002), Kruse and Boardman (2000) utilisent les composantes principales issues d'une MNF réalisée sur les

données hyperspectrales HYPERION, pour cartographier la surface, ainsi qu'identifier et quantifier les matériaux au sol. Les composantes principales conservées contiennent quasiment le même taux d'information que les données brutes, et sont dépourvues de bruit. De plus, la dimension de l'étude étant moindre après réalisation d'une MNF, le temps de calcul nécessaire à l'identification et la quantification des matériaux est réduit. De même l'ACP est utilisée en prétraitement aux images multispectrales avant de cartographier la surface en utilisant des méthodes telles que les classifications (e.g. Ranjbar *et al.*, 2004; Chabrilat *et al.*, 2000; Pinet *et al.*, 2000).

3.1.2 Classification Supervisée par Maximum de Vraisemblance

Les méthodes ACP et MNF permettent de réduire la dimension des données multispectrales et hyperspectrales respectivement. Après réalisation de ces deux techniques et après avoir défini le nombre de composantes principales à garder, la série de données de télédétection à étudier est moins importante, tout en contenant la majeure partie de l'information lithologique. La méthode de cartographie des limites de couches géologiques consiste alors à réaliser des classifications en utilisant ces composantes principales.

Une classification est une procédure d'analyse quantitative de données. Elle consiste à regrouper les données en classes homogènes. Appliquée à des images de télédétection pour une étude géologique, une classification consiste à regrouper en classes des surfaces spectralement similaires. Les méthodes de classification peuvent être séparées en deux groupes :

- Les méthodes de classification non supervisées (Unsupervised Classification) : les données sont classées en fonction de leurs caractéristiques, sans aucune information a priori sur la nature des données à classer. L'utilisateur peut intervenir pour fixer le nombre de classes souhaité, un seuil minimum et le nombre maximal ou minimal d'itérations. Les méthodes les plus courantes sont les classifications ascendantes hiérarchiques (Safavian and Landgrebe, 1991) et les classifications par centres mobiles (Girard and Girard, 1999).
- Les méthodes de classification supervisées (Supervised Classification) : les données sont classées vis à vis de zones d'apprentissage choisies par l'utilisateur. La méthode utilisée dans cette étude est une procédure supervisée, appelée classification par maximum de vraisemblance (Richards and Xiuping, 1999).

3.1.2.1 Principe

La méthode de classification par maximum de vraisemblance (Maximum Likelihood Supervised Classification) est une procédure basée sur des règles statistiques. Soit M classes spectrales à étudier dans l'image. Pour un pixel situé à la position x , on calcule la probabilité conditionnelle $p(\omega_i \setminus x)$, $i = 1, \dots, M$, que la classe auquel appartient le pixel situé à la position x soit ω_i connaissant cette position x . La classification est effectuée selon la règle de décision suivante :

$$x \in \omega_i \quad \text{Si} \quad p(\omega_i \setminus x) > p(\omega_j \setminus x) \quad \forall j \neq i \quad (3.1.1)$$

La probabilité $p(\omega_i \setminus x)$ est inconnue. Elle est estimée par le théorème de Bayes (Freund,

1992) suivant :

$$p(\omega_i \setminus x) = \frac{p(x \setminus \omega_i)p(\omega_i)}{p(x)} \quad (3.1.2)$$

Où $p(x \setminus \omega_i)$ est la probabilité de trouver un pixel à la position x connaissant la classe ω_i , $p(\omega_i)$ est la probabilité d'avoir la classe ω_i au sein de l'image et $p(x)$ est la probabilité de trouver n'importe quelle classe à la position x . La règle de décision (3.1.1) devient alors :

$$x \in \omega_i \quad Si \quad p(x \setminus \omega_i)p(\omega_i) > p(x \setminus \omega_j)p(\omega_j) \quad \forall j \neq i \quad (3.1.3)$$

On pose alors la fonction discriminante $g_i(x)$ telle que :

$$\begin{aligned} g_i(x) &= \ln p(x \setminus \omega_i)p(\omega_i) \\ &= \ln p(x \setminus \omega_i) + \ln p(\omega_i) \end{aligned} \quad (3.1.4)$$

et la règle de décision (3.1.3) devient :

$$x \in \omega_i \quad Si \quad g_i(x) > g_j(x) \quad \forall j \neq i \quad (3.1.5)$$

On suppose de plus que les classes suivent des distributions gaussiennes (Figure 3.4 et 3.6). Donc pour N bandes, la probabilité $p(x \setminus \omega_i)$ s'écrit :

$$p(x \setminus \omega_i) = 2\pi^{-N/2} \left| \sum_i \right|^{-1/2} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (x - \mu_i)^t \sum_i^{-1} (x - \mu_i) \right\} \quad (3.1.6)$$

Où μ_i et \sum_i sont respectivement la moyenne et la covariance de la classe ω_i . Sous l'hypothèse d'une distribution gaussienne, la fonction discriminante $g_i(x)$ s'écrit :

$$g_i(x) = \ln p(\omega_i) - \frac{1}{2} \left| \sum_i \right| - \left\{ \frac{1}{2} (x - \mu_i)^t \sum_i^{-1} (x - \mu_i) \right\} \quad (3.1.7)$$

et peut se réduire à :

$$g_i(x) = - \left| \sum_i \right| - (x - \mu_i)^t \sum_i^{-1} (x - \mu_i) \quad (3.1.8)$$

L'utilisation d'une telle règle engendre la classification de la totalité des pixels de l'image étudiée. Or certains pixels ont une probabilité très faible d'appartenir à une classe. Dans une telle situation, un seuil d'appartenance peut être employé (Figure 3.6). Les pixels sont classés si et seulement si leur probabilité est supérieure au seuil d'appartenance imposé. La règle de décision (3.1.5) devient alors :

$$x \in \omega_i \quad Si \quad g_i(x) > g_j(x) \quad \forall j \neq i \quad (3.1.9)$$

$$et \quad Si \quad g_i(x) > T_i \quad (3.1.10)$$

Où T_i est le seuil d'appartenance pour la classe ω_i . Finalement, d'après l'expression de la fonction de distribution (3.1.7) et la règle de décision (3.1.10), un pixel à la position x appartient à la classe ω_i si :

$$\ln p(\omega_i) - \frac{1}{2} \left| \ln \sum_i \right| - \left\{ \frac{1}{2} (x - \mu_i)^t \sum_i^{-1} (x - \mu_i) \right\} > T_i \quad (3.1.11)$$

i.e.

$$(x - \mu_i)^t \sum_i^{-1} (x - \mu_i) < -2T_i - \left| \ln \sum_i \right| + 2 \ln p(\omega_i) \quad (3.1.12)$$

L'estimation du seuil d'appartenance T_i s'obtient en supposant une distribution normale de x (Swain and David, 1978). Ainsi, le terme de gauche de l'inégalité (3.1.12) a une distribution qui suit une loi du χ^2 avec N degrés de liberté.

3.1.2.2 Initialisation des zones d'apprentissage

Une étape importante dans la réalisation d'une classification supervisée consiste à choisir les zones d'apprentissage qui serviront de référence pour décrire les classes. A chaque classe correspond une zone d'apprentissage définie par l'utilisateur en fonction des informations a priori qu'il possède et de l'objectif de son étude. Les zones d'apprentissage doivent être représentatives de leurs classes, donc doivent contenir suffisamment d'information spectrale pour se distinguer les unes des autres. Swain and David (1978)

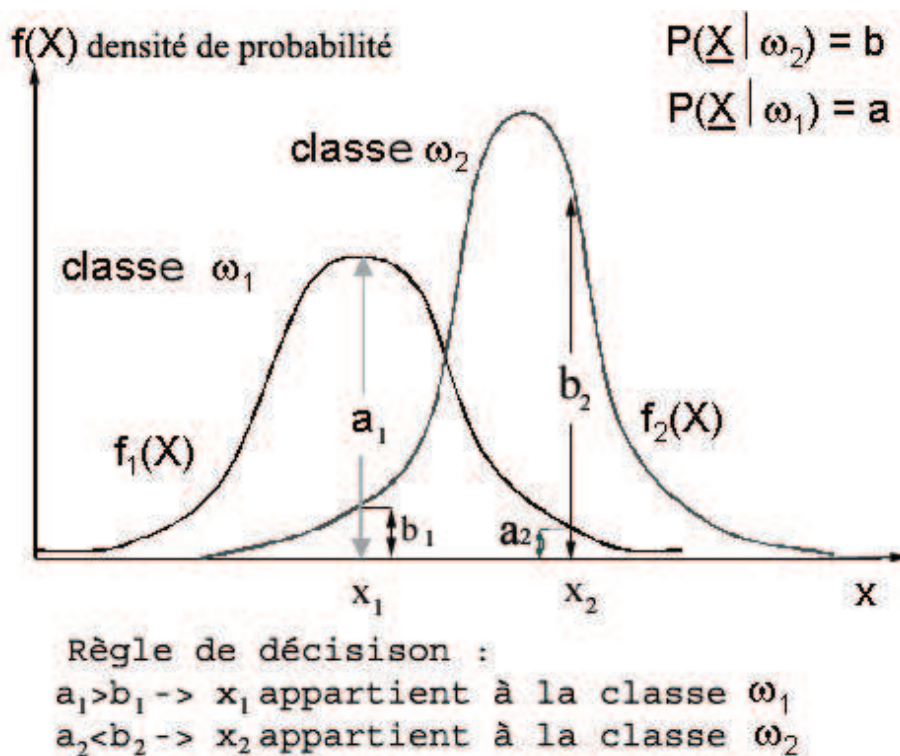


FIG. 3.4 – Représentation d'une distribution Gaussienne des classes ω_1 et ω_2 et de la règle de décision (3.1.5).

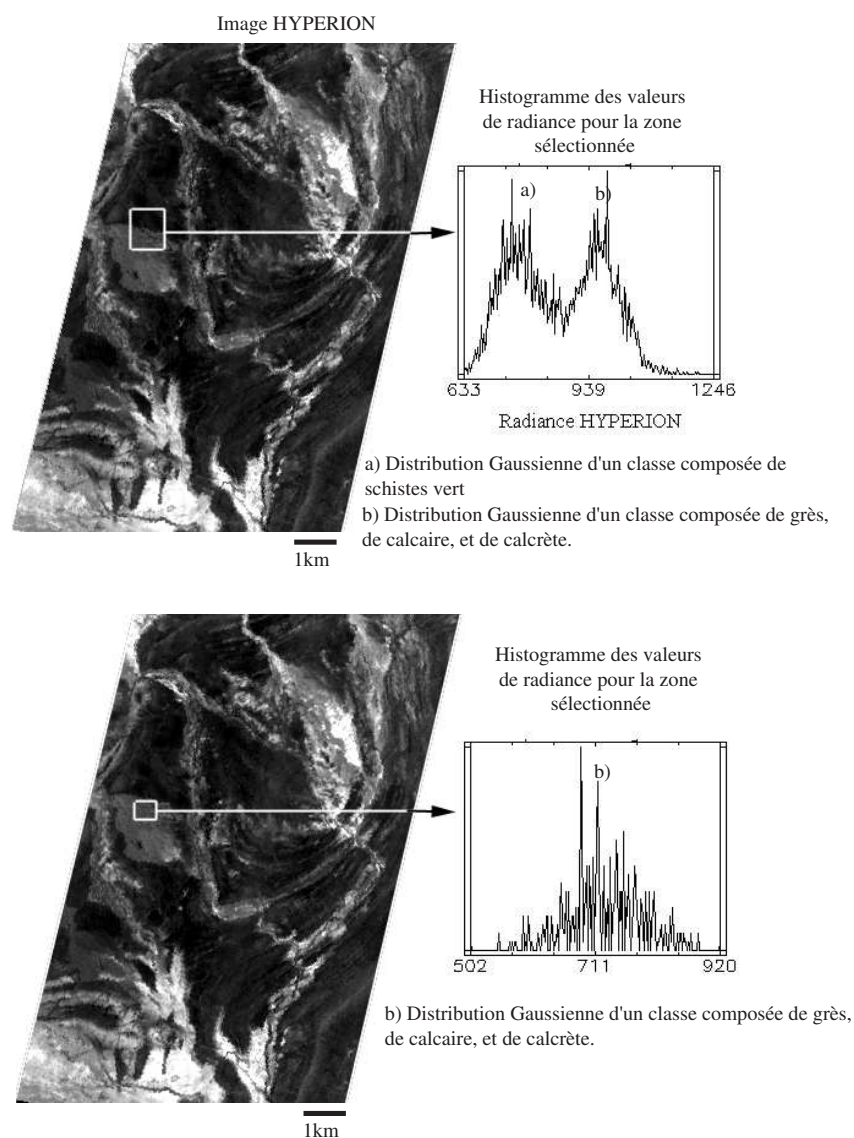


FIG. 3.5 – Illustration de la distribution Gaussienne de deux zones d'une image HYPERION : une zone à cheval sur deux classes, et une zone composée d'une seule classe.

recommandent de choisir un nombre minimum de $10N$ échantillons par classes, où N est le nombre de bandes spectrales utilisées dans l'étude. An *et al.* (1995) utilisent des zones d'apprentissage comprenant 150 à 550 données spectrales. Une zone d'apprentissage de 150 pixels représente dans leur cas 0.5% de la surface totale étudiée. L'utilisation de 550 pixels permet d'augmenter la surface de pixels correctement classés de seulement 3% par rapport à une classification réalisée à partir de zones d'apprentissage de 150 pixels.

Dans notre étude, une carte géologique régionale de la zone étudiée est utilisée comme information a priori pour choisir les zones d'apprentissage. A chaque lithologie représentée sur la carte géologique régionale correspond une zone d'apprentissage. Cette carte géologique est présentée en détail dans le troisième chapitre.

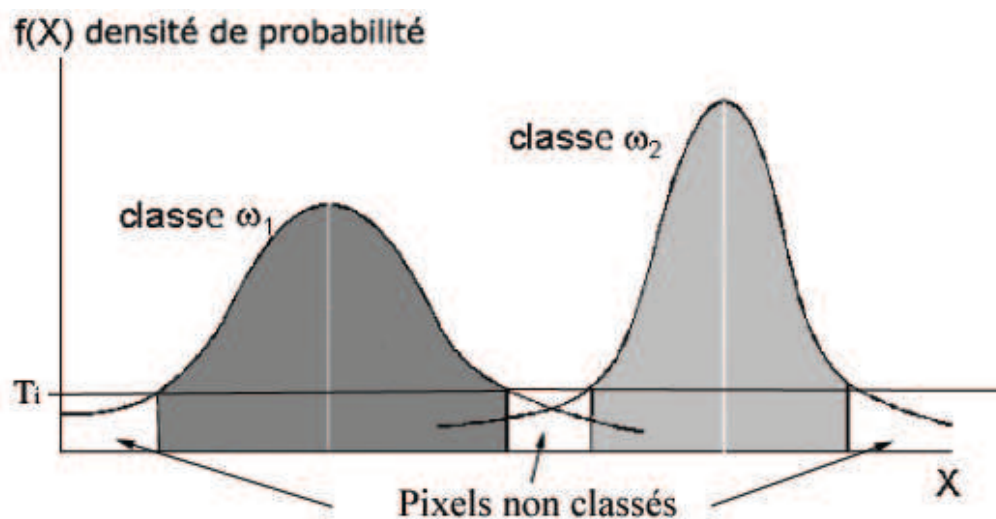


FIG. 3.6 – Représentation de la distribution Gaussienne des classes ω_1 et ω_2 et du seuil d'appartenance T_i (ici $T_1 = T_2$).

3.1.2.3 Estimateurs de qualité des résultats

La dernière étape de la classification consiste à analyser quantitativement les résultats obtenus afin d'évaluer la qualité de la classification. Généralement, une matrice de confusion (Girard and Girard, 1999) est utilisée à cette fin. Elle est obtenue en comparant les données classées avec des données de référence qui doivent être différentes de celles ayant servi à choisir les zones d'apprentissage. La matrice de confusion contient les informations suivantes :

- le nombre de pixels bien classés divisé par le nombre total de pixels.
- le pourcentage de pixels d'une classe ω_i appartenant, en fait à d'autres classes dans les données de référence.
- le pourcentage de pixels d'une classe ω_i correspondant à la même classe dans les données de référence.
- le pourcentage de pixels d'une zone d'apprentissage affectés à d'autres classes par la classification.
- le pourcentage de pixels d'une zone d'apprentissage affectés à la même classe par la classification.

Ayant utilisé la carte géologique de la région comme donnée de référence à la classification supervisée, et n'ayant pas d'autres données géologiques sur lesquelles nous appuyer pour estimer la qualité des résultats de classifications, nous ne pouvons utiliser la matrice de confusion. Nous avons mis en place quatre indicateurs de qualité, utilisant la carte géologique de référence (Gomez *et al.*, 2004). Une illustration du calcul de ces quatre estimateurs de qualité est présentée sur la Figure 3.7.

1. Le premier indice de qualité I_u représente le pourcentage de pixels non classés dans l'image.
2. Le second indice de qualité $I_{q(i)}$ représente le pourcentage de pixels appartenant à

la classe ω_i et appartenant à la lithologie associée à la classe ω_i calculé par :

$$I_{q(i)} = \frac{Pix_i}{Litho} \times 100$$

Où Pix_i est le nombre de pixels correctement classés dans la lithologie associée à la classe ω_i et $Litho$ est le nombre total de pixels de la lithologie associée à la classe ω_i . Une lithologie est correctement représentée lorsque l'indicateur I_q est proche de 100%.

3. Le troisième indice de qualité $I_{sc(i)}$ représente le nombre de pixels dispersés en dehors de la lithologie correspondant à la classe ω_i , calculé par :

$$I_{sc(i)} = \frac{Class_i - Pix_i}{Class_i} \times 100$$

Où $Class_i$ est le nombre total de pixels appartenant à la classe ω_i . Un indice I_{sc} proche de 100% représente un grand nombre de pixels dispersés en dehors de la lithologie étudiée.

4. Le quatrième indice de qualité I_{loc} représente l'information de localisation des pixels dispersés. L'indicateur $I_{loc(i,j)}$ représente le pourcentage de pixels appartenant à la classe ω_i et à la lithologie associée à la classe ω_j :

$$I_{loc(i,j)} = \frac{Pix_j}{Class_i} \times 100$$

Où Pix_j est le nombre de pixels classés dans la classe ω_j , mais appartenant à la lithologie associée à la classe ω_i .

3.2 Identification lithologique et Réalisation de cartes d'abondance

L'identification des composants lithologiques de la surface terrestre est réalisée à partir des données de réflectance. Les capteurs multispectraux et hyperspectraux mesurent la réflectance sur une surface au sol variant de $20 \times 20m$ à $30 \times 30m$. A chacune de ces surfaces étudiées correspond un spectre de réflectance. Il est rare qu'une surface naturelle soit composée d'un seul matériel. Celles ci sont généralement des mélanges de différents composants lithologiques ainsi que de différents types de végétation. Les spectres de réflectance associés à chaque pixel sont donc des combinaisons de spectres de plusieurs roches et plusieurs végétations. Dans la plupart des cas, les spectres de ces composés naturels sont inconnus. Les images doivent être étudiées en utilisant des spectres de laboratoire ou des spectres de terrain. Notre objectif est d'identifier ces composés lithologiques, pour ensuite construire des cartes d'abondances utilisables par les géologues.

Les algorithmes permettant d'accéder à l'identification lithologique de la surface sont classés en deux catégories :

Carte géologique initiale numérisée

| | | | | |
|---|---|---|---|---|
| C | C | C | S | S |
| C | C | C | S | S |
| C | C | C | S | S |
| C | C | C | S | S |
| C | C | C | S | S |
| C | C | C | S | S |

Nombre de pixels total : 30

C = Calcaire, 18 pixels

S = Sable, 12 pixels



Résultat d'une classification supervisée

| | | | | |
|---|---|---|---|---|
| C | C | C | C | S |
| C | C | C | S | S |
| C | C | | | S |
| S | S | | S | S |
| S | S | S | S | S |
| S | S | S | S | S |

 $\text{Pix}_{(\text{calcaire})} = 8$ $\text{Litho}_{(\text{calcaire})} = 18$ $\text{Class}_{(\text{calcaire})} = 9$ $\text{Pix}_{(\text{sable})} = 1$

Nombre de pixels non classés : 3

$$\Rightarrow I_u = (3/30) * 100 = 10\%$$

Pourcentage de pixels de calcaire bien classés :

$$\Rightarrow I_q = (8/18) * 100 = 44\%$$

Pourcentage de pixels de calcaire dispersés :

$$\Rightarrow I_{sc} = (9-8)/9 * 100 = 10\%$$

Pourcentage de pixels de calcaire classés

dans la zone cartée initialement comme du Sable :

$$\Rightarrow I_{loc} = 1/9 * 100 = 11\%$$

FIG. 3.7 – Illustration de l'estimation de la qualité d'une classification supervisée pour une zone composée de calcaire et de sable.

- La première suppose qu'il existe des pixels composés d'un seul composant lithologique, on dit alors que ces pixels sont purs. La méthode N-FINDR décrite en §3.2.1 fait partie de cette catégorie.
- La deuxième dérive analytiquement les spectres des composants lithologiques à partir de spectres de réflectance. La méthode d'Analyse en Composantes Indépendantes décrite en §3.2.2 fait partie de cette catégorie.

Les spectres des composants lithologiques du sol sont alors comparés aux bibliothèques spectrales pour être identifiés. L'identification lithologique des spectres est décrite en §3.2.3.

L'identification des composants lithologiques au sol, conduit alors à estimer la proportion de chacun d'entre eux au sein de la surface d'étude. Ce calcul de l'abondance de composants lithologiques est réalisé dans cette étude par la méthode de mélanges spectraux sous contraintes décrite au §3.2.4.

3.2.1 Méthode N-FINDR

L'algorithme N-FINDR proposé en 1999 par Winter est une technique automatique pour trouver les pixels les plus purs d'une zone. Les spectres associés à ces pixels correspondent aux spectres des "pôles purs", c'est-à-dire aux spectres des matériaux présents au sol. Les autres pixels de la zone sont supposés être des combinaisons linéaires de ces pôles purs. L'intérêt de cette méthode est de ne nécessiter aucune information a priori.

Le spectre d'un pixel donné dans une image hyperspectrale est supposé être une combinaison linéaire des spectres des matériaux présents au sol, c'est à dire des pôles purs :

$$p_{ij} = \sum_k e_{ik} c_{kj} + \varepsilon \quad (3.2.1)$$

Où p_{ij} est la réflectance associée au pixel j pour la bande spectrale i , e_{ik} est la réflectance associée au pôle pur k pour la bande spectrale i , c_{kj} est la proportion de pôle pur k au sein du pixel j et ε est un terme d'erreur. Toutes les proportions sont supposées être positives ou nulles, et la somme des proportions est supposée égale à 1, autrement dit :

$$c_{kj} \geq 0 \quad \forall j \neq i \quad (3.2.2)$$

$$\sum_k c_{kj} = 1 \quad \forall j \quad (3.2.3)$$

Si le modèle linéaire de mélange proposé au dessus est correct, alors le nombre de bandes à étudier a une dimension de moins que le nombre de pôles purs, et les pixels de l'image étudiée forment un simplexe. Un simplexe est une forme géométrique simple, englobant un espace de dimension donnée (Figure 3.8). Les sommets de ce simplexe sont les pôles purs. Tous les pixels contenus dans le simplexe sont des combinaisons linéaires des sommets, i.e des combinaisons linéaires des pôles purs. Sous ces hypothèses, l'algorithme N-FINDR consiste à trouver les sommets d'un simplexe en cherchant les pixels formant le simplexe ayant le volume maximal.

Soit N la dimension de l'étude, et A la matrice contenant les $N+1$ pôles purs ajoutés à une ligne de 1 ($A \in R^{N+1, N+1}$) :

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ \vec{a}_1 & \vec{a}_2 & \dots & \vec{a}_{N+1} \end{pmatrix} \quad (3.2.4)$$

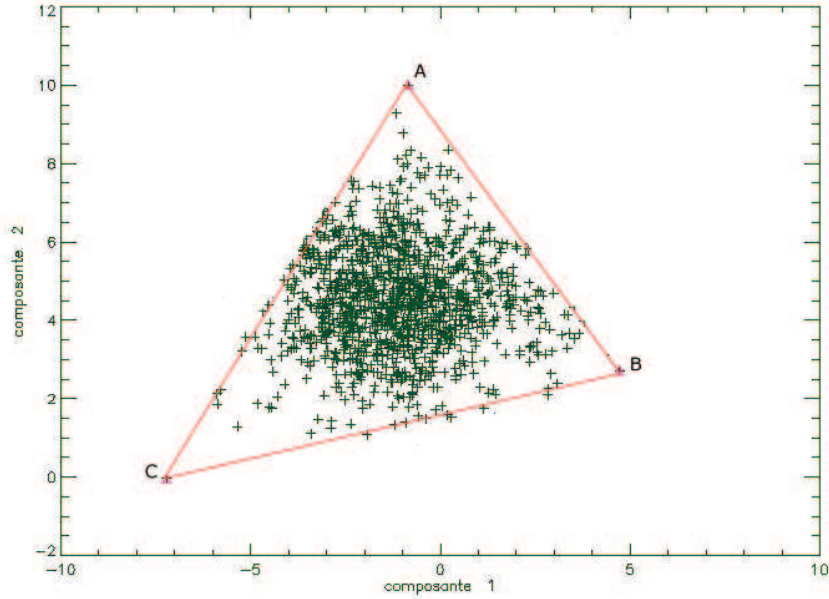


FIG. 3.8 – Représentation de 3 pôles purs (A , B et C) dans un espace à 2 dimensions. Les axes correspondent aux composantes principales issues d'une Analyse en Composantes Principales.

Où \vec{a}_i est le vecteur colonne contenant le spectre du pôle i . Le volume V du simplexe formé par les pôles purs est proportionnel au déterminant de la matrice A (Gritzmann and Klee, 1994) :

$$V(A) = \frac{1}{N!} \text{abs}(|A|) \quad (3.2.5)$$

L'algorithme initialise aléatoirement une série de $N + 1$ pixels considérés comme pôles purs. Chaque pixel x remplace chaque pôle pur \vec{a}_i à tour de rôle et forme une nouvelle matrice A . A chaque nouvelle matrice A formée correspond un nouveau simplexe, dont le volume est calculé. Si celui-ci est supérieur à l'ancien alors le pôle pur est remplacé par le pixel x . Et ainsi de suite jusqu'à ce que plus aucun remplacement n'est lieu. Les $N + 1$ pixels finaux formant le volume maximal correspondent aux $N + 1$ pôles purs.

La dimension de l'image hyperspectrale peut être inférieure au nombre de pôles purs à trouver. Afin d'accomplir cette méthode sur le maximum de données spectrales, la technique N-FINDR est appliquée sur des données transformées, soit par Analyse en Composantes Principales, soit par Transformée en Fraction de Bruit Maximal. Les vecteurs \vec{a}_i contiennent donc les coordonnées des pixels dans l'espace transformé.

Cette méthode est extrêmement rapide, du fait de l'utilisation des composantes issues d'une méthode de réduction de la dimension. Cette méthode rencontre néanmoins deux difficultés. D'une part le résultat dépend du choix du nombre de composantes hyperspectrales prises en compte. Plus le nombre de composantes est important plus le nombre de matériaux recherchés peut être important. Choisir un nombre pertinent de composantes nécessite une connaissance a priori du terrain. D'autre part, dans la nature aucune surface de $30 \times 30m$ n'est composé d'un unique matériel. La principale hypothèse de cette

méthode est alors discutable.

La méthode N-FINDR, développée depuis seulement 5 ans, a été pour le moment peu exploitée. Steuler, Lucey, Winter and LeMouelic (2002) et Steuler, Winter, Lucey and LeMouelic (2002) ont utilisé cette technique afin d'identifier la nature des matériaux présents sur le sol lunaire. Les données de réflectance utilisées proviennent du capteur multispectral Clementine. L'analyse des spectres Clementine est effectuée à partir d'un modèle de mélange spectral non linéaire basé sur la théorie de Hapke (1993). Cette procédure est très coûteuse en temps de calcul. L'utilisation de la méthode N-FINDR leur permet d'identifier six pôles purs. L'analyse spectrale par le modèle de mélange spectral non linéaire est alors réalisée sur ces six pôles purs. Le temps de calcul est ainsi réduit, et les pôles purs étant représentatifs de la zone étudiée, l'analyse spectrale reste pertinente.

3.2.2 Analyse en Composantes Indépendantes

L'Analyse en Composantes Indépendantes (ACI) (ou Independent Component Analysis ICA) est une méthode statistique d'analyse de données multidimensionnelles mise au point par des équipes de recherches travaillant sur la séparation de signaux sources. Ce problème a été initialement formulé par Herault *et al.* (1985) lors d'une recherche en neurophysiologie. L'Analyse en Composantes Indépendantes consiste à projeter des vecteurs aléatoires dans un espace où les nouvelles composantes sont statistiquement indépendantes.

3.2.2.1 Introduction

Deux personnes se situant dans une même pièce parlent simultanément. Deux microphones sont placés dans cette même pièce à deux endroits différents. Les microphones enregistrent alors deux signaux différents, noté $x_1(t)$ et $x_2(t)$ au temps t . Chacun de ces signaux enregistrés est une somme pondérée des signaux émis par les deux personnes, notés par $s_1(t)$ et $s_2(t)$:

$$\begin{aligned} x_1(t) &= a_{11}s_1(t) + a_{12}s_2(t) \\ x_2(t) &= a_{21}s_1(t) + a_{22}s_2(t) \end{aligned} \tag{3.2.1}$$

Où les coefficients a_{11} , a_{12} , a_{21} et a_{22} sont des paramètres dépendants de la distance entre les microphones et les personnes. Le but est d'estimer les deux signaux originaux $s_1(t)$ et $s_2(t)$ des deux interlocuteurs à partir uniquement de $x_1(t)$ et $x_2(t)$. Ce problème est appelé le "Problème de la Soirée-Cocktail".

Soient deux signaux $s_1(t)$ et $s_2(t)$ enregistrés avec $t = 100$ et représentés sur la figure 3.9 à gauche. Ces signaux sont des combinaisons linéaires de deux signaux indépendants. Après séparation des deux sources observées par la méthode ACI, les deux signaux sources $x_1(t)$ et $x_2(t)$ sont obtenus et représentés sur la figure 3.9 à droite.

Dans le cas où les paramètres a_{11} , a_{12} , a_{21} et a_{22} sont connus, le système d'équations (3.2.1) peut se résoudre par des méthodes classiques. Cependant cette résolution d'équations devient un problème beaucoup plus complexe lorsque les paramètres a_{11} , a_{12} , a_{21} et a_{22} sont inconnus. Une approche utilisée pour résoudre un tel problème consiste à utiliser les

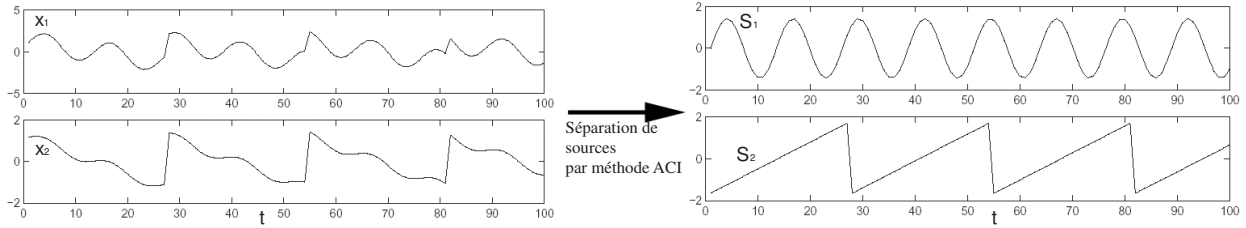


FIG. 3.9 – Représentation à gauche de 2 signaux observés $x_1(t)$ et $x_2(t)$ avec $t = 100$. Après séparation des sources on obtient 2 signaux sources indépendants $s_1(t)$ et $s_2(t)$ (à droite) (Hyvärinen, 1999).

propriétés statistiques des signaux $s_1(t)$ et $s_2(t)$ pour estimer les paramètres a_{11} , a_{12} , a_{21} et a_{22} . Les signaux $s_1(t)$ et $s_2(t)$ sont dans ce cas supposés statistiquement indépendants à chaque temps t . Les techniques récemment développées d'Analyse en Composantes Indépendantes (Independent Component Analysis) peuvent être utilisées pour estimer ces paramètres et ainsi séparer les signaux originaux $s_1(t)$ et $s_2(t)$.

Appliquée à une étude géologique à partir de données de réflectance, la méthode ACI peut être utilisée de deux manières différentes :

- Dans un premier cas, les 2 signaux $x_1(t)$ et $x_2(t)$ correspondent aux réponses spectrales dans 2 bandes spectrales où les échantillons t sont des pixels (Figure 3.10a). Cette méthode revient à projeter les bandes spectrales dans un nouvel espace, comme dans une Analyse en Composantes Principales. Les signaux sources obtenus $s_1(t)$ et $s_2(t)$ peuvent être analysés comme des nouvelles composantes mettant en valeur des surfaces spécifiques.
- Dans un deuxième cas, les 2 signaux $x_1(t)$ et $x_2(t)$ correspondent aux signatures spectrales de 2 pixels enregistrées par le capteur hyperspectral, où t est une bande spectrale (Figure 3.10b). Les signaux originaux $s_1(t)$ et $s_2(t)$ recherchés sont les signatures spectrales des deux matériaux composant les 2 pixels étudiés. Les coefficients a_{11} , a_{12} , a_{21} et a_{22} correspondent à la proportion des composants dans les 2 pixels. Dans ce cas, la méthode ACI permet l'identification spectrale des pôles purs.

3.2.2.2 Principe

Le problème d'Analyse en Composantes Indépendantes est formulé de la façon suivante. Soit n mélanges linéaires de n composantes indépendantes s_i :

$$x_j = a_{j1}s_1 + a_{j2}s_2 + \dots + a_{jn}s_n \quad \forall j = 1, \dots, n \quad (3.2.2)$$

En utilisant les notations matricielles, ce modèle de mélange s'écrit :

$$x = As \quad (3.2.3)$$

avec $x \in R^n$ le vecteur des signaux initiaux, $A \in R^{n,n}$ la matrice de mélange inconnue et $s \in R^n$ le vecteur des signaux indépendants inconnus.

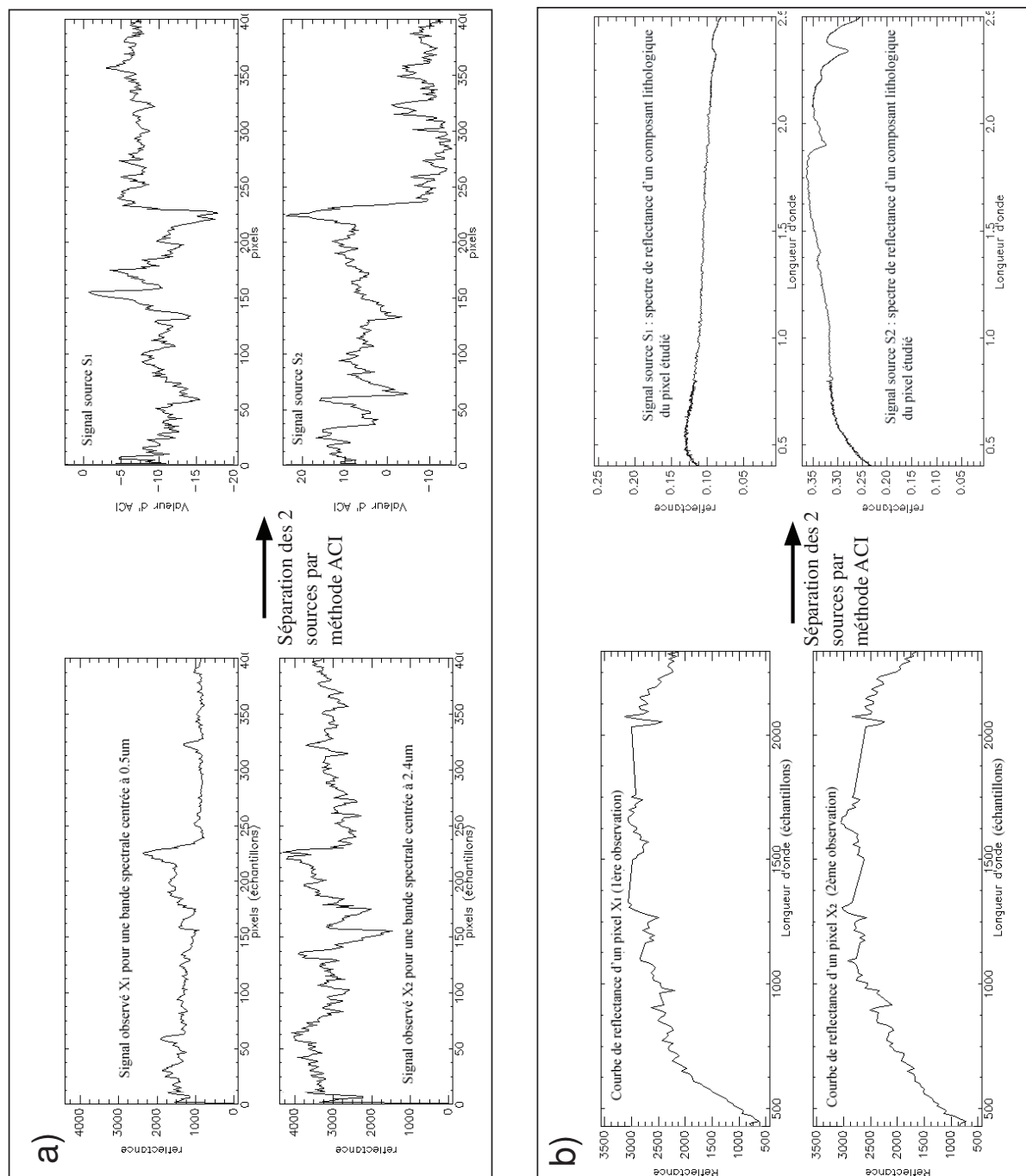


FIG. 3.10 – Les pixels correspondent aux échantillons t et les bandes spectrales aux observations $x_i(t)$.

Dans le cas d'un mélange linéaire non bruité, Comon (1994) a montré que les hypothèses de départ suivantes suffisaient pour pouvoir résoudre un problème ACI :

1. Les composantes s_i sont statistiquement indépendantes, $\forall i = 1, \dots, n$.
2. Au plus une des composantes s_i peut suivre une distribution gaussienne, $i = 1, \dots, n$.
3. Le rang de la matrice A doit correspondre au nombre de sources.

Néanmoins, dans de très nombreux cas étudiant un problème "réel", même si ces hypothèses ne sont pas vérifiées (et c'est souvent le cas dans des problèmes "réels") la séparation de sources permet d'obtenir des résultats satisfaisants. Mais aucun résultat théorique n'explique pourquoi.

Il existe par ailleurs, deux indéterminations dans le modèle d'ACI :

1. Changer l'ordre des composantes indépendantes n'affecte pas leur indépendance mutuelle.
2. l'indépendance statistique entre composantes est conservée si on les multiplie par une constante non nulle, ce qui revient à admettre une indétermination sur l'amplitude des sources.

L'objectif de l'Analyse en Composantes Indépendantes est de trouver une transformation linéaire W des observations x , permettant d'estimer les signaux sources s par optimisation d'un critère d'indépendance statistique.

$$s = Wx \quad (3.2.4)$$

Où $W \in R^{n,n}$ est la matrice inverse de A , à une permutation près.

Notion d'Indépendance Statistique :

On dit que deux variables s_l et s_k sont indépendantes si l'information de l'une ne dépend pas de l'information de l'autre et inversement. Si $p(s_l, s_k)$ est la probabilité conjointe de s_l et s_k , $p(s_l)$ est la probabilité marginale de s_l , et $p(s_k)$ est la probabilité marginale de s_k , alors les deux variables s_l et s_k sont indépendantes si :

$$p(s_l, s_k) = p(s_l)p(s_k) \quad (3.2.5)$$

L'indépendance entre deux sources entraîne la décorrélation de ces deux sources, mais l'inverse est faux.

Gaussianité des sources :

Si on suppose que la matrice A est orthogonale et que les variables s_i ont une distribution gaussienne alors les variables x_i sont gaussiennes, décorrélées et ont une variance unité. La distribution conjointe de x est alors symétrique. Par conséquent, quelque soit la matrice A la distribution conjointe de x est identique, donc la matrice A ne peut être déterminée. De ce fait, la principale restriction de la méthode ACI réside dans l'hypothèse de non-gaussiannité des sources indépendantes.

On effectue un changement de variables : $z = A^t W$, donc $y = W^t x = W^t A s = z^t s$, où y est une combinaison linéaire des sources s_i , pondérée par les coefficients z_i . D'après le

théorème de la limite centrale, la distribution d'une somme de N variables indépendantes aléatoires tend vers une distribution gaussienne sous certaines conditions. Le corollaire du théorème de la limite centrale dit que la somme de 2 variables aléatoires indépendantes est plus gaussienne que chacune des sources originales. Donc y est plus gaussien que les sources originales s_i , et devient le moins gaussien possible lorsqu'il est égal à un signal source s_i . Donc trouver la matrice W revient à maximiser la non gaussianité de y , donc à trouver un vecteur z avec une seule composante non nulle.

Ce problème se ramène à un problème de maximisation de la non gaussianité de y , faisant intervenir une mesure quantitative de non gaussianité à définir.

La mesure classique de non gaussianité est le Kurtosis, ou cumulants d'ordre 4. Le Kurtosis se définit par :

$$kurt\{y\} = E\{y^4\} - 3(E\{y^2\})^2 \quad (3.2.6)$$

Où $E\{y\}$ est le moment de la variable aléatoire y . Le Kurtosis est égal à 0 pour une variable gaussienne, il est négatif pour une distribution dite sous-gaussienne et positif pour une distribution dite sur-gaussienne. Néanmoins, le Kurtosis n'est pas une mesure robuste de la non gaussianité des variables.

Afin d'obtenir une mesure de non gaussianité de zéro pour une variable gaussienne et toujours non négative, la mesure de néguentropie est utilisée. L'entropie est un concept de base de la théorie de l'information. L'entropie d'une variable peut être interprétée comme le degré d'information que donne l'observation d'une variable. Plus la variable est aléatoire, i.e imprédictible, plus l'entropie est grande. La définition peut être généralisée aux variables continues aléatoires et aux vecteurs, on dit alors que l'on calcule l'entropie différentielle. L'entropie différentielle H d'un vecteur aléatoire y ayant une densité $f(y)$ est définie par :

$$H(y) = - \int f(y) \log f(y) dy \quad (3.2.7)$$

La mesure de la néguentropie J utilisant l'entropie différentielle, est défini par :

$$J(y) = H(y_{gauss}) - H(y) \quad (3.2.8)$$

Où y_{gauss} est une variable aléatoire gaussienne ayant la même matrice de covariance que la variable y . Comon (1994) a montré que la néguentropie J d'un vecteur aléatoire y est égale à la distance de Kullback-Leibler k entre les densités de probabilité p_y et $p_{y_{gauss}}$:

$$J(y) = k(p_y, p_{y_{gauss}}) = - \int p_y(u) \log \frac{p_y(u)}{p_{y_{gauss}}(u)} du \quad (3.2.9)$$

La maximisation de la distance de Kullback-Leibler équivaut à maximiser la néguentropie et donc à maximiser la non gaussianité des signaux sources. Cette maximisation de la néguentropie est réalisée par une méthode d'optimisation par gradient stochastique (méthode itérative).

Plusieurs méthodes permettent de résoudre le problème posé par l'ACI. Chacune de ces méthodes réunit deux aspects : une méthode "statistique" mettant en évidence la propriété d'indépendance et une méthode "algorithmique" permettant d'optimiser cette fonction d'indépendance. Nous présentons dans les paragraphes qui suivent, trois méthodes différentes de résolution de problèmes ACI :

- la méthode FAST-ICA, mise en place par Hyvärinen *et al.* (2001),
- la méthode Contextual-ICA, mise en place par Pearlmutter and Parra (1996 et 1997),
- une méthode décrite par Zibulevsky (2002).

3.2.2.3 Séparation des sources par la méthode FAST-ICA

Le calcul de la néguentropie J donné par (3.2.9) nécessite la connaissance des densités de probabilité p_y et $p_{y_{gauss}}$. Comon (1994) propose une approximation de la néguentropie utilisant les moments d'ordre supérieur :

$$J(y) = \frac{1}{12}E\{y^3\}^2 + \frac{1}{48}kurt\{y\}^2 \quad (3.2.10)$$

Néanmoins, cette approximation souffre de la non robustesse du Kurtosis. Hyvärinen (1998), Hyvärinen *et al.* (2001) propose d'utiliser une approximation de J faisant intervenir une fonction non quadratique g :

$$J(y) = [E\{g(y)\} - E\{g(y_{gauss})\}]^2 \quad (3.2.11)$$

Le choix de la fonction non quadratique g est important et dépend de l'objectif de l'étude. Une fonction non quadratique g ayant une augmentation lente permet de mieux approcher l'estimateur de néguentropie. Les choix suivants se sont révélés très utiles (Hyvärinen (1999)) :

$$g(u) = \frac{1}{a_1} \log \cosh a_1 u \quad (3.2.12)$$

$$g(u) = -\exp(-u^2/2) \quad (3.2.13)$$

L'algorithme FAST-ICA, proposé par Hyvärinen *et al.* (2001), aussi appelé algorithme itératif "à point fixe", effectue une optimisation du critère d'indépendance par blocs. Un grand nombre de données est utilisé simultanément dans un seul pas de l'algorithme, réduisant le temps de calcul de la méthode ACI. L'algorithme FAST-ICA utilise l'expression de la néguentropie (3.2.11) pour estimer les sources indépendantes s_i . Un algorithme de descente de gradient stochastique est utilisé pour maximiser la néguentropie. La nature de la fonction non quadratique g est choisie par l'utilisateur.

3.2.2.4 Séparation des sources par la méthode Contextual-ICA

Un vecteur aléatoire réel $s = (s_1, s_2, \dots, s_n)^t$ dont la densité de probabilité est notée $f_s(w) = [f_{s_1}(w_1), f_{s_2}(w_2), \dots, f_{s_n}(w_n)]$, où w_j est un élément de la matrice W , a par définition ses composantes (mutuellement) indépendantes si et seulement si :

$$f_s(w) = \prod_{i=1}^n f_{s_i}(w_i) \quad (3.2.14)$$

Ainsi une mesure d'indépendance des composants du vecteur s est de comparer les deux membres de l'équation précédente au moyen de la distance de Kullback-Leibler k (3.2.9) :

$$k(f_s(w), \prod_{i=1}^n f_{s_i}(w_i)) = \int f_s(w) \log \frac{f_s(w)}{\prod_{i=1}^n f_{s_i}(w_i)} dw \quad (3.2.15)$$

$$= H[f] - \int f_s(w) \log \prod_{i=1}^n f_{s_i}(w_i) dw \quad (3.2.16)$$

Cette expression compare l'entropie de la densité de probabilité connue à l'entropie de la densité de probabilité modélisée. La distance k ne pouvant être obtenue directement, un terme biaisé est utilisé :

$$k^* = H(f) - \log \prod_{i=1}^n f_{s_i}(w_i) \quad (3.2.17)$$

Dans le but de minimiser la distance de Kullback-Leibler (la densité de probabilité modélisée converge alors vers la densité de probabilité connue), une méthode d'optimisation par gradient stochastique (méthode itérative) est utilisée. Si on dérive la distance k^* , on obtient :

$$\frac{dk^*}{dw} = - \frac{d \log \prod_{i=1}^n f_{s_i}(w_i)}{dw} \quad (3.2.18)$$

Or on peut écrire :

$$\log \prod_{i=1}^n f_{s_i}(w_i) = \log |W| + \sum_i \log f_{s_i}(w_i) \quad (3.2.19)$$

D'après (3.2.18) et (3.2.19) on obtient le problème à résoudre par une méthode d'optimisation par gradient stochastique suivant :

$$\frac{dk^*}{dW} = -W^{-t} - \left(\frac{f'_{s_i}(w_i)}{f_{s_i}(w_i)} \right)_i x^t \quad (3.2.20)$$

$$\frac{dk^*}{dw_i} = - \left(\frac{df_{s_i}(w_i)/dw_i}{f_{s_i}(w_i)} \right) \quad (3.2.21)$$

On cherche à converger vers un quotient $\frac{f'_{s_i}(w_i)}{f_{s_i}(w_i)}$ tendant vers zéro, de telle sorte que $w_{i+1} = dk^*/dW$. Le calcul de la matrice inverse W^{-t} est très coûteuse à calculer. Amari et al. (1996) propose de diminuer le temps de calcul en multipliant l'équation (3.2.20) par $W^t W$. Ainsi le problème à résoudre devient :

$$\frac{dk^*}{dW} = W + \left(\frac{f'_{s_i}(w_i)}{f_{s_i}(w_i)} \right)_j s^t W \quad (3.2.22)$$

La méthode contextual-ICA (Pearlmutter and Parra, 1996 ; Pearlmutter and Parra, 1997) consiste à résoudre le problème (3.2.22) , en utilisant une forme de distribution particulière $f_j(s_j(t) \setminus s_j(t-1) \dots ; w_j)$ qui est un mélange de fonctions de densité logistique :

$$f_j(s_j(t) \setminus s_j(t-1), s_j(t-2), \dots; w_j) = \sum_i m_{ji} h((s_j(i) - \bar{s}_{ji})/\sigma_{ji})/\sigma_{ji} \quad (3.2.23)$$

Où σ_{ji} est la covariance de la densité logistique i , m_{ji} est une pondération contrainte par $\sum_k m_{jk} = 1$, et $h(t) = dg/dt$ est la fonction de densité logistique. Les composants moyens sont des fonctions linéaires des valeurs récentes des signaux sources :

$$\bar{s}_{ji} = \sum_i^{\tau_{max}} a_{ji}(\tau) s_j(t - \tau) + b_{ji} \quad (3.2.24)$$

Où les coefficients $a_{ji}(\tau)$ et les biais b_{ji} sont des éléments de w_j , τ_{max} représente le nombre de bandes hyperspectrales pris en compte dans la distribution f_j , i.e. le nombre d'information s_j déjà calculée et utilisée pour la suite.

3.2.2.5 Séparation des sources par la méthode de Zibulevsky

Sous l'hypothèse de sources indépendantes et identiquement distribuées, Zibulevsky définit la fonction *minus-log-likelihood* normalisée suivante :

$$L(W, X) = -\log|\det(W)| + \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \sum_{i=1}^{N_{sources}} h(w_i x_t) \quad (3.2.25)$$

Où $W = A^{-1}$ et $h(.) = -\log(f(.))$, $f(.)$ est la fonction de probabilité de densité (pdf) des sources.

Zibulevsky propose un algorithme de séparation de sources indépendantes par minimisation de cette fonction 3.2.25 basée sur l'algorithme de Newton.

3.2.2.6 Prétraitement des données

Avant d'appliquer la méthode d'Analyse en Composantes Indépendantes à une série de données, il est préférable d'effectuer les prétraitements suivants :

Centrage des données : Le premier prétraitement consiste à centrer les données x . Le vecteur moyen des données \bar{x} est soustrait au vecteur x . Le centrage des données est nécessaire et permet la simplification des algorithmes d'Analyses en Composantes Indépendantes.

Blanchiment des données : Le deuxième prétraitement consiste à blanchir les données initiales. Le vecteur initial $x \in R^n$ est linéairement transformé pour obtenir un nouveau vecteur $\tilde{x} \in R^n$ blanchi :

$$\tilde{x} = Px \quad (3.2.26)$$

où $P \in R^{n,n}$. Les composants du nouveau vecteur \tilde{x} sont décorrélés et leur variance est égale à 1, autrement dit la matrice de covariance de \tilde{x} est la matrice unité. Le blanchiment des données permet de réduire l'espace de recherche aux composantes décorrélées.

La méthode classique de blanchiment de données consiste à utiliser la décomposition en vecteurs propres de la matrice de covariance $E\{xx^t\} = EDE^t$, où $D \in R^{n,n}$ est la matrice diagonale contenant les valeurs propres $D = \text{diag}(d_1, d_2, \dots, d_n)$ et $E \in R^{n,n}$

la matrice contenant les vecteurs propres \vec{e}_i associées aux valeurs propres d_i . Alors le nouveau vecteur \tilde{x} peut être calculé à partir de :

$$\tilde{x} = Px = ED^{-1/2}E^t x \quad (3.2.27)$$

La succession des deux prétraitements (centrage et blanchiment des données) revient à effectuer une Analyse en Composantes Principales (cf §3.1.1.1).

Une seconde méthode de blanchiment du vecteur initial $x \in R^n$ est proposée par Bell and Sejnowski (1997), et est nommée ZCA. Dans ce cas, la matrice P est supposée être symétrique, i.e. $P^t = P$. Alors la décomposition linéaire est la suivante :

$$\tilde{x} = Px = E\{xx^t\}^{-1/2}x \quad (3.2.28)$$

3.2.2.7 Applications et Discussion

Le problème de séparation de sources a été initialement formulé par Herault *et al.* (1985), lors d'une recherche en neurophysiologie. Ce concept est aujourd'hui expérimenté par de nombreux chercheurs dans diverses applications scientifiques. Une première application est la séparation de signaux de paroles, telle que présentée dans le "Problème de la Soirée-Cocktail" (Torkkola, 1996). Une grande classe de problème résolu par ACI concerne les applications à l'imagerie médicale, et en particulier la détermination de l'activité cérébrale (Jung *et al.*, 2001). De nombreuses études ont montré que les détecteurs corticaux pouvaient résulter de l'application d'un principe de réduction de redondance par indépendance statistique de leurs activités. Les méthodes ACI ont alors été utilisées pour générer des détecteurs corticaux et ainsi analyser leurs performances (LeBorgne, 2001). L'ACI a été également utilisée en application à des études de données financières (Back and Weigend, 1997). Et depuis très récemment, les méthodes ACI sont également utilisées en imagerie hyperspectrale.

Nascimento and Dias (2004) ont expérimenté la méthode Fast-ICA sur des données hyperspectrales synthétiques et réelles. L'étude sur les données hyperspectrales synthétiques a montré que le nombre de sources indépendantes trouvées augmente lorsque le nombre total de sources originelles et le rapport Signal sur Bruit augmentent. Suite à cette analyse théorique, une application sur 145×145 pixels et 220 données spectrales enregistrées par le capteur hyperspectral AVIRIS en milieu végétal a été réalisée. La résolution spatiale de leur données AVIRIS est de 17m. Les données AVIRIS utilisées dans cette étude ont été prétraitées par une Transformée en Fraction de Bruit Maximale (cf §3.1.1.2). Seules 8 composantes principales ont été conservées pour la séparation de sources. Dans cette étude, le nombre de sources à séparer est de 8 (nombre de composantes principales), et le nombre d'échantillons est de 145×145 (nombre de pixels) (Figure 3.10a). La valeur de l'entropie de ces 8 composantes indépendantes est calculée. Sur les 8 nouvelles composantes obtenues par la méthode FAST-ICA, seules deux composantes mettent en évidence un matériel pur. L'une d'elles met en évidence du foin, la seconde des constructions humaines. D'autre part ces deux composantes ont les valeurs d'entropie les plus faibles. Les autres composantes, aux valeurs d'entropie plus élevées, mettent en évidence des mélanges de différents matériaux (herbe, blé, sol et soja).

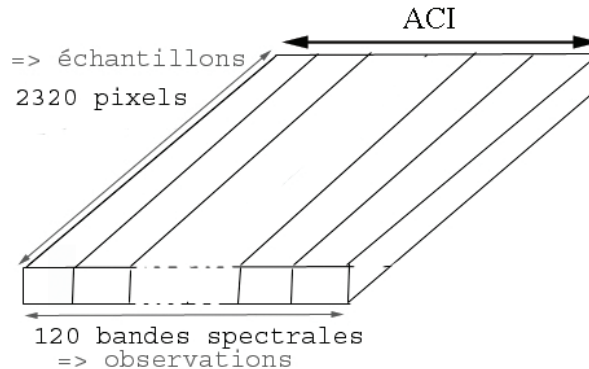


FIG. 3.11 – *Nascimento and Dias (2004)* considèrent les pixels comme des échantillons t et les bandes spectrales comme les observations $x_i(t)$ où $i \in [1, 120]$.

De la même façon, Robila and Varshney (2002) réalisent une ACP sur 220 bandes spectrales, et ne conservent que les 14 premières composantes obtenues. L'ACI est alors réalisée sur ces 14 composantes. Les 14 composantes indépendantes obtenues sont ordonnées en ordre décroissant de valeur de Kurtosis. Seules 6 composantes indépendantes sont conservées et celles-ci sont analysées de la même manière que les composantes principales issues d'une ACP.

Lennon *et al.* (2001a, 2001c, 2002) montrent l'intérêt de l'ACI comme un outil à la classification non supervisée d'images hyperspectrales. Les données hyperspectrales utilisées sont les données du capteur CASI (§ 2.2.3.2), comprenant 17 bandes spectrales (de 0.49 à $0.95\mu\text{m}$) avec une résolution spatiale de 2m . Les composantes obtenues par ACI sont comparées aux composantes obtenues par ACP. Il apparaît qu'à la différence de l'ACP, l'ACI extrait les principaux matériaux composant la surface étudiée. Malgré une importante quantité de bruit présente dans les composantes obtenues par ACI, une composition couleur de trois composantes ACI révèle plus d'informations qu'une composition couleur de trois composantes ACP. Lennon *et al.* (2001b) note une forte corrélation entre les différents éléments naturels composant la surface terrestre, tels que les végétaux. Or une forte corrélation entre spectres implique une non-indépendance statistique de ces mêmes spectres. La principale hypothèse d'indépendance statistique des signaux sources n'est donc pas vérifiée. Dans le but d'obtenir une indépendance statistique des spectres, une analyse de spectres issus d'une transformation par paquets d'ondelettes est utilisée.

Bayliss *et al.* (1997) ont utilisé la méthode Contextual-ICA pour discriminer les spectres purs d'une zone de Cuprite au Nevada à partir de 120 bandes spectrales AVIRIS (de 1.15 à $2.45\mu\text{m}$). Une surface de 11×11 pixels située dans la zone de Cuprite au Nevada est choisie comme surface test pour l'application de la Contextual-ICA. Cette zone est constituée d'un mélange d'alunite, kaolinite et muscovite. Bayliss *et al.* cherchent à séparer 5 signaux sources indépendants à partir de 5 signaux AVIRIS appartenant à la zone test. Dans cette étude, le nombre de sources à séparer est de 5 (nombre de spectres AVIRIS), et le nombre d'échantillons est de 120 (nombre de bandes spectrales) (Figure 3.10b)). La nature minéralogique des signaux sources est obtenue par comparaison avec des spectres de la librairie USGS AVIRIS. D'après l'identification réalisée, la méthode

Contextual-ICA pour des données hyperspectrales AVIRIS a été validée.

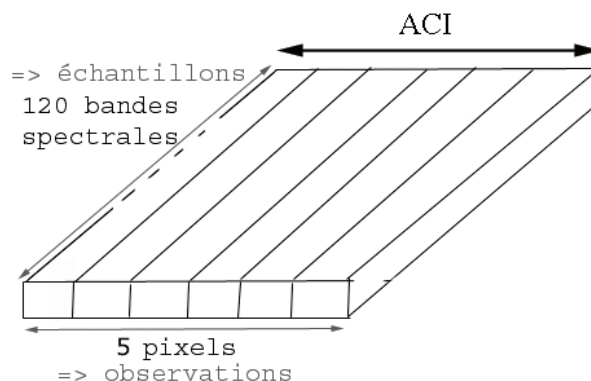


FIG. 3.12 – *Bayliss et al. (1997) considèrent les bandes spectrales comme des échantillons t et les pixels comme les observations $x_i(t)$ où $i \in [1, 5]$.*

3.2.3 Identification lithologique

Les méthodes N-FINDR et ACI permettent de déterminer les spectres des pôles purs de la zone considérée. L'identification lithologique de ces spectres est alors réalisée en les comparant à des spectres de référence, issues de bibliothèques spectrales. Pour cela on utilise la méthode dite du "Spectral Correlation Mapper", qui est une amélioration de la technique "Spectral Angle Mapper" (Kruse *et al.*, 1993a). Cette méthode calcule le coefficient de corrélation de Pearson entre les deux spectres :

$$R = \frac{\sum(L - \bar{L})(O - \bar{O})}{\sqrt{\sum(L - \bar{L})^2 \sum(O - \bar{O})^2}} \quad (3.2.1)$$

Où L est la réflectance du spectre de référence et O est la valeur du spectre du pôle pur, \bar{L} est la moyenne de la réflectance du spectre de référence et \bar{O} est la moyenne de la valeur du spectre du pôle pur. Ce coefficient présente l'avantage d'être insensible aux variations d'intensité du spectre et il distingue les corrélations négatives des corrélations positives.

3.2.4 Analyse de mélanges spectraux sous contraintes

Les méthodes N-FINDR et ACI permettent d'identifier la nature lithologique des matériaux composant la surface étudiée. Une analyse de mélanges spectraux consiste alors à calculer la proportion de ces matériaux au sein de la surface étudiée. L'analyse de mélange spectral considère que la réflectance d'un pixel à une longueur d'onde donnée λ est une combinaison linéaire ou non linéaire de la réflectance des pôles purs. Un modèle non linéaire est utilisé lorsque l'on suppose qu'au sein d'un même pixel

l'énergie électromagnétique incidente interagit avec plusieurs matériaux au sol avant d'être réfléchi. On dit alors que le mélange spectral est microscopique. Un modèle linéaire est utilisé lorsque l'on suppose qu'au sein d'un même pixel, l'énergie électromagnétique réfléchi interagit avec un seul matériel présent au sol. Le mélange spectral est alors macroscopique.

Le modèle microscopique est la représentation la plus proche de la réalité, néanmoins la difficulté de résolution d'un tel problème conduit souvent à supposer la linéarité du modèle.

Le mélange spectral linéaire d'un pixel j à la longueur d'onde i est modélisé par Adams *et al.* (1986) :

$$f_{ij} = \sum_k e_{ik} x_{kj} + \varepsilon_{ij} \quad (3.2.1)$$

Où f_{ij} est la réflectance associée au pixel j pour la bande spectrale i , e_{ik} est la réflectance associée au pôle pur k pour la bande spectrale i , x_{kj} est la proportion de pôle pur k au sein du pixel j , et ε_{ij} représente l'erreur entre la valeur de réflectance mesurée et celle modélisée au pixel j pour la bande spectrale i .

Les proportions sont supposées être des pourcentages, donc toutes les proportions sont supposées être positives ou nulles, et la somme des proportions est supposée égale à 1, autrement dit :

$$x_{kj} \geq 0 \quad \forall j \neq k \quad (3.2.2)$$

$$\sum_k x_{kj} = 1 \quad \forall j \quad (3.2.3)$$

Un terme d'erreur ε_j est calculé pour chaque pixel j , basé sur la différence entre la réflectance modélisée et la réflectance mesurée :

$$\varepsilon_j = \left[\left(\frac{1}{n} \sum_1^n (f_{j,mes} - f_{j,mod})^2 \right)^{1/2} \right] \quad (3.2.4)$$

Où n est le nombre de bandes spectrales, $f_{j,mes}$ représente la réflectance mesurée du pixel j , $f_{j,mod}$ représente la réflectance modélisée du pixel j .

Le problème de mélange spectral (5.3.1) sous contraintes non linéaires (3.2.2 et 3.2.3) est appelé "Fully Constrained Least Squares" (FLCS). Lawson and Hanson (1995) proposent une résolution par minimisation des moindres carrés. Soit N le nombre de bandes spectrales et M le nombre de pôles purs. Le problème FLCS s'écrit sous la forme matricielle suivante :

$$\begin{aligned} & \text{Minimisation de } \|Ex - f\| \\ & \text{Contraint par } x \geq 0 \text{ et } \sum_{i=1}^M x_i = 1 \end{aligned} \quad (3.2.5)$$

Où $E \in R^{N,M}$ est la matrice des données de réflectance des M pôles purs, $x \in R^M$ est le vecteur colonne inconnu des proportions de matériaux, et $f \in R^N$ est le vecteur

colonne des données de réflectance du pixel considéré.

Le problème FLCS (3.2.5) est un cas particulier du problème appelé "Least Squares with Inequality and Equality Constraints" (LSIE) suivant :

$$\begin{aligned} & \text{Minimisation de } \|Ex - f\| \\ & \text{Contraint par } Gx \geq h \text{ et } Cx = d \end{aligned} \quad (3.2.6)$$

Où G est une matrice ($G \in R^{K,M}$), C est une matrice ($C \in R^{L,M}$), h est un vecteur colonne ($h \in R^K$), et d est un vecteur colonne ($d \in R^L$).

Résoudre le problème FLCS revient à résoudre le problème LSIE (3.2.6) avec :

$$\begin{aligned} & d \text{ un scalaire, } d=1 \\ & C \in R^M \text{ un vecteur ligne, } C=[1,1,\dots,1] \\ & \text{et } G \in R^{M,M} \text{ une matrice identité.} \end{aligned}$$

3.2.4.1 Résolution du problème d'analyse de mélanges spectraux sous contraintes

1. Problème LSIE converti en problème LSI : 1ère étape

On suppose que $\text{Rang}(C) = L < M$. On effectue une décomposition en valeurs singulières de la matrice C (Press *et al.*, 1992) :

$$C = U_C W_C V_C^T \quad (3.2.7)$$

Où $U_C \in R^{L,L}$, $W_C \in R^{L,M}$ et $V_C \in R^{M,M}$

D'après la décomposition en valeurs singulières (3.2.7), on obtient :

$$CV_C = (C_1, 0)$$

$$EV_C = (E_1, E_2)$$

$$GV_C = (G_1, G_2)$$

Où $C_1 \in R^{L,L}$, $E_1 \in R^{N,L}$, $G_1 \in R^{K,L}$,
et $E_2 \in R^{N,M-L}$, $G_2 \in R^{K,M-L}$.

On définit un vecteur colonne $y \in R^M$, et on introduit un changement de variables :

$$x = V_C y = V_C \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix} \quad (3.2.8)$$

Où $y_1 \in R^L$ et $y_2 \in R^{M-L}$.

Alors y_1 est déterminé par $C_1 y_1 = d$ et y_2 est la solution du problème "Least Squares with Inequality Constraints" (LSI) suivant :

$$\begin{aligned} & \text{Minimisation de } \|E_2 y_2 - f_{lsi}\| \\ & \text{Contraint par } G_{lsi} y_2 \geq h_{lsi} \end{aligned} \quad (3.2.9)$$

$$\begin{aligned} \text{Où } f_{lsi} &= f - E_1 y_1, f_{lsi} \in R^N \\ h_{lsi} &= h - G_1 y_1, h_{lsi} \in R^K \\ \text{et } G_{lsi} &= G_2, G_{lsi} \in R^{K,M} \end{aligned}$$

2. Problème LSI converti en problème LDP : 2ème étape

Une décomposition en valeurs singulières de la matrice E_2 est effectuée :

$$E_2 = U_2 W_2 V_2^T \quad (3.2.10)$$

Où $U_2 \in R^{N,N}$, $W_2 \in R^{N,M-L}$ et $V_2 \in R^{M-L,M-L}$

On définit un vecteur $s \in R^{M-L}$, et on introduit un changement de variables :

$$y_2 = V_2 s \quad (3.2.11)$$

Du fait de l'orthogonalité de U_2 on peut écrire :

$$\|E_2 y_2 - f_{lsi}\|^2 = \|U_2 W_2 V_2^T y_2 - f_{lsi}\|^2 \geq \|W_2 V_2^T y_2 - U_2^T f_{lsi}\|^2 = \|W_2 s - f_2\|^2$$

Où $f_2 = U_2^T f_{lsi}$

On définit un vecteur $z \in R^{M-L}$, et on introduit un changement de variables :

$$z = W_2 s - f_2 \quad (3.2.12)$$

Le problème LSI (3.2.9) devient alors le problème "Linear Distance Programming" (LDP) suivant :

$$\begin{aligned} & \text{Minimisation de } \|z\| \\ & \text{Contraint par } G_{ldp} z \geq h_{ldp} \end{aligned} \quad (3.2.13)$$

Où $G_{ldp} = G_{lsi} V_2 W_2^{-1}$, $G_{ldp} \in R^{K,M-L}$
 $h_{ldp} = h_{lsi} - G_{lsi} V_2 W_2^{-1} f_2$, $h_{ldp} \in R^K$

3. Résolution du problème LDP en utilisant la méthode NNLS : 3ème étape

L'algorithme "Non Negative Least Squares" (NNLS) est utilisé pour résoudre le problème LDP (3.2.13). On définit une matrice $E_{nnls} \in R^{M-L+1,K}$ telle que $E_{nnls} =$

$$\begin{pmatrix} G^T \\ f_{nnls}^T \end{pmatrix} \text{ et un vecteur colonne } f_{nnls} \in R^{M-L+1} \text{ tel que } f_{nnls} = [0, \dots, 0, 1]^T.$$

On résout alors le problème NNLS suivant :

$$\begin{aligned} & \text{Minimisation de } \|E_{nnls} t - f_{nnls}\| \\ & \text{Contraint par } f_{nnls} \geq 0 \end{aligned} \quad (3.2.14)$$

Soit un vecteur $r \in R^{M-L+1}$ défini par : $r = E_{nnls} t - f_{nnls}$. Les éléments du vecteur z , solution du problème LDP (3.2.13) sont obtenus par :

$$z_i = -r_i / r_{M-L+1} \quad \forall i = 1, \dots, M-L \quad (3.2.15)$$

Le calcul du vecteur z permet d'obtenir le vecteur s à partir de (3.2.12) et ainsi le vecteur y est calculé à partir de (3.2.11), et enfin le vecteur x est obtenu par (3.2.8). L'algorithme du problème NNLS est exposé en détail dans Lawson and Hanson (1995).

3.2.4.2 Applications et Conclusions

La méthode d'analyse de mélanges spectraux sous contraintes a été très largement appliquée à l'étude géologique des surfaces martiennes et lunaires. Adams *et al.* (1986) furent les premiers à utiliser ce modèle linéaire pour décrire la composition du sol martien. Cette analyse fut réalisée à partir d'images multispectrales Viking Lander 1 (6 bandes spectrales dans le Visible et Proche Infrarouge). Pinet *et al.* (2000) ont utilisé les données multispectrales de l'instrument UV-VIS du satellite Clementine (5 bandes spectrales dans le Visible et Proche Infrarouge, avec une résolution spatiale de 200m) pour étudier la composition minéralogique de la surface lunaire. Une analyse en composantes principales a permis de mettre en évidence trois composants lunaires sur la zone de Reiner Gamma Formation. Une quantification de l'abondance de ces composants lunaires par analyse de mélanges spectraux sous contraintes a été réalisée. La localisation de ces composants a alors permis de mieux comprendre les caractéristiques morphologiques de la zone d'étude. De nombreuses études de surfaces terrestres ont également été réalisées à partir de la méthode d'analyse de mélanges spectraux sous contraintes (e.g. Kruse *et al.*, 1997; Kruse *et al.*, 1993b; Drake *et al.*, 1999).

Néanmoins quelque soit l'application de cette méthode, la sélection des pôles purs reste la principale difficulté. Une mauvaise identification des pôles purs conduit à une mauvaise analyse lithologique de la surface étudiée. L'étape d'identification des composants au sol est donc une étape très importante dans le processus de cartographie géologique par données de télédétection. Pour réaliser cette étape d'identification nous allons utiliser le résultat de cartographie des couches géologiques. En effet, plutôt que d'identifier les matériaux sur la surface entière, nous chercherons les matériaux pour chacune des couches indépendamment. Il est donc important de cartographier au mieux la géométrie de surface des couches géologiques.

3.3 Fusion de données multicateurs

Nous avons vu précédemment que les données de télédétection disponibles à l'heure actuelle comptent : des données radar, multispectrales, hyperspectrales, et des données de radioéléments. Les données multispectrales et hyperspectrales délivrent une information lithologique, minéralogique et pédologique ; les données de Spectrométrie Gamma Aérienne délivrent une information texturale, morphologique et lithologique ; et enfin les données Radar délivrent une information morphologique, texturale et structurale. Les données de télédétection provenant de différents capteurs aéroportés ou satellitaires, apportent donc des informations différentes, par conséquent complémentaires.

L'augmentation du volume de données de télédétection disponibles sur une même surface est à l'origine des premiers essais de fusions de données. Une fusion de données de télédétection peut inclure des données de différents capteurs, de plusieurs types, de différentes résolutions. A cela peut être ajouté des données multitemporelles.

La première étape d'une fusion de données consiste à géoréférencer la série de données dans un même système de projection. Cette étape est un traitement essentiel dans le processus de fusion. Dès lors que les données de télédétection sont projetées dans

le même système de coordonnées géographiques, la fusion de données multicateurs peut être réalisée de deux manières :

- Individuellement : les données de télédétection multicateur sont analysées et interprétées individuellement. Une synthèse finale permet de regrouper l'ensemble des informations obtenues par analyse individuelle des données. L'outil généralement employé pour synthétiser les données est le Système d'Information Géographique (SIG). Des exemples d'études de données de télédétection multicateurs par analyse individuelle sont présentées dans le §3.3.1.
- Simultanément : les données de télédétection multicateurs sont exploitées dans une chaîne de traitements commune. Différentes méthodologies telles que celles décrites dans les paragraphes précédents de ce chapitre peuvent constituer cette chaîne de traitements, afin d'extraire le maximum de renseignements utiles. Des exemples d'études de données de télédétection multicateurs par analyse simultanée sont présentées dans le §3.3.2.

3.3.1 Fusion de données après analyse individuelle

Un Système d'Information Géographique (SIG) est un outil informatique capable de saisir, stocker, analyser et présenter toutes formes d'informations géographiquement référencées. Une série de données de télédétection multicateurs peut être analysée et interprétée au sein d'un SIG, dans la mesure où ces données sont géoréférencées dans le même système de projection géographique.

Abouma-Simba and Deroin (2003) ont réuni des données multispectrales SPOT 5, magnétiques, Radar (capteur RADARSAT), et des données de radioéléments (Th, U et K), au sein d'un SIG pour cartographier la géologie du Bassin de Nyanga au Gabon. Une étude visuelle a été réalisée pour chaque donnée de télédétection. L'utilisation des données de la bande spectrale rouge du Visible (de 0.6 à 0.7 μm) enregistrées par le capteur SPOT 5 fournit une information discriminatoire pour les sols latéritiques. La résolution spatiale de 20m des données SPOT 5 permet de discriminer des spécificités structurales non identifiables par analyse d'images Radar telles que les réseaux secondaires de drainage. Une analyse texturale des images Radar permet de discriminer les principales limites d'unités lithologiques. Finalement l'analyse visuelle des données magnétiques et radiométriques (Th, U et K) a révélé des caractéristiques intéressantes corrélées à différentes roches magmatiques. L'étude de l'ensemble de ces données multicateurs à travers un SIG, a permis d'améliorer les connaissances géologiques du Bassin de Nyanga au Gabon.

Il est également possible d'utiliser dans un SIG le résultat d'une classification de données de télédétection sous forme de carte afin de faire la mise à jour des cartes existantes. Bucher and Lehmann (2000) ont montré le potentiel de discrimination de surfaces naturelles du capteur hyperspectral HyMap et du capteur multispectral High Resolution Stereo Camera Airborne (HRSC-A). Une classification non supervisée est réalisée à partir de chaque donnée de télédétection, HRSC-A et HyMap, et une analyse de chacune de ces classifications est réalisée. La résolution spatiale de 10cm des données HRSC-A permet d'extraire une information à très haute résolution, non décelable par analyse d'images HyMap. Et les données HyMap de part la faible résolution spectrale (0.01 μm), permettent d'identifier avec plus de précision la nature de la surface étudiée.

3.3.2 Fusion de données par analyse simultanée

La cartographie géologique à partir de données multispectrales ou hyperspectrales est contrainte par la présence de végétation au sol. Les capteurs enregistrent la réflectance pour une surface donnée. Si la surface considérée est un mélange de composants lithologiques et de végétaux, alors la valeur de réflectance enregistrée sera une combinaison des valeurs de réflectance de ces différents composants. Schetselaar *et al.* (2000) propose une méthode de cartographie géologique en milieu végétal, utilisant des données de radioéléments (K, U et Th) et des données magnétiques (champ magnétique résiduel et champ magnétique total), combinées aux données multispectrales LANDSAT 7, soit un total de 12 données de télédétection. Une série de classifications supervisées a été effectuée sur différentes combinaisons de données. La qualité d'une classification est estimée par rapport à la proportion de surface correctement classée. Une classification prenant en compte les sept bandes spectrales LANDSAT fournit les moins bons résultats, avec 10% de surface correctement classée. Tandis qu'une classification utilisant les données magnétiques permet de classer correctement 18% de la surface. La qualité des résultats de classification augmente lorsque différents types de données sont fusionnés. La proportion de surface correctement classée augmente de 14 à 23% respectivement en ajoutant les données de champ magnétique résiduel et de champ magnétique total aux données de radioéléments (K, U et Th). Par contre une classification utilisant l'ensemble des données multicapteurs, soit les 12 données de télédétection, ne permet pas une amélioration de ces résultats.

Cette étude met en évidence l'intérêt d'exploiter des données de diverses origines. Les données magnétiques utilisées dans cette recherche permettent de palier au problème de végétation qui reste un frein lors de l'utilisation de seules données multispectrales.

Les données multispectrales constituent une source d'informations pour la cartographie géologique de la surface. Cependant les cartes obtenues à partir de ces données ne contiennent aucune information structurale. Afin de cartographier les structures géologiques d'une zone au centre de Madagascar, Inzana *et al.* (2003) utilisent 5 bandes spectrales du capteur multispectral LANDSAT (bandes 1, 3, 4, 5 et 7) et la bande spectrale L des hyperfréquences enregistrée par l'instrument JERS-1 Synthetic Aperture Radar. A partir des 5 bandes spectrales LANDSAT, trois bandes ratios sont calculées : $5/7$, $5/1$ et $5/4 \cdot 3/4$. La bande ratio $5/7$ apporte des informations sur la présence d'argillites, serpentinites et de zones d'altérations. La bande ratio $5/1$ apporte des informations sur la présence de roches ignées. Et la bande ratio $5/4 \cdot 3/4$ permet de discriminer les roches mafiques des roches non mafiques. La bande L des hyperfréquences est utile pour différencier le granite, le granodiorite, la diorite et la serpentinite. Il a été montré qu'une classification supervisée utilisant les trois bandes ratios $5/7$, $5/1$ et $5/4 \cdot 3/4$ fournit des informations plus conformes à la réalité géologique que la classification utilisant les 3 données suivantes : Radar, $5/1$ et $5/4 \cdot 3/4$. Par contre la classification supervisée utilisant l'ensemble des données (Radar, $5/7$, $5/1$ et $5/4 \cdot 3/4$) apportent le résultat géologique le plus complet. Le pourcentage de surface correctement classée lors de l'utilisation de l'ensemble des données est de 91.2% alors qu'il est de 89,3% lors de l'utilisation des trois bandes ratios.

Les données hyperspectrales (AVIRIS, HyMap et HYPERION) constituent une source d'informations pour la cartographie minéralogique de la surface. Cependant les

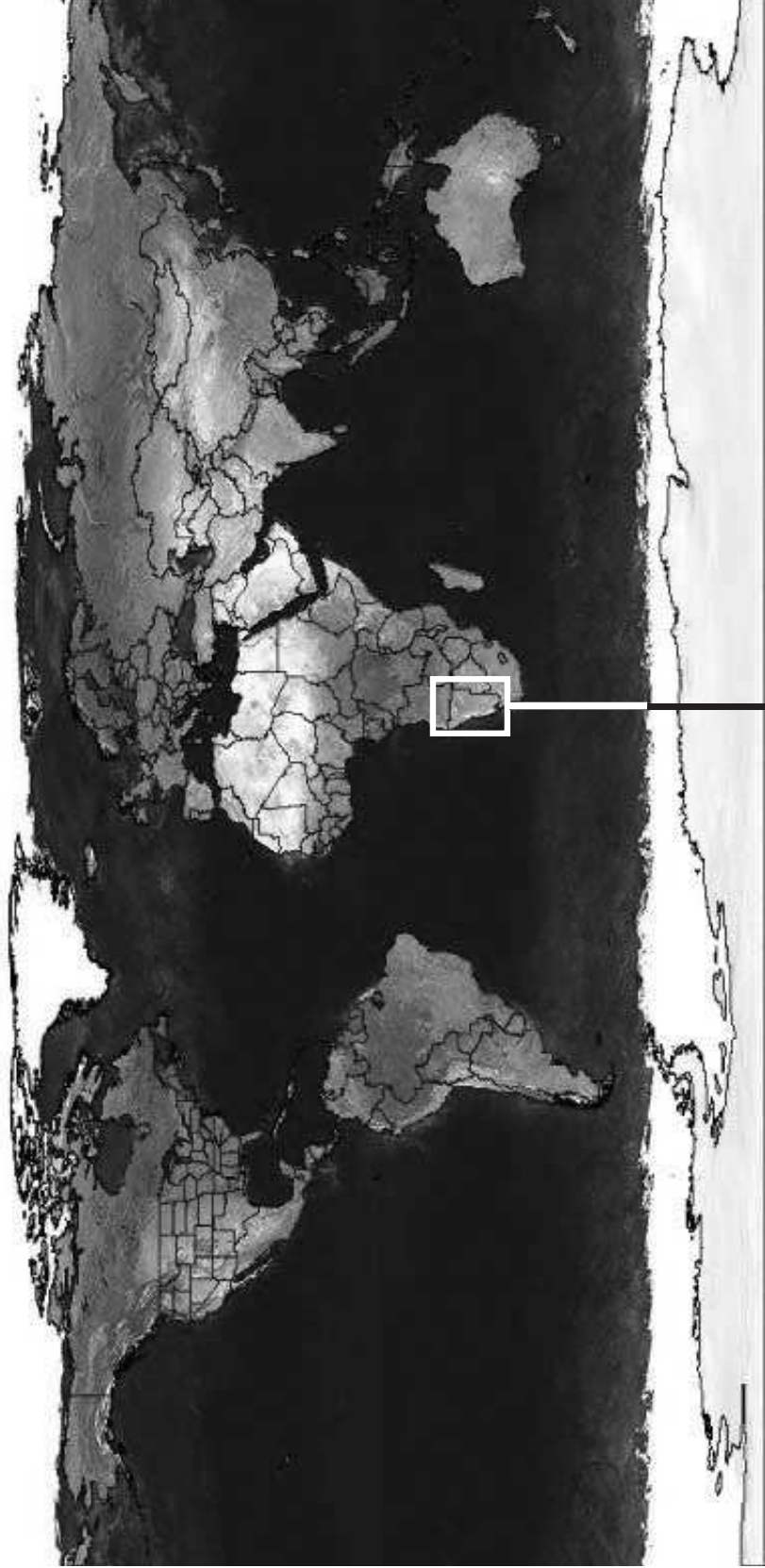
cartes géologiques obtenues à partir des données hyperspectrales ne contiennent aucune information morphologique et texturale. Afin de cartographier la composition et la morphologie de la surface dans la Vallée de la Mort (Nevada, USA), Kruse (1996) utilise une série de 11 données de télédétection comprenant :

1. Quatre cartes d'abondance de 4 minéraux présents à la surface créées à partir des données Hyperspectrales AVIRIS en utilisant la méthode d'analyse de mélange spectral sous contrainte.
2. Deux bandes ratios 5/7 et 3/1 obtenues en divisant des bandes spectrales LANDSAT. Diviser les valeurs de réflectance de la bande spectrale 7 par les valeurs de réflectance de la bande 3 permet de mettre en évidence les zones à forte teneur en carbonate et argile. Et diviser les valeurs de réflectance de la bande spectrale 3 par les valeurs de réflectance de la bande 1 permet de mettre en évidence les zones à forte teneur en oxyde de fer.
3. Deux bandes spectrales centrées autour de 9.3 et 10.5 μm enregistrées par le capteur Thermal Infrared Multispectral Scanner (TIMS). Le capteur multispectral TIMS enregistre les données de réflectance dans six bandes spectrales couvrant le domaine du thermique (de 8 à 12 μm) (Palluconi and Meeks, 1985).
4. Trois bandes du domaine des Hyperfréquences (Bande X, C et L) enregistrées par le capteur Radar SIR-C/X-SAR.

Une Transformée en Fraction de Bruit Maximale a été appliquée aux 11 données précédemment présentées, et seules six nouvelles composantes ont été conservées. De ces six composantes ont été extrait six pôles purs, identifiés minéralogiquement. Des cartes géologiques extrêmement détaillées de ces six pôles purs ont alors été obtenues par classification supervisée. Ainsi la fusion de ces 11 données a permis la création d'images de classification représentant des cartes géologiques extrêmement détaillées.

Ces quelques exemples d'application de fusion de données de télédétection démontrent le fort potentiel de l'utilisation simultanée de données multicapteurs pour la cartographie géologique. L'étude de Schetselaar *et al.* (2000) démontre l'intérêt de l'utilisation de données magnétiques pour s'affranchir du problème de la végétation. L'étude de Inzana *et al.* (2003) démontre l'intérêt de l'utilisation de données radar dans un étude cartographique géologique et structurale. Et enfin Kruse (1996) démontre l'intérêt de l'utilisation de données multispectrales, hyperspectrales et radar pour la discrimination minéralogique. A chaque caractéristique géologique recherchée doit correspondre une série de données multicapteurs adaptée.

La fusion de données multicapteurs présente néanmoins les difficultés suivantes : les séries de données ne sont pas codées toutes de la même façon (par exemple, les données multispectrales telles que les données ASTER sont codées en byte (de 0 à 255) tandis que les données de radioélément Th, K et U sont codées en réel), les séries de données ont leurs propres caractéristiques telles que le rapport Signal sur Bruit, et enfin il est important de corriger les distortions géométriques de chaque image et de géoréférencer l'ensemble des données dans un système géographique commun. L'étape de prétraitement des données de télédétection est donc une étape importante, conditionnant la qualité des résultats.



Namibie

Chapitre 4

Cartographie des contours géologiques de Rehoboth (Namibie)

Une carte géologique est une représentation sur un fond topographique, des terrains qui affleurent à la surface du sol. Il peut s'agir de la roche mère ou du régolithe, ce terme désignant la partie altérée de la roche mère et incluant les formations superficielles. Une carte géologique comprend des informations : (a) sur les limites des couches affleurantes, et des formations superficielles récentes, (b) sur la nature lithologique des couches, (c) sur l'âge des couches et (d) sur les pendages, les failles et les gisements de fossiles ou de minerais.

L'objectif de ce chapitre est d'estimer le nombre minimal de données de télédétection nécessaires à une cartographie géométrique des couches. L'estimation du potentiel des données multi capteurs (multispectral ASTER, hyperspectral HYPERION et radioéléments K, U et Th) a ainsi donné lieu à la mise en place d'une méthodologie semi automatique de cartographie géométrique des couches. Cette étude se place en contexte semi-aride, dans la région de Rehoboth en Namibie. Le potentiel de chacune des données de télédétection est estimé afin de quantifier l'apport d'information de chacune d'entre elles.

Ce travail a été réalisé en collaboration entre l'Université Claude Bernard Lyon I, le Bureau de Recherches Géologiques et Minières (BRGM) d'Orléans, et le Geological Survey of Namibia (GSN).

La première partie de ce chapitre présente le site d'étude de Rehoboth en Namibie. Le contexte géologique, les caractéristiques topographiques et climatiques de cette région sont exposés. Une deuxième partie est consacrée à la présentation des données de télédétection utilisées dans cette étude et des prétraitements réalisés sur chacune d'entre elles. La troisième et quatrième partie expose les potentiels des différentes données multicapteurs à partir de l'analyse des résultats de classifications supervisées obtenues respectivement en utilisant des zones d'apprentissage de surface carrée et des zones d'apprentissage aléatoires. Les informations géologiques obtenues sont alors interprétées en détail. Une conclusion sur le potentiel de la fusion de données multicapteurs pour la cartographie de contours géologiques conclut ce chapitre.

4.1 Présentation du site de Rehoboth

La zone d'étude de Rehoboth en Namibie est située au Sud de la plaque de l'Orogène du Damara qui s'est développée durant l'Orogenèse Panafricaine et qui a mené à la constitution du Gondwana au Neoproterozoïque. Une carte géologique régionale de Rehoboth (Figure 4.1), a été réalisée par Becker *et al.* (1998). Becker *et al.* proposent la cartographie de quatre unités géologiques sédimentaires :

- Le groupe du Nosib est une séquence continentale composée essentiellement d'une unité de grès feldspathique et en moindre abondance de quartzite (NKa) et d'une unité de conglomérat (NKac).
- La séquence marine du Nama Néoproterozoïque (Figure 4.2) est composée d'une importante unité lithologique composée de schistes argileux et de grès (NUR) située dans la plaine, près d'une unité composée de schistes argileux et en moindre abondance de quartzite (NNdVb) et d'une unité composée de quartzite et en moindre abondance de schistes argileux (NNdNh). Cette séquence contient le massif appelé "Omkyk member" (Figure 4.3), composé des plus vieux métazoaires biominéralisés (NZrDr) sur terre datant du Protérozoïque (Wood *et al.*, 2002). Au nord de ce massif de calcaire stromatolitique (NZrDr) se trouve une unité constituée de calcaire sombre (NZrOk).
- La nappe du Naukluft est composée d'une couche de calcaire noir (Ri2M), et d'une couche composée de quartzite, dolomie et calcaire (NZb).
- Deux formations superficielles récentes sont cartées : une formation de calcrète (Qc), et une formation de sable et de graviers (Qs). Le calcrète s'est extensivement développé puis a été recouvert par des dunes de sable localement préservées dans des terrains horizontaux. Des systèmes alluviaux actifs ou anciens sont marqués par des cônes alluviaux ou des lits de rivières étroits et raides.

La structure de la région de Rehoboth est caractérisée par un synclinal ouvert NE-SW, et un anticlinal.

Le site de Rehoboth présente plusieurs intérêts méthodologiques :

1. D'une part, le couvert végétal est peu dense, laissant affleurer d'importantes surfaces lithologiques (Figure 4.2 et 4.3). D'autre part le climat sec et chaud de ces régions n'est pas propice à de longues missions de terrain et une grande majorité de la surface est constituée de propriétés privées, rendant l'accès aux zones d'affleurement difficile.
2. Seuls la nappe de Naukluft, le massif de "Omkyk member" et le massif de calcaire sombre (NZrOk) sont des terrains montagneux au relief variant entre 1420 et 1651m, et des pentes variant entre 0° et 32° (Figure 4.3). Le point culminant de la région se situe dans l'unité lithologique de calcaire sombre (NZrOk). L'étude de ces zones montagneuses apportera une connaissance sur le degré maximal de pente à partir duquel aucune information lithologique ne peut être extraite.
3. L'activité minière constitue l'une des principales ressources de la Namibie. Une cartographie géologique partielle du territoire Namibien, est disponible à l'échelle du 1/250000. Une cartographie géologique du pays au 1/50000 permettrait de localiser de nouvelles zones riches en minerais (tel que l'oxyde d'Uranium, le cuivre ou le

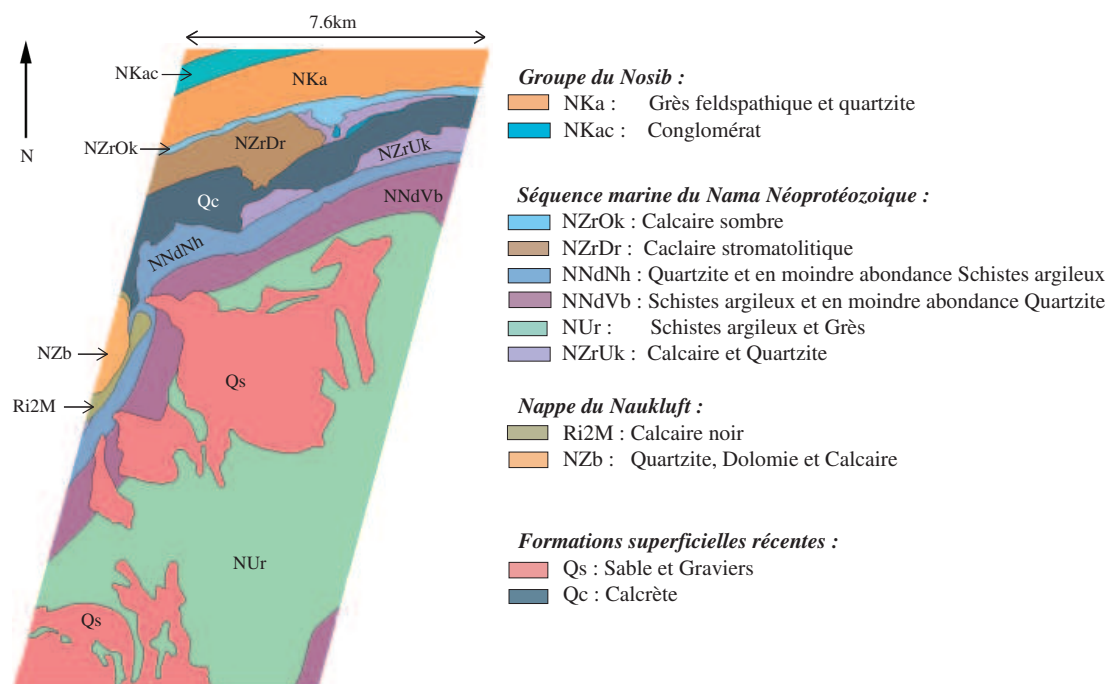


FIG. 4.1 – Carte géologique prévisionnelle de Rehoboth (Becker et al., 1998).



FIG. 4.2 – Séquence marine du Nama Néoprotéozoïque vue de la nappe du Naukluft : faible couvert végétal et faible relief.



FIG. 4.3 – “Omkyk member” Massif : faible couvert végétal et dénivelé maximum de 200m.

zinc). Ce projet représente un enjeu essentiel pour le pays, mais représente également un travail très long pour les géologues du Geological Survey of Namibia (GSN).

L’analyse de données de télédétection ajoutée à une étude géologique de terrain permettrait d’accélérer l’avancement des cartes, en fournissant des informations complémentaires et en offrant une vision synoptique de la surface.

4.2 Prétraitements des données multicapteurs

Prétraitements des données hyperspectrales HYPERION

Les données hyperspectrales HYPERION de la zone de Rehoboth en Namibie ont été acquises le 02 Janvier 2002 à 08h40TU. L’enregistrement des données en été sur la surface de Rehoboth permet d’augmenter le rapport S/B du capteur (Kruse *et al.*, 2003). Les données fournies sont corrigées des erreurs radiométriques (TRW, 2001). Malgré ces corrections, des erreurs radiométriques demeurent sur les images : certains pixels ont une valeur erronée ou aucune valeur ne leur est attribuée. Une étape supplémentaire de correction radiométrique est nécessaire : les valeurs de ces pixels sont remplacées par interpolation des pixels voisins. La scène est géoréférencée dans la projection Universal Transverse Mercator (UTM) et pour l’ellipsoïde WGS-84, sans prise en compte de la topographie.

Nous avons vu dans le §2.1.2 que la présence de gaz dans l’atmosphère produit des fenêtres d’absorption dans le domaine spectral de 0.4 à 2.5 μm . Or HYPERION

enregistre la radiance L dans ce même domaine spectral, donc les données enregistrées par HYPERION doivent être corrigées des effets atmosphériques et converties en réflectance de surface. Pour cela, nous avons utilisé le code de transfert radiatif ATREM (Gao *et al.*, 1993) basé sur le code atmosphérique 6S (Tanre *et al.*, 1986). La surface est supposée horizontale et avoir une réflectance Lambertienne. Ce code utilise la réflectance apparente $\rho^*(\theta_s, \lambda)$ dans la formulation du problème de transfert radiatif. La radiance L est convertie en réflectance apparente suivant l'équation suivante (Mather, 1999) :

$$\rho^*(\theta_s, \lambda) = \frac{\pi L}{\cos(\theta_s) E_s(\lambda)} \quad (4.2.1)$$

où : θ_s est l'angle du soleil avec le zenith, λ est la longueur d'onde et E_s est le flux solaire incident enregistré au sommet de l'atmosphère.

La réflectance de surface $\rho(\lambda)$ est alors calculée analytiquement en suivant une loi donnée par Teillet (1989). L'algorithme du code de transfert radiatif ATREM est donné dans le document "ATREM User's Guide" (Gao *et al.*, 1992).

Finalement les données correspondant aux longueurs d'onde situées dans les fenêtres d'absorption atmosphérique dues à l'eau (à $1.4\mu m$ et $1.9\mu m$) sont écartées de l'étude : nous conservons 139 bandes spectrales.

Prétraitements des données multispectrales ASTER

Les données multispectrales ASTER utilisées ont été acquises le 5 Juin 2001 à 09h17TU. Ces données sont de niveau 1B, i.e. corrigées des erreurs radiométriques de striping et des distorsions géométriques (ERSDAC, 2001). Aucun artéfact radiométrique supplémentaire n'est à corriger. La scène est géoréférencée dans la projection UTM et pour l'ellipsoïde WGS-84. Le capteur ASTER enregistre la réflectance dans trois bandes spectrales du VNIR, six du SWIR et cinq du TIR (Figure 2.17). Seules les données du VNIR et SWIR sont utilisées dans notre étude.

La réflectance a été calculée à partir des valeurs de radiance enregistrées par le capteur ASTER et codées en niveaux de gris sur un octet de 0 à 255. Dans un premier temps, les valeurs de niveaux de gris DN sont converties en radiance L suivant l'équation : $L = (DN - 1) \times \delta$, où δ est un coefficient de calibration propre à chaque bande spectrale (Tsuchida and Iwasaki, 2002). Dans un deuxième temps, en supposant une condition de reflection Lambertienne, la radiance L est convertie en réflectance apparente ρ suivant l'équation 4.2.1.

Les valeurs de réflectance sont alors corrigées des effets d'illumination dus au relief en utilisant la méthode proposée par Teillet *et al.* (1982) :

$$\rho_H(\lambda) = \rho(\lambda) \frac{\cos(\theta_{zenith})}{\cos(i)} \quad (4.2.2)$$

Où ρ_H est la réflectance mesurée en surface plane, λ la longueur d'onde, i l'angle d'incidence entre le soleil et la normale à la surface au moment de l'enregistrement des données par le capteur et θ_{zenith} l'angle du soleil avec le zenith.

Le capteur ASTER enregistre les données de radiance dans des bandes spectrales où les effets d'absorption atmosphérique sont minimales (Figure 2.18). Aucun artéfact atmosphérique n'est donc corrigé sur les données ASTER. Pour pouvoir être fusionnées avec les données HYPERION les trois données VNIR ASTER ont été rééchantillonnées à 30m.

Prétraitements des données de radioéléments

Des données de radioéléments (K, U et Th) ont été acquises durant une campagne de spectroscopie Gamma Aéroportée (SGA) sur la zone de Rehoboth. Cette campagne fait partie d'un projet prévu pour durer jusqu'en 2008, visant à obtenir une couverture de données géophysiques totale du territoire Namibien (Eberle and Hutchins, 1996; Hutchins, 1998). L'enregistrement des données Gamma est réalisé tous les 250m, sur une distance de 2500m. L'avion suit des trajectoires parallèles espacées de 200m (Figure 4.4). Un suréchantillonnage des mesures fournit ensuite une grille de données d'une résolution spatiale de 50m.

Ledru *et al.* (2004) ont étudié ces données de radioéléments dans le but de produire des cartes géologiques et structurales provisoires de la région. L'interprétation de ces données fournit une caractérisation à l'échelle régionale des propriétés physiques et chimiques des roches pouvant être utilisées pour contraindre l'évolution tectonique de la région. De plus des zones d'appauvrissement ou d'enrichissement de radioéléments peuvent relater des processus d'altération hydrothermale.

Pour pouvoir être fusionnées avec les données ASTER et HYPERION, les données de radioéléments ont été géoréférencées dans la projection UTM pour une ellipsoïde WGS-84 et ont été rééchantillonnées à 30m.

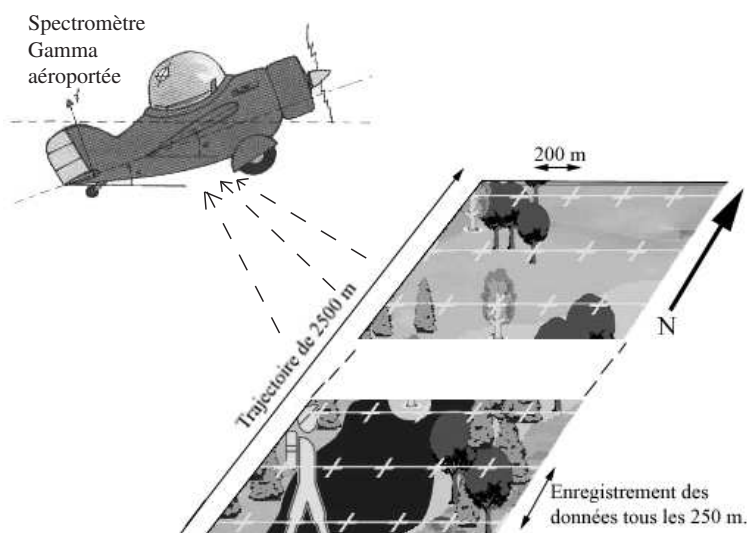


FIG. 4.4 – Enregistrement des données de Spectroscopie Gamma Aéroportée.

4.3 Réduction de la dimension de l'étude

Après l'étape de prétraitement, la série de données de télédétection à étudier compte neuf bandes spectrales ASTER, 139 bandes spectrales HYPERION et enfin trois données de radioéléments.

Analyse en Composantes Principales sur les données ASTER

Les neuf bandes spectrales ASTER dont nous disposons sont fortement corrélées entre elles (coefficient de corrélation entre 0.7 et 0.9). Les quatre premières bandes ASTER sont représentées sur la figure 4.5 [a1), b1), c1) et d1)]. Une Analyse en Composantes Principales (ACP) a été réalisée sur ces neuf bandes ASTER. Les neuf nouvelles composantes obtenues sont décorrélatées et ordonnées par taux de variance décroissant. Les quatre premières composantes issues de l'ACP réalisées sur les neuf bandes ASTER (VNIR et SWIR) sont représentées sur la figure 4.5 [a2), b2), c2) et d2)].

Le choix du nombre de composantes principales à conserver constitue l'étape la plus importante de l'ACP. Trois règles ont été présentées au §3.1.1.1. D'après la règle de Kaiser, seule la première composante serait conservée. En effet celle ci a une part d'inertie de 89.68% (Tableau 4.1), et une valeur propre de 8.1 (cf eq. 3.1.4), alors que la seconde composante a une part d'inertie de 7.26%, et une valeur propre de 0.6. D'après la règle de la "part d'inertie expliquée" et en choisissant une part d'inertie minimale de 80%, la première composante serait également la seule donnée conservée. D'après l'éboullis des valeurs propres (Figure 4.6), les 2 premières composantes pourraient être conservées. Ainsi d'après ces trois règles nous devons conserver soit la première, soit les deux premières composantes.

| Nouvelles composantes | Variance (%) |
|-----------------------|--------------|
| 1 ^{ère} | 89.68 |
| 2 ^{ème} | 7.26 |
| 3 ^{ème} | 1,33 |
| 4 ^{ème} | 0,63 |
| 5 ^{ème} | 0,47 |
| 6 ^{ème} | 0,23 |
| 7 ^{ème} | 0,17 |
| 8 ^{ème} | 0,11 |
| 9 ^{ème} | 0,096 |

TAB. 4.1 – *Pourcentage de variance associé à chaque nouvelle composante issue de l'ACP réalisée sur les 9 bandes spectrales ASTER.*

La première nouvelle composante contient environ 89% de l'information totale. Ajoutée à la deuxième nouvelle composante, la quantité d'information est supérieure à 96%. Il nous semble donc indispensable de conserver ces deux premières composantes. Les composantes suivantes contiennent chacune moins de 1.5% d'information. Néanmoins, une

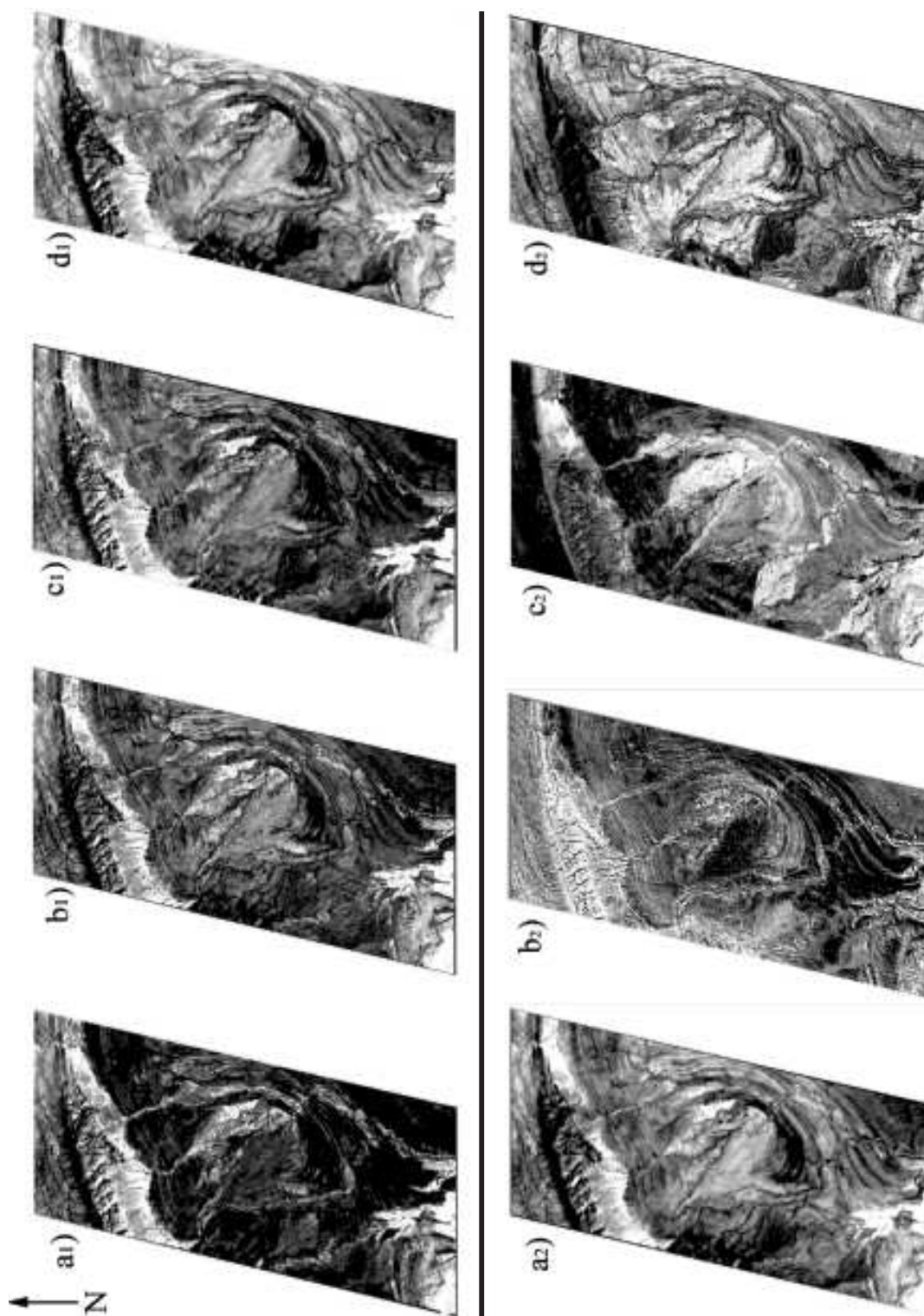


FIG. 4.5 – Quatres premières bandes spectrales ASTER : a1) Bande 01 VNIR, b1) Bande 02 VNIR, c1) Bande 03 VNIR, d1) Bande 04 SWIR. Quatres premières Composantes issues de l'ACP réalisée sur les 9 bandes spectrales ASTER : a2) 1ère composante, b2) 2ème composante, c2) 3ème composante, d2) 4ème composante.

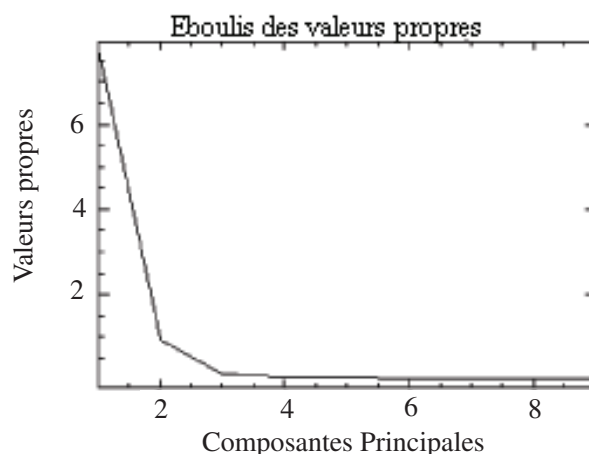


FIG. 4.6 – Représentation de l'éboulis des valeurs propres pour l'ACP réalisée sur les 9 bandes spectrales ASTER.

étude visuelle montre que les nouvelles composantes 3, 4 et 5 contiennent une information relative à la géologie : formations superficielles, réseaux hydrographiques, et formations superficielles respectivement. Par contre les nouvelles composantes 6, 7, 8 et 9 contiennent l'information de bruit.

Les trois règles de décision existantes indiquent de conserver au maximum les 2 premières composantes. Néanmoins nous avons pu observer que les 3 composantes suivantes semblent contenir de l'information géologique. Aucune règle générale de décision n'étant définie, l'utilisateur est libre de conserver les composantes souhaitées en fonction de critères propres à son étude. Nous avons décidé de conserver les cinq premières composantes afin de prendre en compte le maximum d'information géologique dans la suite de l'étude.

Transformée en Fraction de Bruit Maximale sur les données HYPERION

Les 139 bandes spectrales HYPERION sont fortement corrélées entre elles (coefficient de corrélation entre 0.6 et 0.9) et contiennent une part de bruit importante due au faible rapport S/B (50 :1). Une Transformée en Fraction de Bruit Maximale est appliquée aux 139 bandes HYPERION. Le choix du nombre de composantes principales à garder est, comme lors de l'ACP, une étape délicate laissée à l'appréciation de l'utilisateur. Après une étude visuelle des nouvelles composantes, les 11 premières nouvelles composantes semblent dépourvues de bruit, et sont par conséquent conservées pour la suite de l'étude.

Conclusion

Après réduction de la dimension de l'étude par ACP et MNF, la nouvelle série de données de télédétection compte 5 composantes principales ASTER, 11 composantes principales HYPERION et enfin les 3 données de radioéléments (U, K, Th).

4.4 Classification supervisée

Une série de classifications supervisées a été réalisée et ensuite analysée. Cette étude a pour but de cartographier les limites des couches géologiques à partir de la série de données de télédétection réduite. La méthode de classification supervisée utilisée est la méthode de "classification supervisée par maximum de vraisemblance" décrite au §3.1.2. Les pixels sont classés si et seulement si leur probabilité est supérieure au seuil d'appartenance imposé : soit ici 0.05.

L'étape d'initialisation des zones d'apprentissage est présentée dans un premier paragraphe. Ensuite, pour chaque type de zone d'apprentissage, une série de classifications est réalisée, prenant en compte différentes données de télédétection. Le potentiel de chaque donnée de télédétection, ainsi que le potentiel de la fusion de données multi capteur sont alors estimés à partir d'une analyse des indicateurs de qualité I_u , I_q , I_{sc} et I_{loc} (décrits au §3.1.2.3) calculés pour chaque classification.

4.4.1 Initialisation des zones d'apprentissage

La carte géologique régionale présentée en figure 4.1 est composée de 12 unités lithologiques. Pour chacune de ces unités nous avons choisi une zone d'apprentissage qui a servi de référence à la classification, soit un total de 12 zones d'apprentissage. Nous avons expérimenté deux types de zones d'apprentissage :

- des surfaces carrées comprenant chacune un nombre N de pixels de la lithologie considérée (Figure 4.7a),
- des surfaces constituées chacune d'un nombre N de pixels aléatoirement pris dans la lithologie considérée (Figure 4.7b).

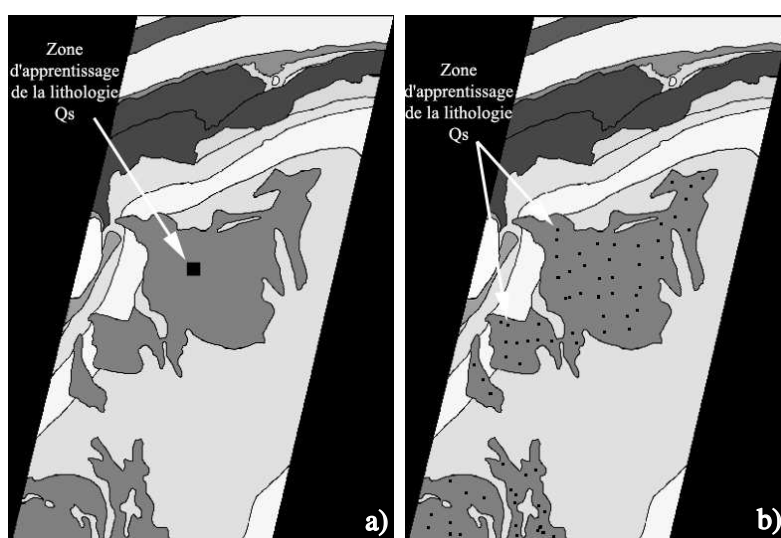


FIG. 4.7 – a) Choix d'une zone d'apprentissage carrée au sein de la lithologie de sable et gravier (Q_s). b) Choix d'une zone d'apprentissage aléatoire au sein de la lithologie de sable et gravier (Q_s).

Nous avons choisi de former des zones d'apprentissage ayant un même nombre N de pixels, quelque soit la taille de la surface associée. Ainsi les classifications supervisées ne sont pas influencées par la cartographie initialement réalisée. Plus le nombre de pixels N pris en compte dans les zones d'apprentissage est important, plus la qualité de la classification augmente (Figure 4.8), et ce quelque soit le type des zones d'apprentissage, aléatoires ou carrées.

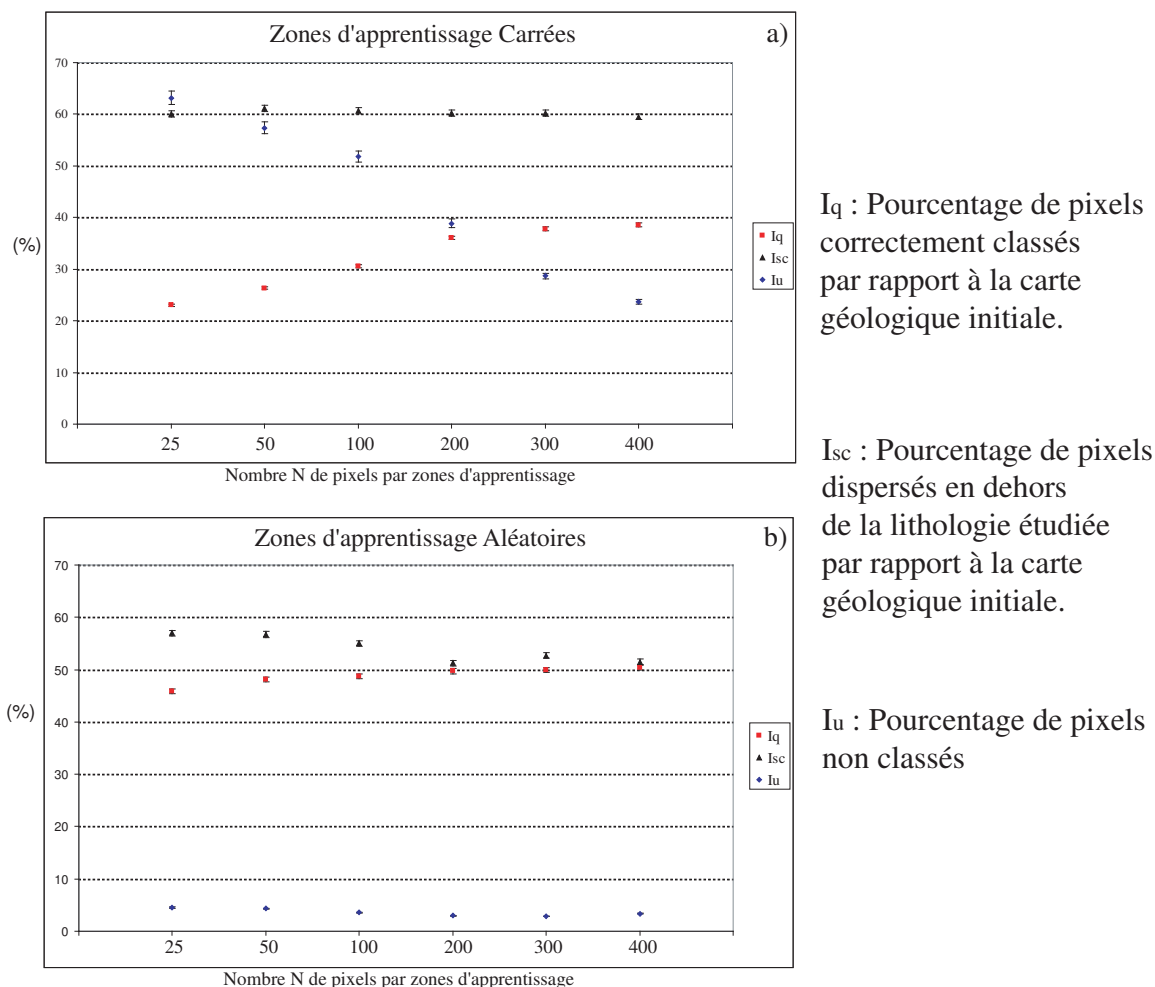


FIG. 4.8 – Indicateurs de qualité I_q , I_{sc} et I_u pour des classifications utilisant les 5 CPs ASTER et un nombre de pixels N variables formant les zones d'apprentissage a) carrées et b) aléatoires.

Afin d'obtenir un résultat de classification aussi proche que possible de la carte géologique initiale, il est donc approprié de constituer des zones d'apprentissages les plus grandes possibles. Néanmoins, l'objectif de cette étude est d'utiliser la carte géologique initiale comme donnée de référence, et non comme résultat à retrouver. D'après les tests effectués (Figure 4.8), nous avons choisi de former des zones d'apprentissage de 100 pixels.

4.4.2 Classifications à partir de zones d'apprentissage carrées

4.4.2.1 Potentiel des données de radioéléments

Trois classifications supervisées prenant en compte des couples de radioéléments (Th et U ; Th et K ; U et K), ainsi qu'une classification supervisée prenant en compte les trois données de radioéléments ont été réalisées. La classification intégrant les trois données de radioéléments fournit une faible représentation de la carte géologique initiale ($I_q \simeq 14\%$ et $I_u \simeq 75\%$) (Figure 4.9). Les trois classifications prenant en compte les couples de radioéléments présentent une proportion similaire de pixels correctement classés ($I_q \simeq 20\%$) (Figure 4.9a). La proportion de pixels correctement classés I_q et la proportion de pixels dispersés I_{sc} varient respectivement d'environ 2% et 10% en fonction de la localisation des zones d'apprentissage utilisées. Finalement la classification utilisant les données K et Th permet d'obtenir la meilleure représentation de la carte géologique initiale avec un pourcentage de pixels dispersés I_{sc} entre 45% et 55%, et un total d'environ 53% de pixels non classés I_u (Figures 4.9b et 4.9c).

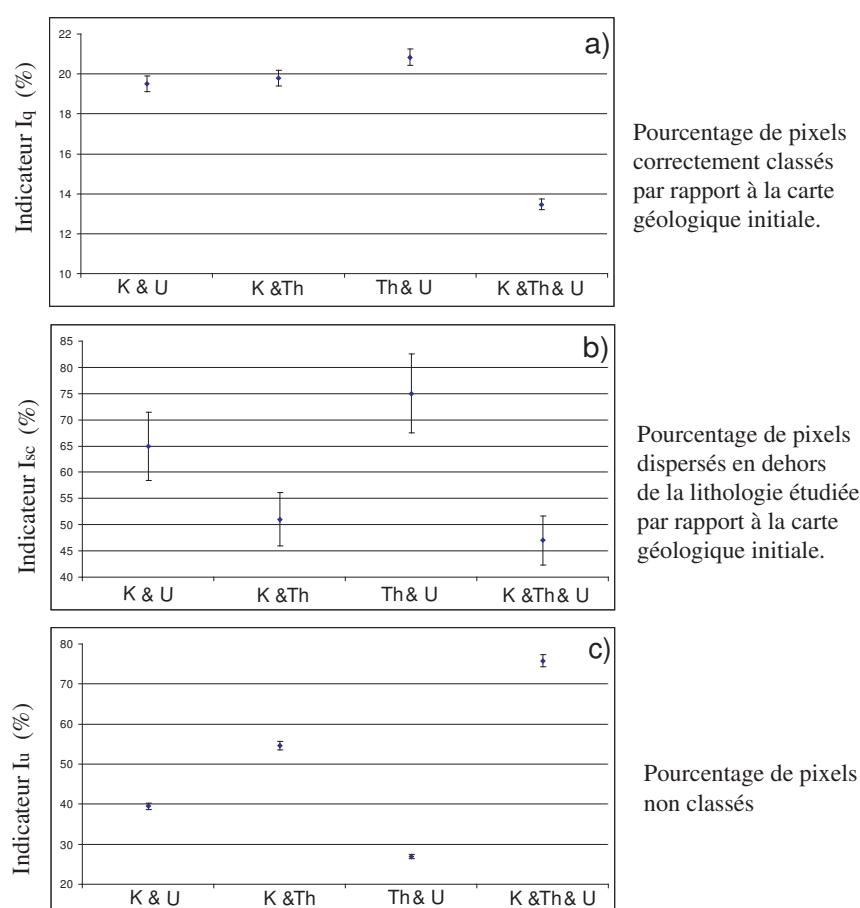


FIG. 4.9 – Indicateurs de qualité I_q , I_{sc} et I_u dans le cas de zones d'apprentissage carrées et utilisant 3 couples de radioéléments (Th et U ; Th et K ; U et K) et la fusion des 3 données de radioéléments.

Pour chacune des 12 lithologies nous avons étudié les indicateurs de qualité I_q , I_{sc}

et I_{loc} de la classification utilisant les données K et Th. Les surfaces de calcaire stromatolitique (NZrDr) et de grès feldspathique (NKa) ont une signature radioactive particulière au sein de la zone de Rehoboth. La surface de calcaire stromatolitique a une faible teneur en potassium (0.3% en moyenne) et en thorium (3ppm en moyenne) par rapport au reste de la zone. Et la surface de grès feldspathique a une signature de potassium très forte (3.3% en moyenne) par rapport au reste de la zone. La classification permet de mettre en évidence cette particularité car :

- Quelque soit la localisation de la zone d'apprentissage utilisée pour représenter l'unité de calcaire stromatolitique (NZrDr), la proportion de pixels classés comme appartenant à la classe NZrDr mais étant dispersés en dehors de celle ci, reste quasiment nulle ($I_{sc(NZrDr)}$ compris entre 0% et 5%). Et la proportion de pixels correctement classés $I_{q(NZrDr)}$ peut atteindre les 50%.
- De la même manière quelque soit la localisation de la zone d'apprentissage utilisée pour représenter cette unité, $I_{sc(NKa)}$ est compris entre 0% et 6%. Néanmoins la proportion de surface NKa correctement classée $I_{q(NKa)}$ ne dépasse pas les 15%.

Aucune information géologique concernant les dix autres unités lithologiques n'a pu être déduite du résultat de cette classification ($I_{sc} \simeq 70\%$).

Le faible potentiel des données de radioéléments peut être expliqué par une faible représentativité des zones d'apprentissage carrées utilisées. La représentativité d'une zone peut être exprimée par le rapport entre la variance de la zone d'apprentissage considérée et la variance de l'unité lithologique associée. Plus le rapport approche la valeur 1, plus la zone d'apprentissage est représentative de l'unité lithologique associée. La représentativité moyenne des zones d'apprentissage carrées est respectivement de 0.05, 0.11 et 0.3 pour K, Th et U. Cette très faible représentativité est due à la résolution spatiale initiale des données de spectrométrie Gamma, qui est de 250m. Une zone d'apprentissage carrée constituée de 100 pixels de résolution spatiale $30 \times 30m$ contient en réalité une seule donnée de radioéléments. Ceci explique les faibles potentiels des données de radioéléments dans le cas d'une initialisation par zones d'apprentissage carrées.

4.4.2.2 Potentiel des données ASTER

Une série de classifications supervisées prenant en compte les 3, 4 et 5 composantes principales (CPs) ASTER a été réalisée. La qualité de la classification augmente lorsque le nombre de CPs ASTER prises en compte augmente. La classification la plus proche de la carte géologique initiale est par conséquent la classification utilisant les 5 CPs ASTER (Figure 4.10). Cette classification permet de cartographier entre 26% et 30% de la carte géologique initiale (Figure 4.10 a). Le pourcentage de pixels dispersés en dehors de la lithologie recherchée varie entre 63% et 65% (Figure 4.10 b). Et le pourcentage de surface non classée varie entre 25% et 30% (Figure 4.10 c). Nous avons étudié le résultat de la classification utilisant les 5 CPs ASTER.

De l'analyse des 12 classes ressortent les informations géologiques suivantes :

- L'unité de calcaire stromatolitique (NZrDr) est une des unités les mieux représentées,

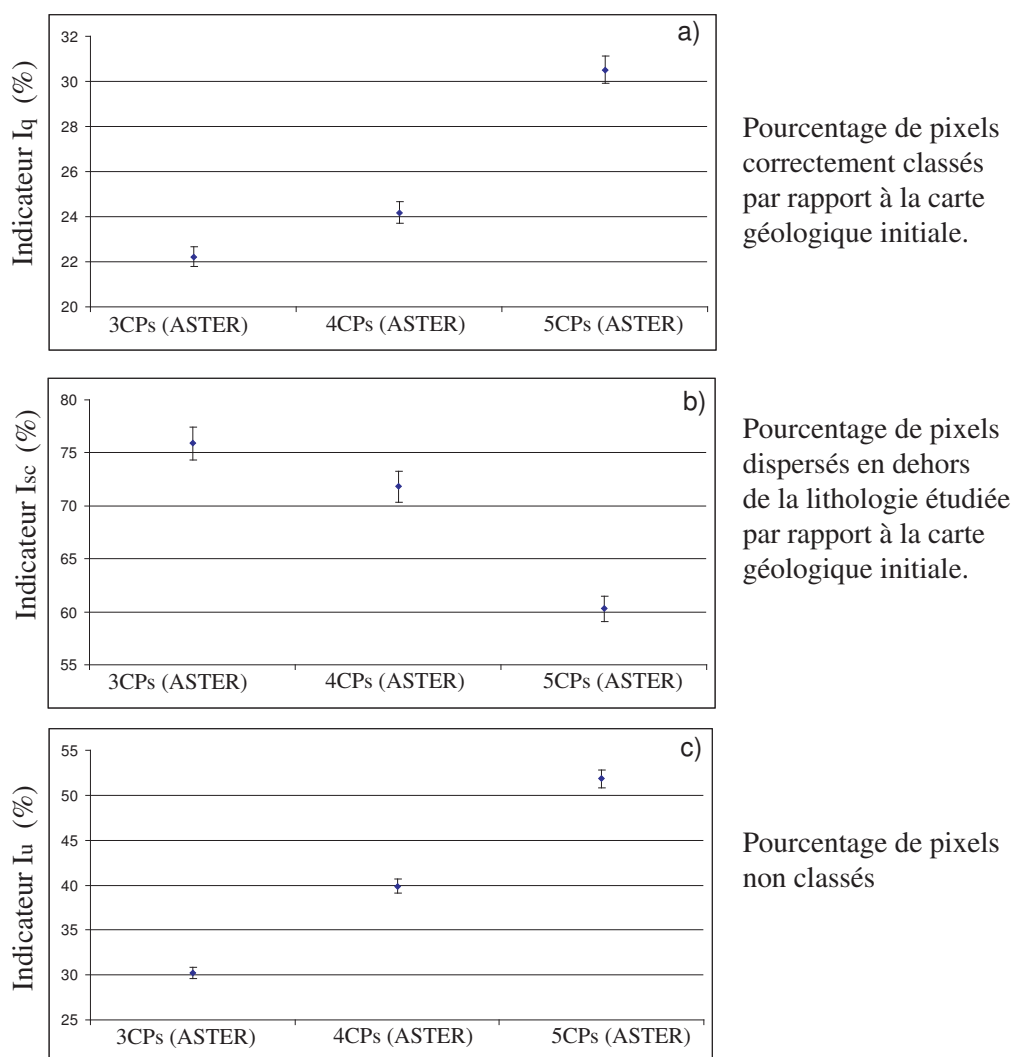


FIG. 4.10 – Indicateurs de qualité I_q , I_{sc} et I_u pour les résultats de classification utilisant des zones d'apprentissage carrées et : les 3 premières CPs ASTER, les 4 premières , puis les 5 premières.

avec $I_{q(NZrDr)}$ compris entre 40% et 60%. Une surface carrée de 100 pixels suffit à représenter la variabilité spectrale de cette surface (Figure 4.11). On peut donc conclure à une homogénéité lithologique au sein de la couche de calcaire stromatolitique (NZrDr).

Le pourcentage de pixels attribués à la classe de calcaire stromatolitique (NZrDr) mais dispersés en dehors de celle ci est proche de 40%. Néanmoins, une grande part de ces pixels dispersés est répartie dans les deux unités adjacentes : l'unité de calcrète (Qc) située à la frontière Sud et l'unité de calcaire sombre (NZrOk) située à la frontière Nord (Figure 4.11). Cette localisation des pixels dispersés au voisinage de la couche étudiée NZrDr, peut être la conséquence de trois phénomènes. 1) La basse résolution spectrale des données ASTER ($0.1\mu m$) ne permet pas de distinguer l'unité de calcaire sombre et l'unité calcaire stromatolitique. 2) La zone de calcrète (Qc) adjacente au flanc sud du massif NZrDr est recouverte d'éboulis de

calcaire stromatolitique. La réflectance des pixels de cette zone est une combinaison de la réponse spectrale du calcrète (Qc) et du calcaire stromatolitique (NZrDr). Sur une surface comptant une proportion plus importante de calcaire stromatolitique (NZrDr) que de calcrète (Qc), seule l'information de la présence de calcaire stromatolitique (NZrDr) peut être déduite de la donnée enregistrée. 3) Une partie des pixels dispersés constitue une information pour réviser les limites des couches géologiques de la carte géologique initiale.

A ce stade de l'étude, il est encore difficile de déterminer les pixels dispersés correspondant à une confusion de lithologie, les pixels dispersés permettant de revoir les contours lithologiques et ceux apportant une information de recouvrement de dépôt superficiel par des éboulis.

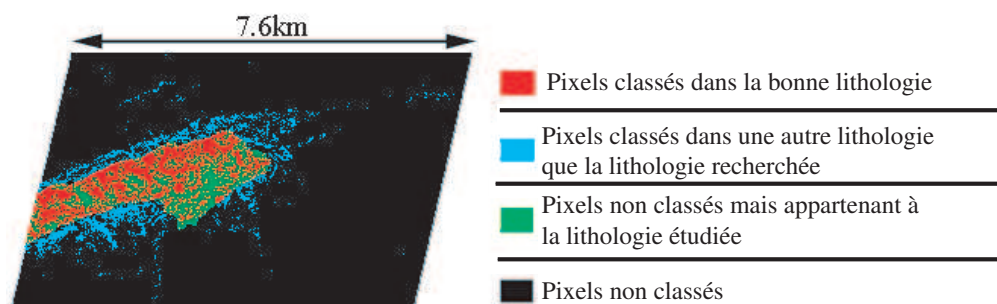


FIG. 4.11 – Classification de l'unité de calcaire stromatolitique (NZrDr) par échantillonnage de zones carrées et en utilisant les 5 CPs ASTER.

- L'unité de conglomérat (NKac) est également une des unités les mieux représentées, avec environ $I_{q(NKac)}$ compris entre 60% et 70%. La classification de cette unité de conglomérat montre une forte homogénéité lithologique au sein de la surface étudiée. Une grande part de pixels attribués à la classe de conglomérat NKac est répartie dans l'unité voisine de grès feldspathique (NKa) ($I_{sc(NKac)} \simeq 60\%$). Comme pour la cartographie de l'unité de calcaire stromatolitique (NZrDr), il est encore difficile de déterminer les pixels dispersés dans NKa permettant de revoir les contours lithologiques de l'unité NKac et ceux correspondant à une confusion de lithologie.
- La formation superficielle de sable et graviers (Qs) est une surface comptant parmi les moins bien représentées avec une proportion de pixels correctement classés d'environ 9%. Quelque soit la localisation de la zone d'apprentissage utilisée pour représenter cette unité Qs, les pixels correctement classés sont tous regroupés autour de la zone d'apprentissage (Figure 4.12). De plus une très faible partie des pixels classés est dispersée ($I_{sc(Qs)} \simeq 5\%$). Cette répartition des pixels classés dénote une très forte hétérogénéité spectrale, et donc une très forte hétérogénéité lithologique au sein de l'unité de sable et gravier (Qs). D'après les données ASTER, la formation Qs n'est donc pas une seule et unique formation superficielle, mais un ensemble de dépôts superficiels d'origines variées.

- La formation superficielle de calcrète (Q_c) est une surface comptant elle aussi parmi les moins bien classées avec un pourcentage $I_{q(Q_c)}$ d'environ 7%. De plus une très faible part des pixels classés est dispersée ($I_{sc(Q_c)} \simeq 25\%$). Cette surface suit le même comportement que la surface de sable et gravier (Q_s) : les pixels classés comme étant du calcrète (Q_c) sont tous regroupés autour de la zone d'apprentissage, quelque soit la localisation de cette zone. Cette faible proportion de surface cartée s'explique par une hétérogénéité lithologique au sein de l'unité Q_c , comme dans le cas de l'unité de gravier (Q_s).

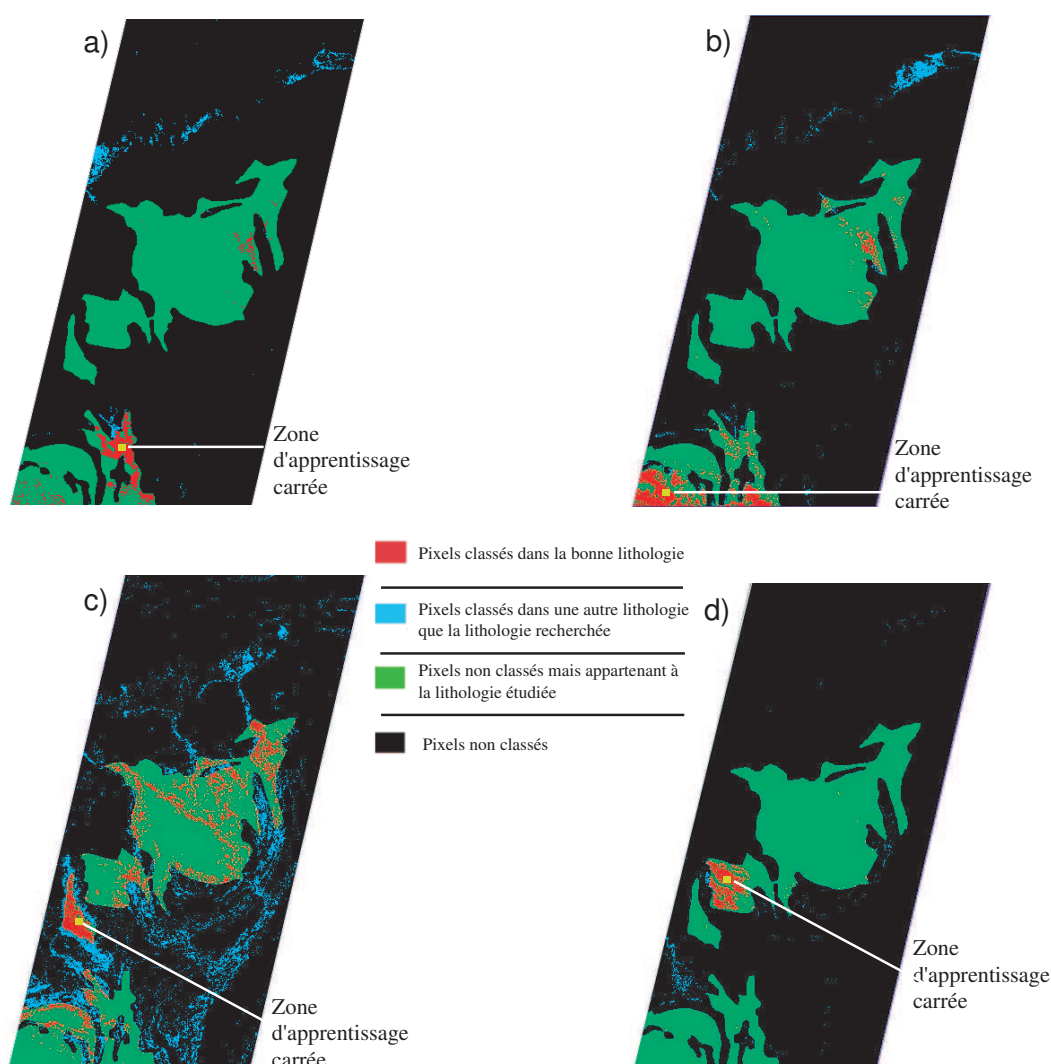


FIG. 4.12 – Classification de l'unité de sable et graviers (Q_s), initialisées avec quatre zones d'apprentissage carrées différentes.

Conclusions :

L'utilisation des 5 CPs ASTER au sein d'une classification supervisée initialisée par zones d'apprentissage carrées permet de mettre en évidence des surfaces lithologiquement

homogènes (NZrDr et NKac) et des surfaces lithologiquement hétérogènes (Qs et Qc).

4.4.2.3 Potentiel des données HYPERION

Une série de classifications supervisées prenant en compte les 3, 5, 7, 9 et 11 composantes principales (CPs) MNF HYPERION a été réalisée. D'après les indicateurs de qualité I_u , I_q et I_{sc} la qualité de la classification décroît lorsque le nombre de CPs prises en compte augmente. En effet la proportion de pixels correctement classés I_q diminue lorsque le nombre de CPs prises en compte augmente (Figure 4.13 a). Le nombre de pixels dispersés I_{sc} décroît également lorsque le nombre de CPs prises en compte augmente (Figure 4.13 b). Cette décroissance est due à la très forte augmentation de pixels non classés (I_u pouvant atteindre près de 90%) (Figure 4.13 c). La décroissance du nombre de pixels dispersés n'est pas dans ce cas un signe de qualité mais une conséquence de la faible proportion de surface classée. La classification la plus proche de la carte géologique initiale est par conséquent la classification utilisant les trois premières CPs.

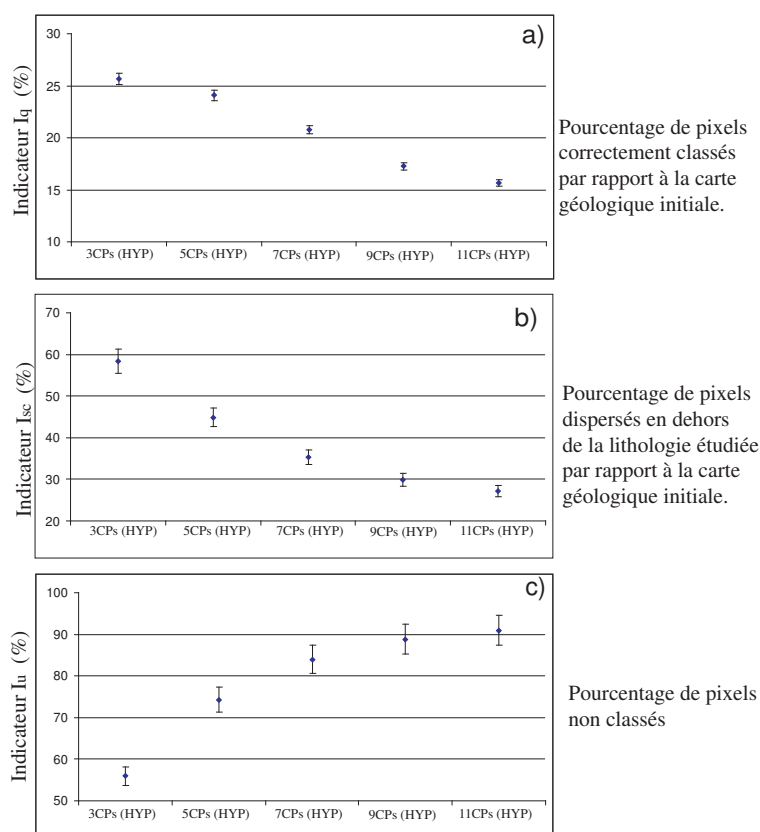


FIG. 4.13 – Indicateurs de qualité I_q , I_{sc} et I_u pour les résultats de classification utilisant des zones d'apprentissage carrées et : les 3 premières CPs MNF HYPERION, les 5 premières, les 7 premières, les 9 premières, puis les 11 premières.

L'homogénéité de la surface de conglomérat (NKac) et l'hétérogénéité de la surface de sable et de graviers (Qs), déduites de l'analyse précédente sont ici confirmées par

l'analyse du résultat de la classification utilisant les 3 premières CPs MNF HYPERION. L'unité NKac est en effet l'unité la mieux représentée, avec $I_{q(NKac)}$ proche de 78%, et la proportion de pixels dispersés est proche de 6%. La formation superficielle Qs compte quant à elle parmi les moins bien classées avec une proportion de pixels correctement classés d'environ 6% et une proportion de pixels dispersés proche de 21%. Quelque soit la localisation de la zone d'apprentissage utilisée pour représenter l'unité Qs, les pixels correctement classés sont tous regroupés autour de la zone d'apprentissage.

En ce qui concerne l'analyse des autres lithologies, les proportions de pixels correctement classés et des pixels dispersés ne donnent pas d'informations lithologiques.

Nous avons constaté que l'intégration d'un nombre de composantes principales supérieur à 3 dégrade la qualité de la classification. Le faible potentiel des CPs HYPERION peut être expliqué par une faible représentativité des zones d'apprentissage carrés utilisées. Le rapport entre la variance d'une zone d'apprentissage carrée et la variance de l'unité lithologique associée est en moyenne de 0.6 pour les 11 CPs. Les CPs obtenues par Transformée en Fraction de Bruit Maximale sont ordonnées en quantité de bruit croissant. Donc l'intégration dans une classification de CPs trop élevées revient à intégrer une composante de bruit.

4.4.2.4 Potentiel de la fusion des données multicateurs et Conclusions

Nous avons fusionné les données provenant des trois sources dont nous disposons. La plus grande part de pixels correctement classés est obtenue en intégrant les 5 CPs ASTER et les 3 CPs HYPERION dans la même classification (Figure 4.14). Néanmoins, même en fusionnant ces données, la proportion de pixels correctement classés ne dépasse pas 22% et la proportion de pixels non classés est proche de 95%. Finalement, l'intégration des 5 CPs ASTER et des 3 CPs HYPERION dans une même classification donne des résultats moins en accord avec la carte géologique initiale par rapport à une classification utilisant une seule source de données, soit les 5 CPs ASTER, soit les 3 CPs HYPERION (Figure 4.14 et 4.15b, c et d).

La faible résolution spatiale des données de radioéléments et le bruit contenu dans les CPs HYPERION entraînant une mauvaise représentativité des zones d'apprentissage carrées explique que les résultats des classifications réalisées à partir de fusion de données multi capteur montre des potentiels de discrimination lithologique moins importants que l'utilisation de données d'un seul capteur (Figure 4.14 et 4.15). Le résultat de la classification utilisant les 5 CPs ASTER est finalement le résultat le plus proche de la carte géologique initiale (Figure 4.14 et 4.15b).

D'après le tableau 4.16, l'intégration de l'ensemble des données multicateurs dégrade la classification de toutes les unités lithologiques (Figure 4.15). Nous avons vu précédemment que les formations superficielles Qs et Qc ont une réponse spectrale hétérogène, et nous en avons déduit qu'elles étaient lithologiquement hétérogènes. Ces deux formations suivent le même comportement de classification (Tableau 4.16).

Finalement les unités NZrUK, NNdNh et NNdVb appartenant toutes trois à la séquence marine du Nama Neoprotozoïque, sont les unités ayant à la fois le moins de pixels correctement classés et le moins de pixels dispersés. Elles suivent elles aussi le même comportement de classification.

Malgré une faible proportion de surface correctement cartographiée par la classification utilisant les 5 CPs ASTER, des surfaces lithologiquement homogènes et des surfaces lithologiquement hétérogènes ont été mises en évidence. A partir de classifications réalisées avec différentes localisations de zones d'apprentissage, le géologue peut ainsi localiser des formations superficielles de natures géologiques différentes, et isoler des entités homogènes.

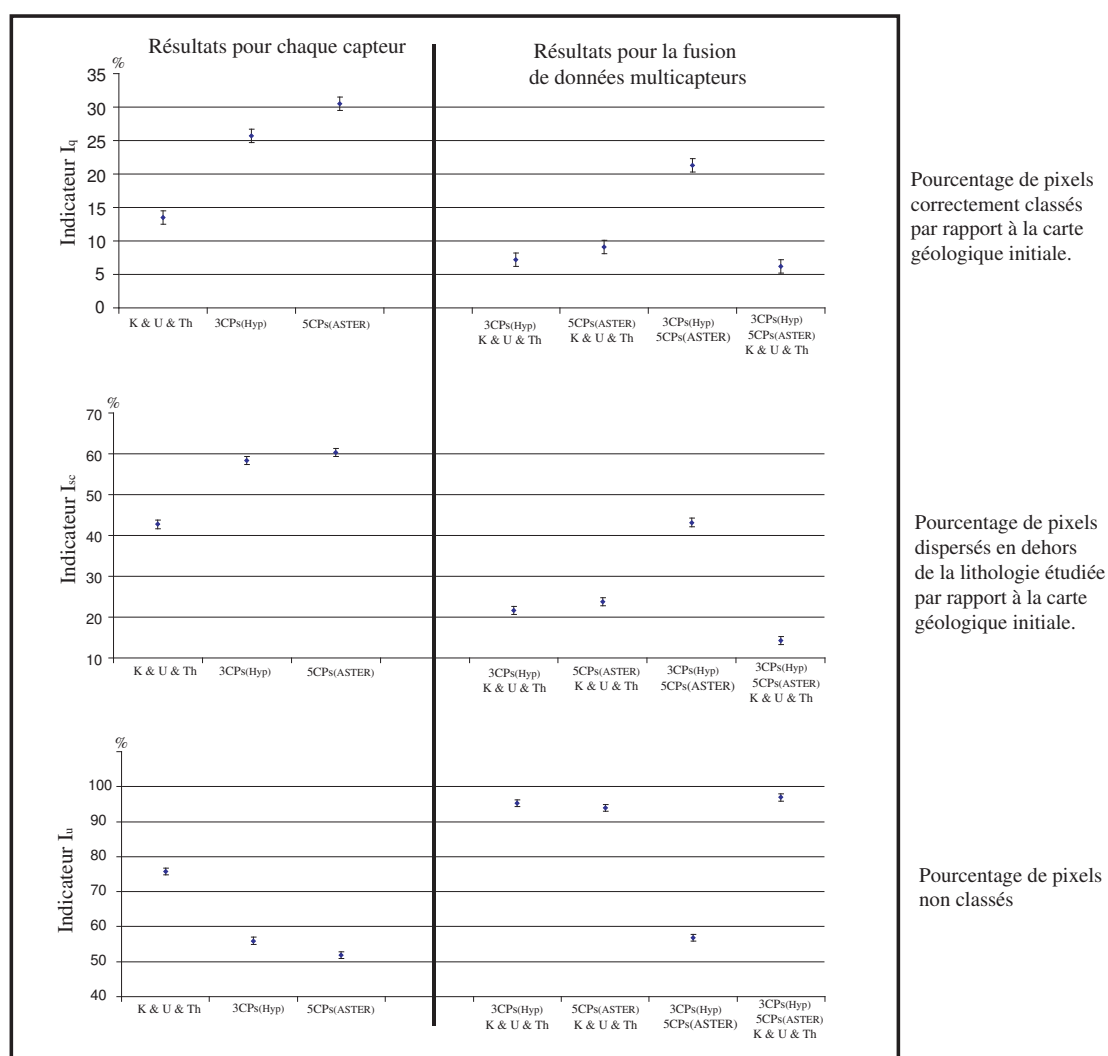


FIG. 4.14 – Indicateurs de qualité I_q , I_{sc} et I_u dans le cas de zones d'apprentissage carrées et utilisant : les 3 données de radioéléments, les 3 CPs Hyperion, les 5 CPs ASTER, la fusion des 3 données de radioéléments et des 5 CPs ASTER, la fusion des 5 CPs ASTER et les 3 CPs Hyperion, la fusion des 3 données de radioéléments et des 3 CPs Hyperion, et enfin la fusion des 3 données de radioéléments, des 5 CPs ASTER et des 3 CPs Hyperion.

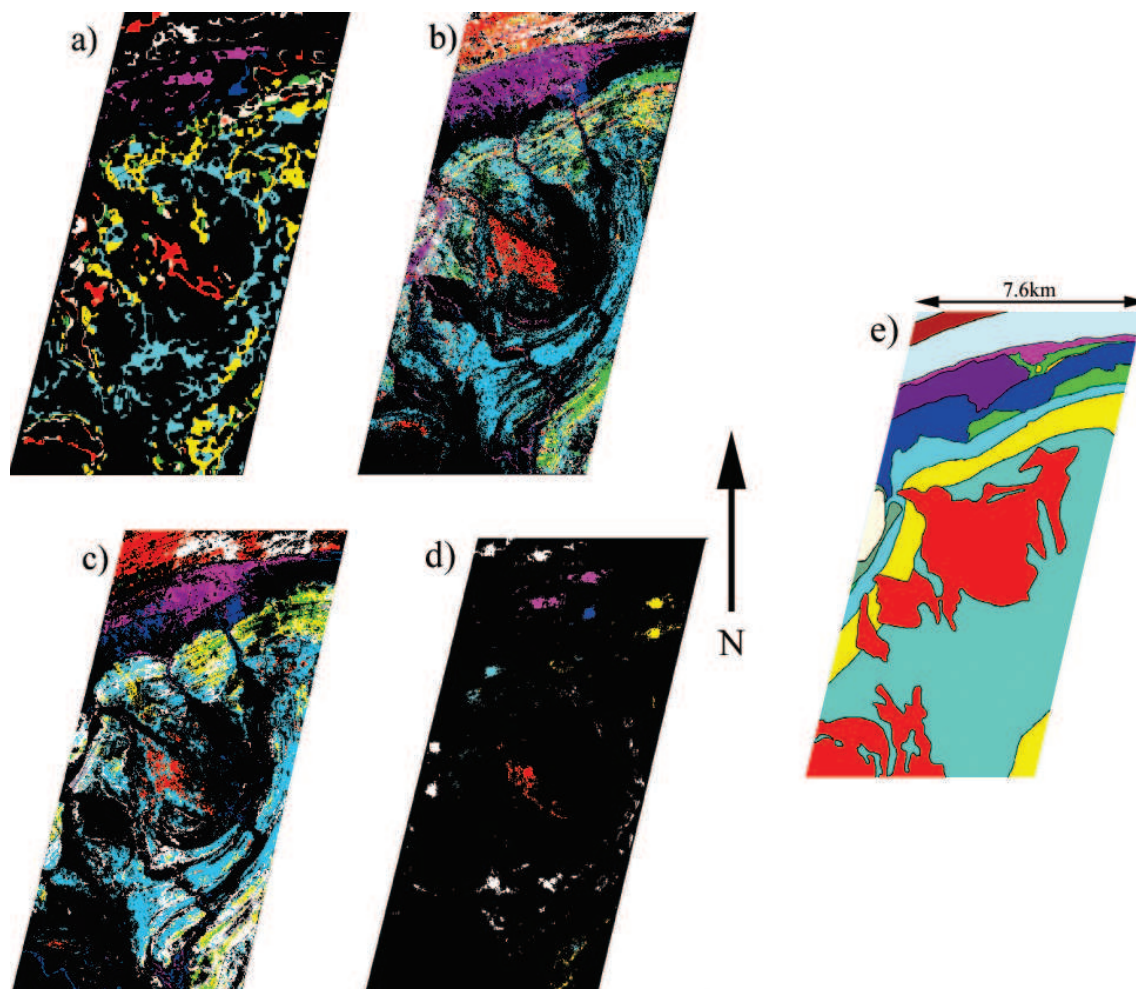


FIG. 4.15 – Résultats de la classification initialisée avec des zones d'apprentissage carrées et utilisant : a) les 3 données de radioéléments, b) les 5 CPs ASTER, c) les 3 CPs HYPERION, et d) la fusion des 3 données de radioéléments, des 5 CPs ASTER et des 3 CPs HYPERION. e) Carte géologique initiale. Les surfaces en noir correspondent aux pixels classés dans aucune des 12 lithologies composant la carte géologique.

| Résultats des classifications à partir de zones d'apprentissage carrées | | | | | | | | | | | |
|---|---|----------------------------|------------------------|----------------------------|------------------------|----------------------------|----------------------------------|----------------------------|------------------------|----------------------------|--|
| | K & Th | | 5 PCs (ASTER) | | 3 PCs (HYPERION) | | 3RE & 5PCs (ASTER) & 3 PCs (HYP) | | Qualité I _q | Dispersion I _{sc} | |
| | Qualité I _q | Dispersion I _{sc} | Qualité I _q | Dispersion I _{sc} | Qualité I _q | Dispersion I _{sc} | Qualité I _q | Dispersion I _{sc} | | | |
| Groupe du Nosib | conglomérat (Nlae) | + | ** | ++ | * | +++ | ** | + | *** | | |
| | grès feldspathique et quartzite en moindre abondance (NKa) | + | *** | ++ | *** | + | *** | + | *** | | |
| | calcaire sombre (NZrOk) | ++ | * | ++ | * | ++ | * | + | *** | | |
| | calcaire stromatolitique (NZrDr) | + | *** | ++ | ** | + | ** | + | *** | | |
| Séquence marine du Nama Néoprotérozoïque | calcaire et quartzite (NZrÜk) | + | * | + | * | + | * | + | *** | | |
| | quartzite et schiste argileux en moindre abondance (NNdNb) | + | * | + | * | + | * | + | *** | | |
| | schistes argileux et quartzite en moindre abondance (NNdVb) | + | * | + | * | + | * | + | ** | | |
| | schiste argileux et grès (NUr) | + | *** | + | *** | + | *** | + | *** | | |
| Formations supercélites | calcrète (Qc) | + | *** | + | ** | + | ** | + | *** | | |
| | sable et graviers (Qs) | + | *** | + | *** | + | *** | + | *** | | |
| | calcaire noir (RZM) | + | * | ++ | * | + | * | + | * | | |
| Nappe du Naukhuff | dolomite et calcaire (NZh) | + | *** | + | * | + | * | + | *** | | |

| Légende | Qualité I _q | Dispersion I _{sc} |
|--------------|------------------------|----------------------------|
| 1 < 33 | + | *** |
| 33 < 1 < 66 | ++ | ** |
| 66 < 1 < 100 | +++ | * |

FIG. 4.16 – Indicateurs de qualité I_q et de dispersion I_{sc} pour les 12 unités lithologiques dans le cas de zones d'apprentissage carrées, pour les classifications utilisant : les 3 données de radioéléments, les 5 CPs ASTER, les 3 CPs HYPERION, ainsi que la fusion de ces données.

4.4.3 Classifications à partir de zones d'apprentissage aléatoires

4.4.3.1 Potentiel des données de radioéléments

Une série de trois classifications supervisées prenant en compte des couples de radioéléments (Th et U ; Th et K ; Ur et K), ainsi qu'une classification supervisée prenant en compte les trois données de radioéléments ont été réalisées. D'après les trois indicateurs de qualité I_u , I_q et I_{sc} , la classification intégrant les trois données de radioéléments fournit le résultat le plus proche de la carte géologique initiale (Figure 4.17). La proportion de pixels correctement classés et la proportion de pixels dispersés est d'environ 55% et 44% respectivement (Figures 4.17a et 4.17b). Nous avons étudié le résultat de la classification utilisant les 3 données de radioéléments.

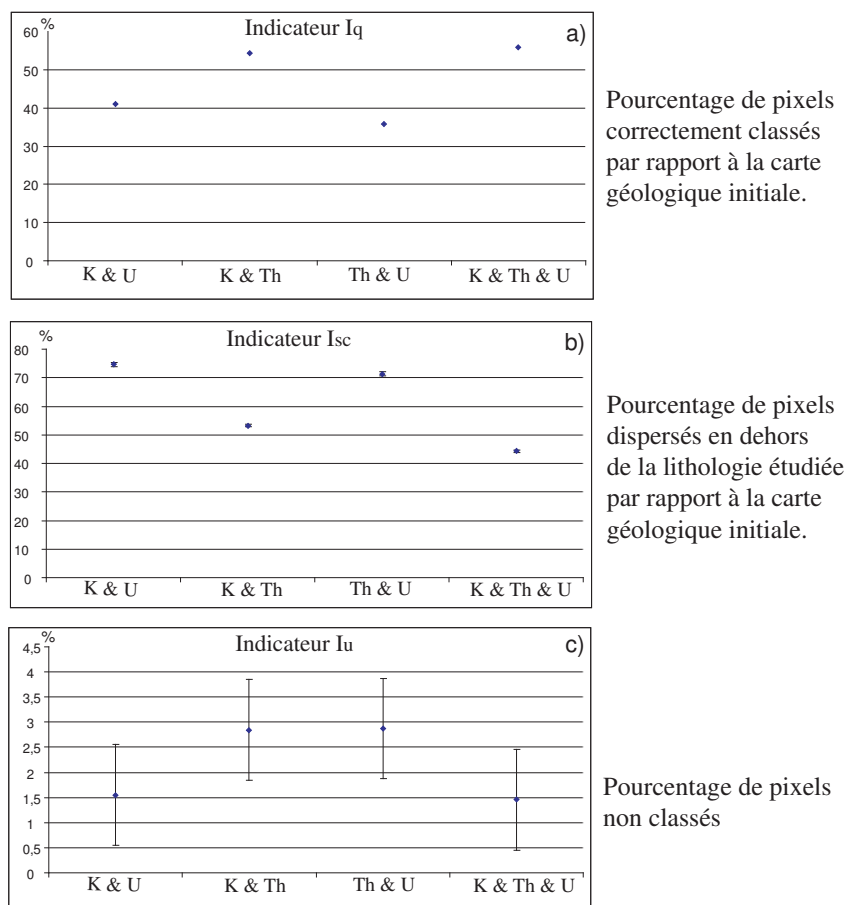


FIG. 4.17 – Indicateurs de qualité I_q , I_{sc} et I_u dans le cas de zones d'apprentissage aléatoires et utilisant 3 couples de radioéléments (Th et U ; Th et K ; U et K) et la fusion des 3 données de radioéléments.

- La formation de calcaire gréseux (NZrUk) est de loin l'unité la moins bien classée, avec un pourcentage de pixels correctement classés I_q proche de 0%. Cette surface ne peut être caractérisée par sa teneur en radioéléments.

- Les unités de sable et gravier (Q_s) et calcrète (Q_c) sont les formations les plus mal cartées (après la formation de calcaire gréseux ($NZrUk$)), avec un pourcentage de pixels correctement classés I_q proche de 36% et 28% respectivement. Cette faible part de surface correctement classée dénote une hétérogénéité radioactive. La zone correctement classée en figure 4.12d) a une concentration moyenne en potassium de 1.5% et en thorium de 9.5ppm, tandis que la zone correctement classée en figure 4.12a) a une concentration moyenne en potassium de 1.9% et en thorium de 12.5ppm (Figure 4.18). En étudiant au §4.4.2 le potentiel des données ASTER dans le cas de zones d'apprentissage carrées, nous avons vu que ces deux formations superficielles Q_s et Q_c sont constituées de plusieurs formations superficielles. L'hétérogénéité radioactive de ces deux surfaces vient confirmer l'idée d'une hétérogénéité lithologique.

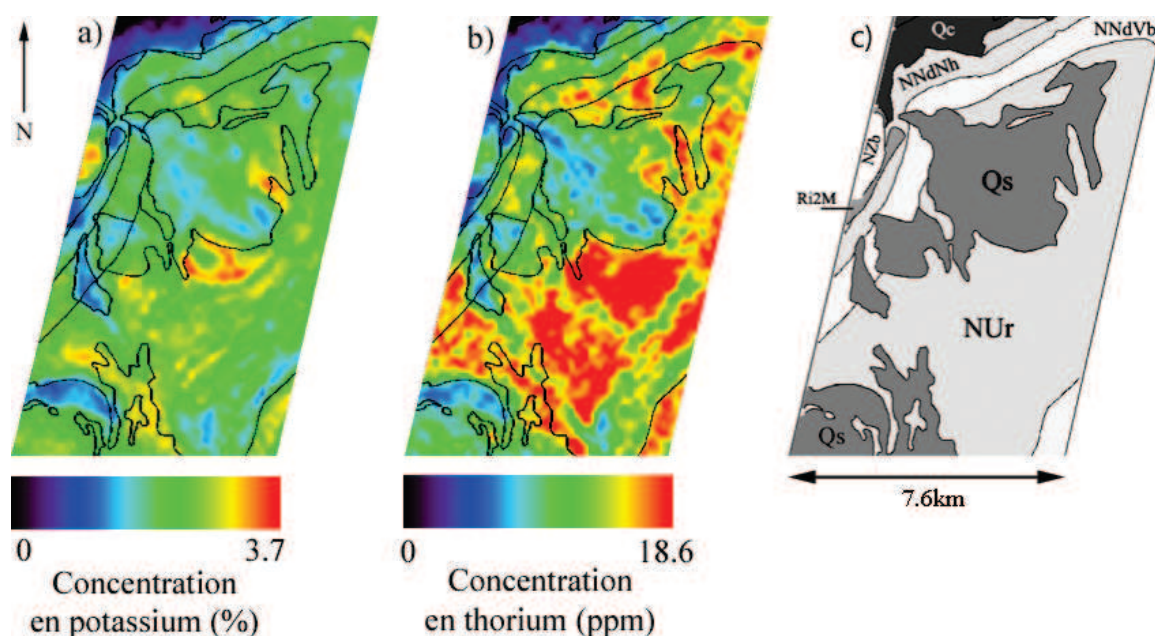


FIG. 4.18 – a) Composition en fausse couleur de la concentration en Potassium; b) Composition en fausse couleur de la concentration en Thorium; c) Carte géologique initiale de la même zone.

- La formation de calcaire stromatolitique ($NZrDr$) est cartée à près de 93% par rapport à la carte géologique initiale. Nous avons vu que cette surface a une faible teneur en potassium et en thorium. L'échantillonnage aléatoire permet une excellente représentativité de la concentration de radioéléments de cette surface. De plus, une faible part de pixels est dispersée ($I_{sc(NZrDr)}$ compris entre 10% et 12%).
- La formation de grès feldspathique (NKa) est cartée à près de 80% par rapport à la carte géologique initiale. Or cette surface a une forte teneur en potassium par rapport au reste de la zone (§ 4.4.2.1). Donc l'échantillonnage aléatoire permet une excellente représentativité de la concentration de radioéléments de cette surface. De plus, une faible part de pixels est dispersée ($I_{sc(NKa)}$ compris entre 7% et 9%).

Le rapport entre la variance d'un échantillon aléatoire et la variance de l'unité lithologique associée est proche de 1 pour les trois données K, Th et U. Ainsi les zones d'apprentissage aléatoires sont représentatives des surfaces étudiées. Cette bonne représentativité explique qu'une initialisation de zones d'apprentissage aléatoires permet une meilleure classification de la surface de Rehoboth par rapport à l'utilisation d'une initialisation de zones d'apprentissage carrées. Une classification basée sur la fusion des trois données de radioéléments fournit des informations géologiques confirmant des résultats précédemment obtenus : la formation de calcaire stromatolitique (NZrDr) ainsi que la formation de grès feldspathique (NKa) sont lithologiquement homogènes, et les formations superficielles de gravier (Qs) et calcrète (Qc) sont des surfaces à très forte hétérogénéité lithologique.

4.4.3.2 Potentiel des données ASTER

Une série de classifications supervisées prenant en compte les 3, 4 et 5 composantes principales (CPs) ASTER ont été réalisées (Gomez *et al.*, 2004). La qualité de la classification augmente lorsque le nombre de CPs ASTER prises en compte augmente (Figure 4.19). La classification la plus proche de la carte géologique initiale est par conséquent la classification utilisant les cinq CPs ASTER. Cette classification permet de retrouver entre 48% et 50% de la surface de la carte géologique initiale (Figure 4.19a). Le pourcentage de pixels dispersés en dehors de la lithologie recherchée est d'environ 57% (Figure 4.19b). Et le pourcentage de surface non classée est d'environ 3.5% (Figure 4.19c).

- Les formations de calcaire stromatolitique (NZrDr) et de conglomérat (NKac) sont les deux lithologies les mieux représentées, avec environ $I_{q(NZrDr)}$ et $I_{q(NKac)}$ proche de 68%. Le pourcentage de pixels attribués à la classe de calcaire stromatolitique (NZrDr) mais dispersés en dehors de celle-ci est proche de 23%, et ces pixels sont répartis dans les unités voisines de calcrète (Qc) et de calcaire sombre (NZrOk). Une grande partie de pixels attribués à la classe de conglomérat NKac ($I_{sc(NKac)} \simeq 75\%$) est répartie dans l'unité voisine de grès feldspathique (NKa). Nous retrouvons la même classification que lors de l'utilisation de zones d'apprentissage carrées.
- Les formations superficielles de sable et gravier (Qs) et de calcrète (Qc) comptent respectivement près de 50% et 60% de pixels correctement classés. Les pixels appartenant à l'unité Qc mais n'étant pas classés dans cette unité, sont en fait attribués à la classe correspondant à l'unité Qs (Figure 4.20a). Inversement une partie des pixels de l'unité Qs non classés comme appartenant à cette unité, sont attribués à la classe correspondant à la formation Qc (Figure 4.20b). La formation superficielle représentée en figure 4.12a) est classée comme étant du calcrète (Qc) dans le cas d'échantillons aléatoires. De plus une surface au Sud-Est de la zone notée sur la figure 4.20 est également classée comme du calcrète (Qc).
- L'utilisation des 5 CPs ASTER permet de cartographier correctement seulement 2% de la formation de calcaire gréseux (NZrUk) et 11% de la formation de quartzite (NNdNh). Ces deux formations sont en fait classées comme étant du schiste

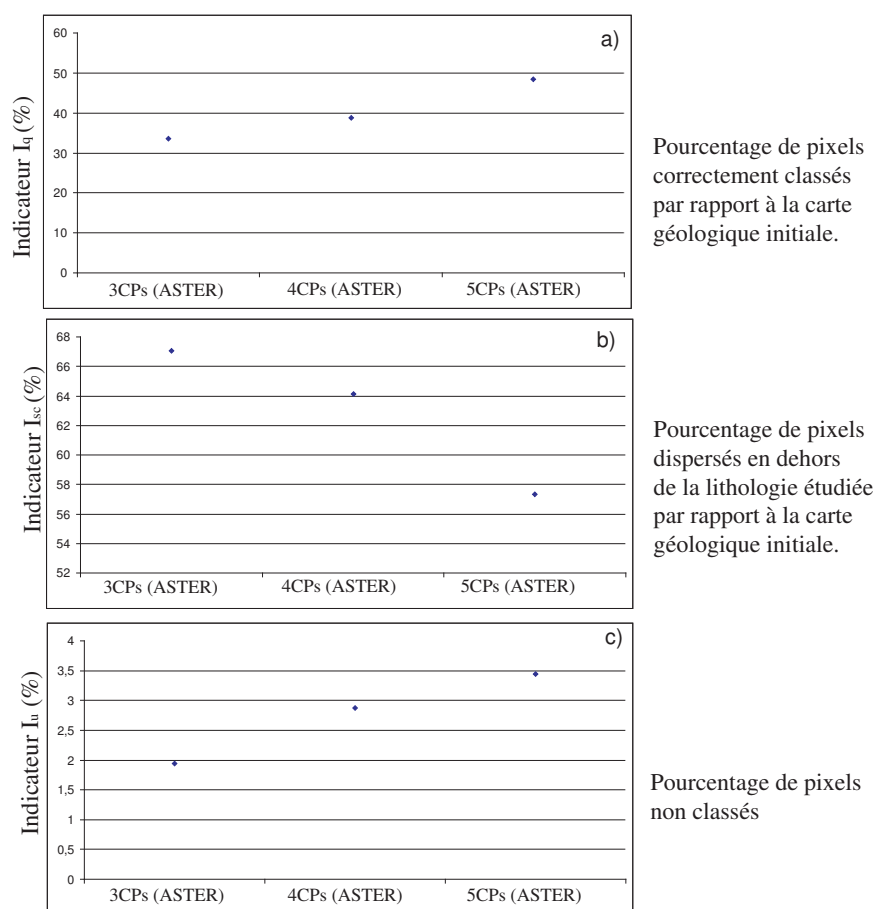


FIG. 4.19 – Indicateurs de qualité I_q , I_{sc} et I_u pour les résultats de classification utilisant des zones d'apprentissage aléatoires et les 3 premières CPs ASTER, les 4 premières et les 5 premières.

argileux (NNdVb) qui est une unité localisée entre les deux formations NZrUk et NNdNh (Figure 4.1). Les données ASTER ne permettent donc pas de distinguer les spécificités spectrales du schiste, du quartzite et du calcaire, afin de discriminer les formations NNdNh, NZrUk et NNdVb.

Conclusions :

L'utilisation des 5 CPs ASTER au sein d'une classification supervisée initialisée par zones d'apprentissage aléatoires rappelle certains résultats obtenus précédemment en utilisant les 5 CPs ASTER et des zones d'apprentissage carrées. Par exemple dans les deux cas les surfaces NZrDr et NKac semblent lithologiquement homogènes. De plus une analyse des résultats permet une discrimination de formations superficielles supplémentaires (par rapport à la carte géologique initiale). Et enfin la faible résolution spectrale des données ASTER implique une confusion entre certaines unités lithologiques (NNdNh, NZrUk et NNdVb).

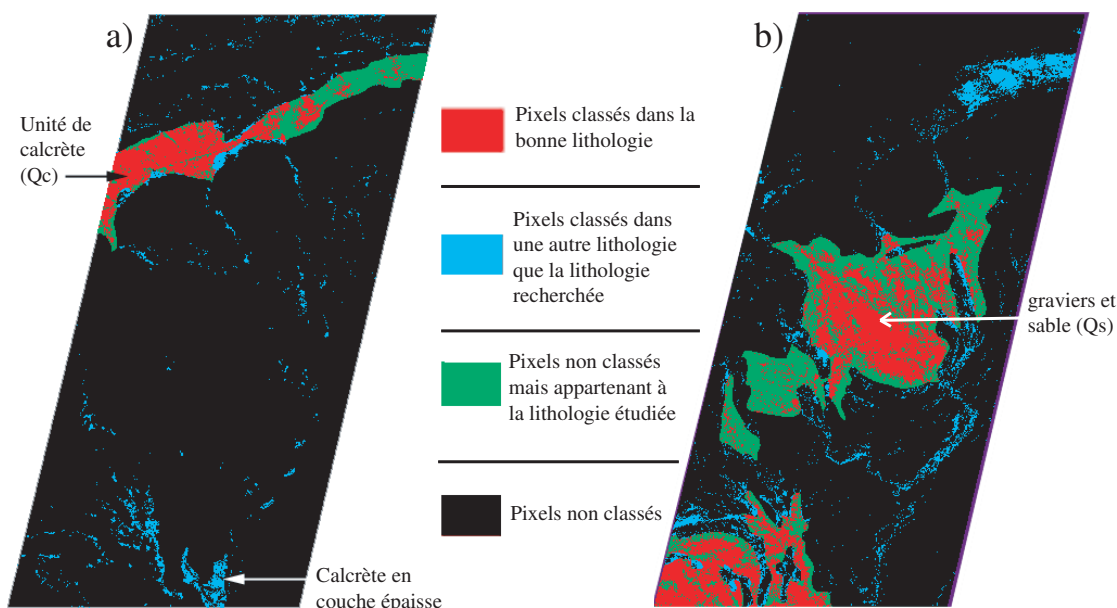


FIG. 4.20 – a) Résultat de la classification de l'unité lithologique de calcrète (Q_c) et b) Résultat de la classification de l'unité lithologique de graviers et sable (Q_s), avec échantillonnage aléatoire et en utilisant les 5 CPs ASTER.

4.4.3.3 Potentiel des données HYPERION

Une série de classifications supervisées prenant en compte les 3, 5, 7, 9 et 11 composantes principales HYPERION a été réalisée. D'après les indicateurs de qualité I_u , I_q et I_{sc} , la qualité de la classification augmente lorsque le nombre de composantes principales prises en compte augmente (Figure 4.21). La classification la plus proche de la carte géologique initiale est par conséquent la classification utilisant les 11 CPs HYPERION. Cette classification permet de retrouver environ 68% de la surface de la carte géologique initiale (Figure 4.21a). Le pourcentage de pixels dispersés en dehors de la lithologie recherchée est d'environ 40% (Figure 4.21b). Et le pourcentage de surface non classée est d'environ 4% (Figure 4.21c).

- Les unités lithologiques de calcaire stromatolitique (NZrDr) et calcaire sombre (NZrOk) ont une proportion de surface correctement classée proche de 87% et 82% respectivement. Ces lithologies sont donc très bien cartées en utilisant les 11 CPs HYPERION. Les pixels dispersés sont situés aux limites extérieures de ces unités (Figure 4.22). La limite intérieure sud de l'unité de calcaire sombre (NZrOk) n'est pas classée dans la lithologie NZrOk mais dans la lithologie voisine NZrDr. Par contre la limite nord de l'unité NZrOk proposée par la classification est décalée vers le Nord de 100m. Une partie de la limite sud de l'unité de calcaire stromatolitique (NZrDr) est décalée vers le nord de 100m. Enfin, ce résultat de classification permet de proposer une cartographie des éboulis de calcaire stromatolitique (NZrDr) (direction Nord-Sud, située sur la couche de calcrète (Q_c)).
- Les formations superficielles de sable et gravier (Q_s) et de calcrète (Q_c) ont un pour-

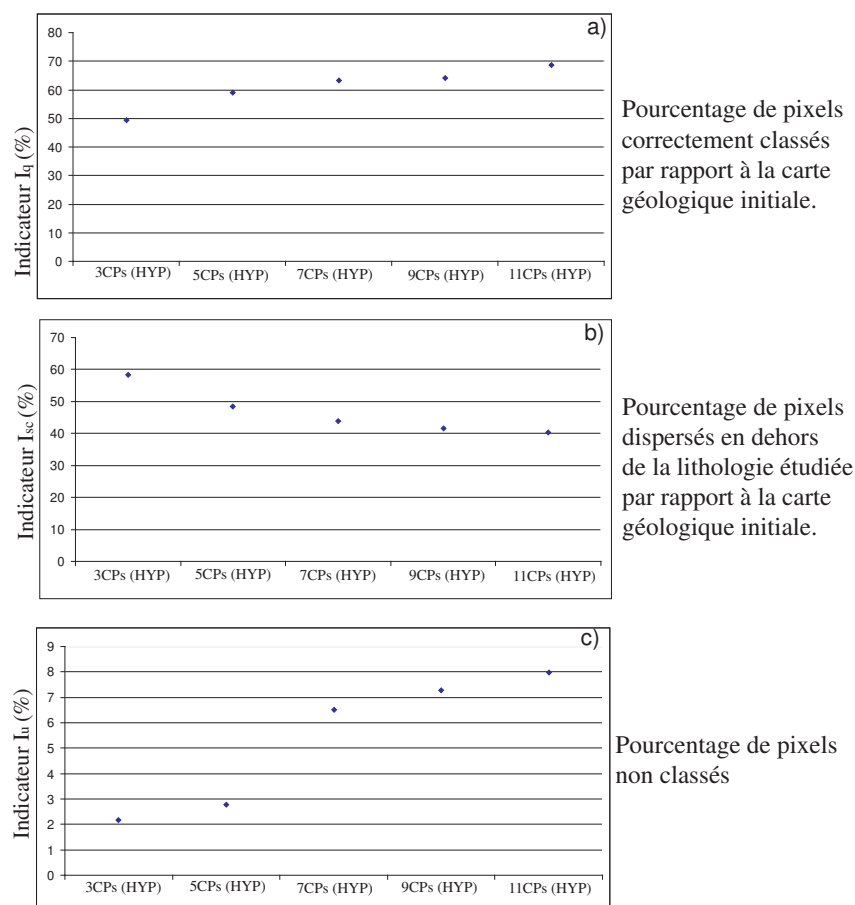


FIG. 4.21 – Indicateurs de qualité I_q , I_{sc} et I_u pour les résultats de classification utilisant des zones d'apprentissage aléatoires et : les 3 premières CPs MNF HYPERION, les 5 premières, les 7 premières, les 9 premières, puis les 11 premières.

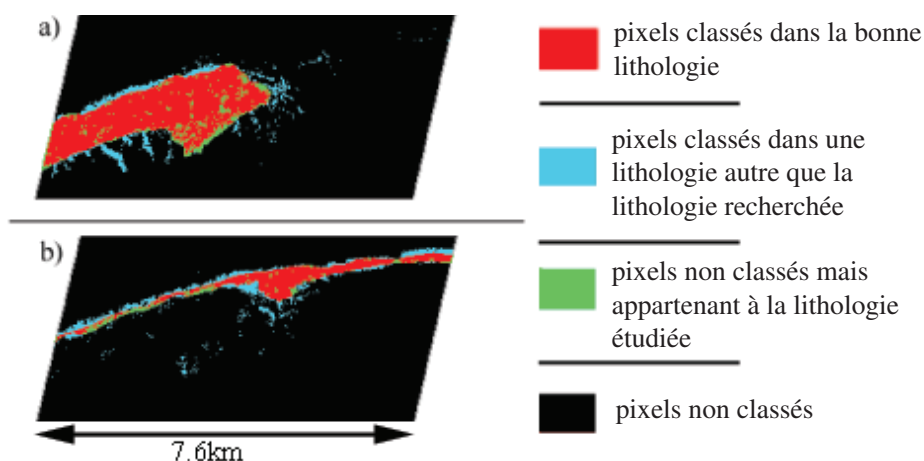


FIG. 4.22 – a) Résultat de la classification de l'unité lithologique de calcaire stromatolitique (NZrDr) et b) Résultat de la classification de l'unité de calcaire sombre (NZrOk), avec échantillonnage aléatoire et en utilisant les 11 CPs HYPERION.

centage de pixels correctement classés élevé d'environ 70% et 73% respectivement. L'information d'hétérogénéité spectrale et donc lithologique, qui avait été déduite de l'étude des 5CPs ASTER, ne peut être déduite de cette classification.

Le rapport entre la variance d'une zone d'apprentissage aléatoire et la variance de l'unité lithologique associée est proche de 1 pour les 11 CPs HYPERION. Ainsi les zones d'apprentissage aléatoires sont représentatives des surfaces étudiées. Cette bonne représentativité explique qu'une initialisation de zones d'apprentissage aléatoires permet une meilleure classification de la surface de Rehoboth par rapport à l'utilisation d'une initialisation de zones d'apprentissage carrées.

4.4.3.4 Potentiel de la fusion des données multicateurs

Nous avons fusionné les données provenant des trois sources dont nous disposions. La plus grande part de pixels correctement classés est obtenue en intégrant l'ensemble des données multi capteurs dans la même classification ($I_q \simeq 79\%$) (Figure 4.23). La proportion de pixels dispersés est dans ce cas d'environ 22%, et la proportion de pixels non classés est proche de 8.5% (Figure 4.23).

La proportion de surface correctement classée I_q pour chaque unité lithologique dépasse les 60%. Le résultat de cette classification permet de réviser les contours géologiques des unités lithologiques à partir de l'information de pixels dispersés. Par exemple 20% des pixels classés comme étant du conglomérat (NKac) sont réparties dans l'unité lithologique de grès feldspathique (NKa). Cette répartition est localisée à la bordure extérieure Sud de l'unité NKac. La localisation du contour sud de l'unité de conglomérat (NKac) peut alors à réviser. Cette révision du contour Sud de l'unité NKac engendre alors une révision du contour Nord de l'unité NKa.

Plus de 90% des pixels non classés sont regroupés au Sud-Est (Figure 4.24). La surface formée par cet ensemble de pixels correspond à une formation superficielle de calcrète en couche épaisse, non initialement cartée sur la carte géologique initiale. Cette surface avait été identifiée auparavant lors de l'analyse du résultat de la classification intégrant les 5 CPs ASTER et utilisant des zones d'apprentissage aléatoires (Figure 4.20).

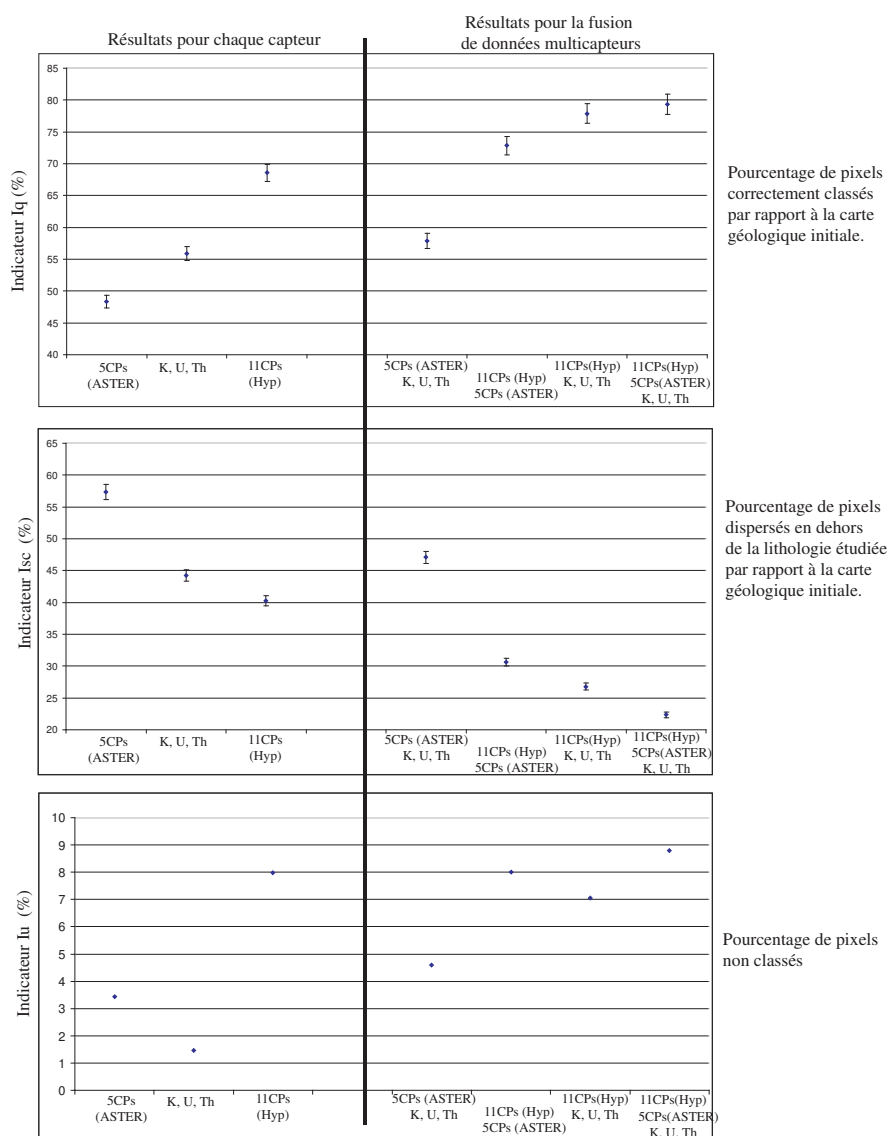


FIG. 4.23 – Indicateurs de qualité I_q , I_{sc} et I_u dans le cas de zones d'apprentissage aléatoires et utilisant : les 5 CPs ASTER, les 3 données de radioéléments, les 11 CPs Hyperion ; la fusion des 3 données de radioéléments et des 5 CPs ASTER, la fusion des 5 CPs ASTER et les 11 CPs Hyperion, la fusion des 3 données de radioéléments et des 11 CPs Hyperion, et enfin la fusion des 3 données de radioéléments, des 5 CPs ASTER et des 11 CPs Hyperion.

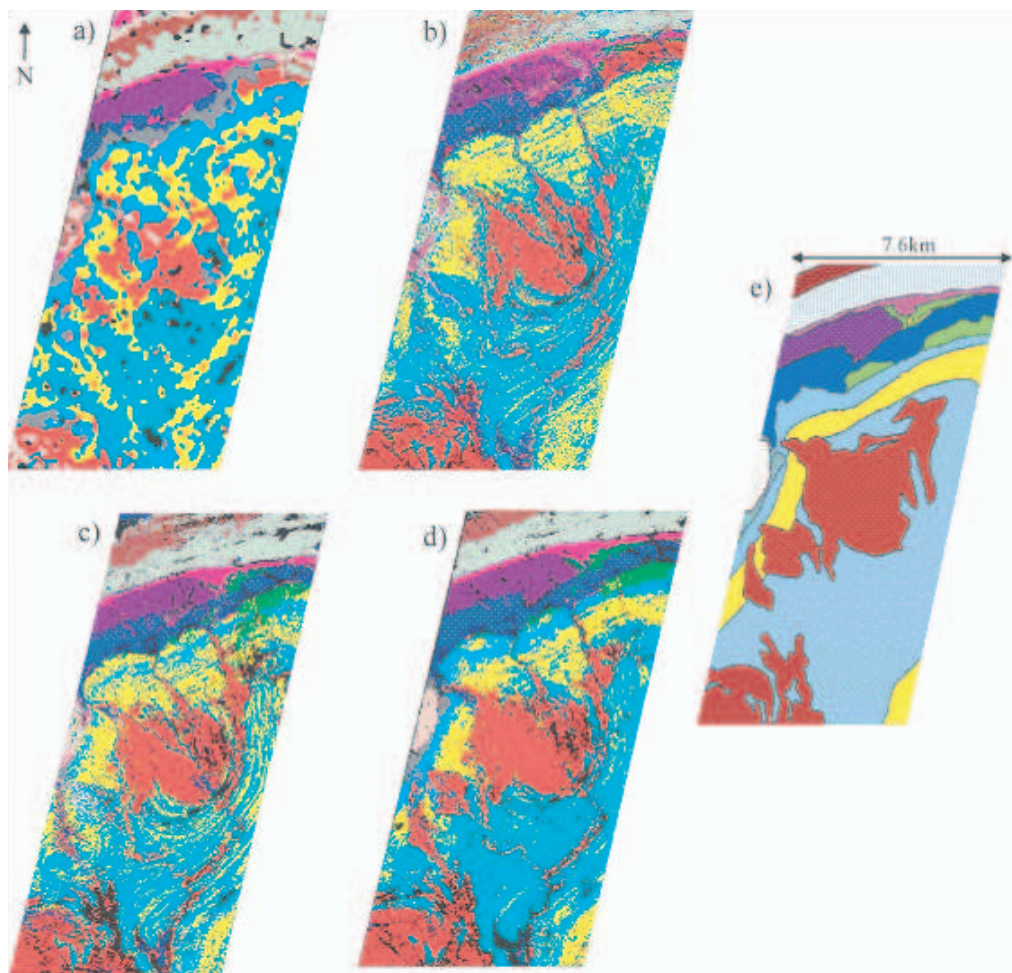


FIG. 4.24 – Résultats de la classification initialisée avec des zones d'apprentissage aléatoires et utilisant : a) les 3 données de radioéléments, b) les 5 CPs ASTER, c) les 11 CPs HYPERION, et d) la fusion des 3 données de radioéléments, des 5 CPs ASTER et des 11 CPs HYPERION. e) Carte géologique initiale. Les surfaces en noir correspondent aux pixels classés dans aucune des 12 lithologies composant la carte géologique.

4.4.3.5 Conclusions

Les résultats des classifications par initialisation de zones d'apprentissage aléatoires et intégrant des données d'un même capteur ont montré de forts potentiels de discrimination lithologique. La classification utilisant les 11 CPs HYPERION donne le résultat le plus proche de la carte géologique initiale (Figure 4.23). Néanmoins, ce résultat n'est pas le plus proche de la réalité pour toutes les unités lithologiques.

Les données de radioéléments fournissent plus d'informations géologiques sur les formations de grès feldspathique (NKa), de quartzite (NNdNh) et de calcaire stromatolitique (NZrDr) par rapport aux données HYPERION ou ASTER (Figure 4.25). Les 5 CPs ASTER fournissent plus d'informations géologiques sur les formations de schistes argileux et grès (Nur), de schistes argileux (NNdVb) par rapport aux données HYPERION ou radioéléments (Figure 4.25). L'utilisation des 5 CPs ASTER ne permet pas plus que les trois données de radioéléments de cartographier la formation de calcaire gréseux (NZrUk). Les

11 CPs HYPERION sont les seules données permettant d'obtenir un minimum de surface de la formation de calcaire gréseux (NZrUk) correctement classée (Figure 4.25).

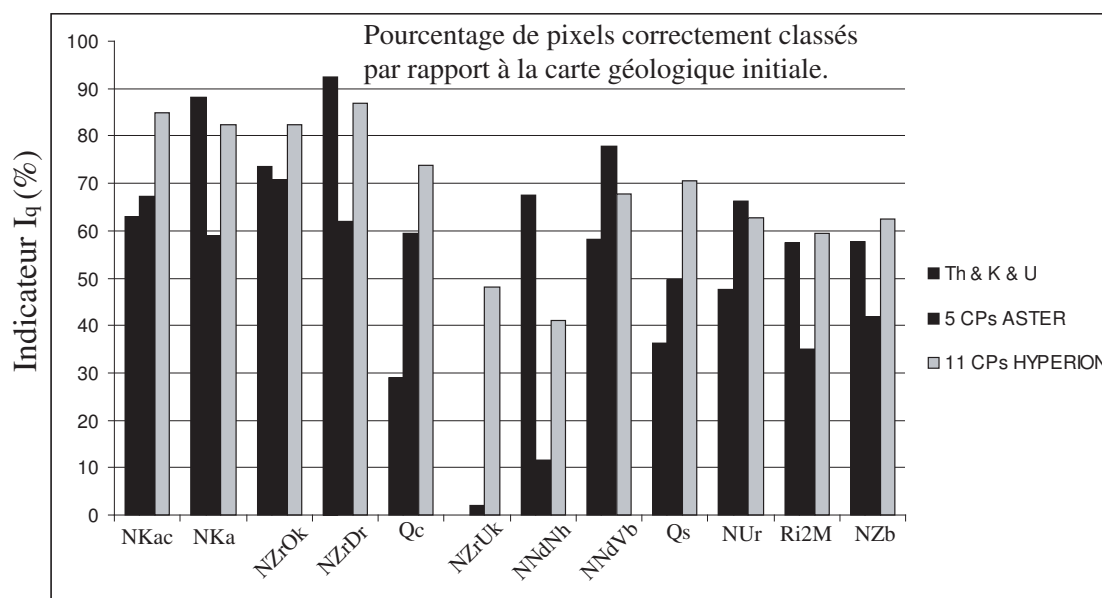


FIG. 4.25 – Indicateurs de qualité I_q pour chacune des 12 unités lithologiques classées, pour les classifications utilisant : les 3 données de radioéléments, les 11 CPs Hyperion et les 5 CPs ASTER,

4.5 Compléments d'analyse du potentiel des données ASTER

Les données HYPERION sont enregistrées pour une surface au sol d'une largeur de 7.6km. Lors de la fusion de données multi capteur comprenant les données HYPERION, la zone d'étude doit être de cette même largeur. Pour étudier les résultats des classifications utilisant uniquement les CPs ASTER, nous avons élargi notre zone d'étude à une surface de $26 \times 16.5km$ (Figure 4.26), contenant 15 unités lithologiques. Douze unités parmi ces 15 correspondent aux unités de la zone en figure 4.1. Parmi les trois unités lithologiques supplémentaires, deux ont une superficie très faible : l'unité de quartzite (Ri1M) et l'unité de conglomérat (NKIDic). Ces deux unités peuvent être couvertes par une unique zone d'apprentissage, et par conséquent ne sont pas étudiées.

Nous avons réalisé deux classifications utilisant les 5 CPs ASTER : une première initialisée avec 13 zones d'apprentissage carrées et une deuxième initialisée avec 13 zones d'apprentissage aléatoires. Pour chacune de ces deux classifications, nous obtenons les mêmes résultats que précédemment présentés en §4.4.2.2 et § 4.4.3.2 : hétérogénéité lithologique des unités Qs et Qc et homogénéité lithologique des unités NZrDr et NKac.

En complément de ces informations géologiques, les deux classifications réalisées sur la zone élargie de Rehoboth permettent de mettre en évidence une similarité spectrale de surface, et donc une similarité lithologique. L'unité lithologique de calcaire sombre

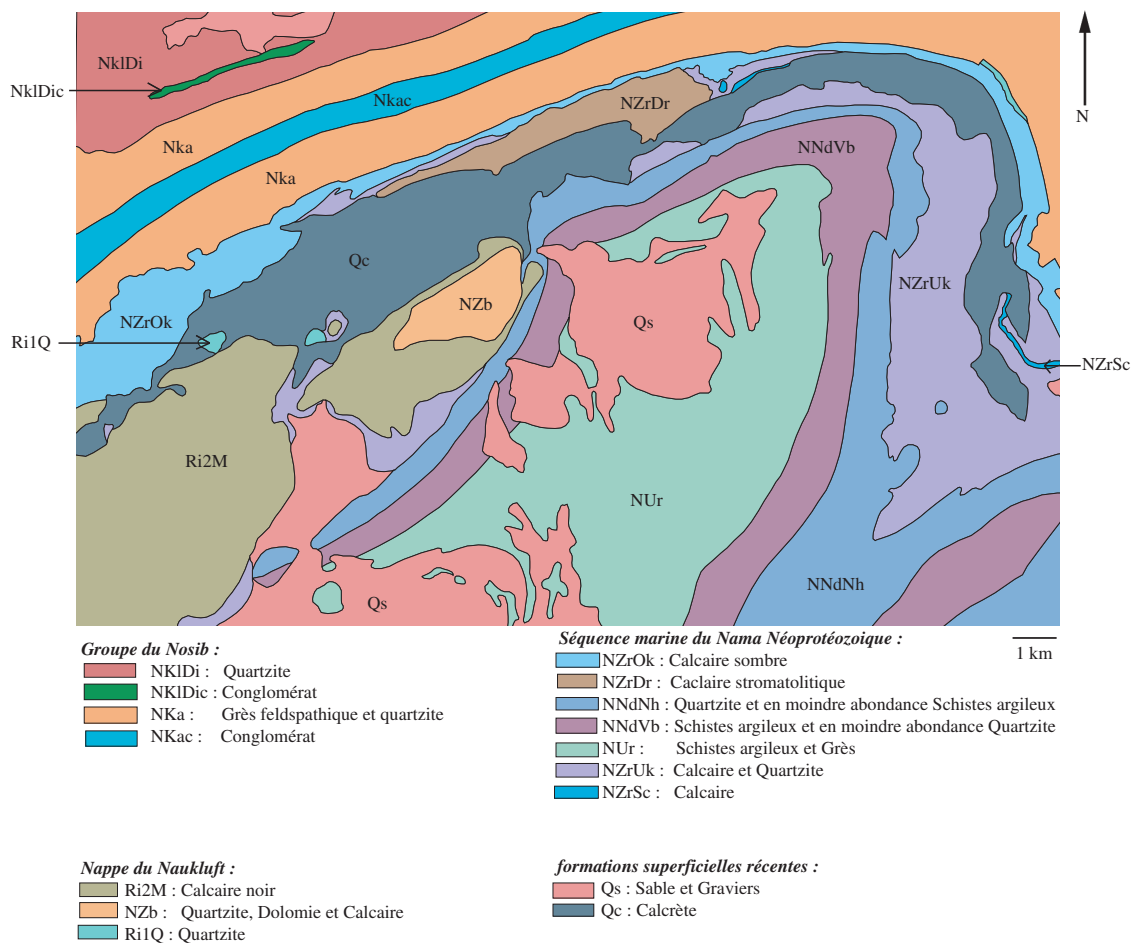


FIG. 4.26 – Carte géologique de la zone élargie de Rehoboth (Becker et al., 1998).

(NZrOk) a une proportion de surface correctement classée supérieure à 25% et une proportion de pixels dispersés en dehors de cette unité, proche de 78%. La figure 4.27 illustre le résultat de la classification de la lithologie de calcaire sombre (NZrOk). Plus de 90% des pixels dispersés en dehors de la zone de NZrOk, sont répartis au sein de l'unité lithologique de calcaire noir (Ri2M). La confusion entre les unités de calcaire sombre (NZrOk) et calcaire noir (Ri2M) résulte de la faible résolution spectrale des données ASTER. Mais de cette répartition ordonnée des pixels classés dans NZrOk mais dispersés dans l'unité Ri2M, nous pouvons en déduire une similitude spectrale entre les deux surfaces, et donc une similarité de nature lithologique.

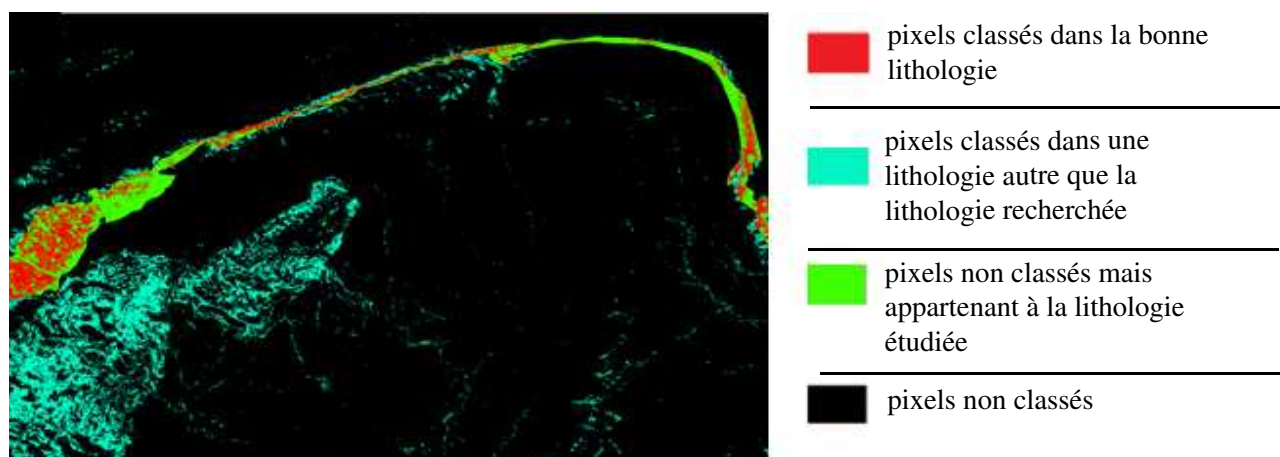


FIG. 4.27 – Classification de l'unité de calcaire sombre (NZrOk) par échantillonnage de zones carrées et en utilisant les 5 CPs ASTER.

4.6 Valeur géologique ajoutée

L'analyse des résultats de classifications supervisées apportent des informations différentes en fonction des données de télédétection utilisées, et de la forme des zones d'apprentissage utilisées. Par exemple, l'hétérogénéité d'une surface (significative d'une présence de formations superficielles) est discriminable à partir de l'analyse du résultat de la classification utilisant les 5 CPs ASTER et des zones d'apprentissage carrées et non en utilisant les 11 CPs HYPERION et des zones d'apprentissage aléatoires. Par contre l'utilisation de 11 CPs HYPERION et de zones d'apprentissage aléatoires peut permettre de réviser les contours d'unités lithologiques et non le résultat de la classification utilisant les 5 CPs ASTER et des zones d'apprentissage carrées. Finalement, nous avons montré que l'intégration de l'ensemble des données multi capteur dans une classification ne fournit pas un résultat contenant toutes les informations géologiques. De ce fait il n'existe pas une seule et unique classification permettant de réunir l'ensemble des informations géologiques.

Validation sur Rehoboth

L'étude des résultats de classifications supervisées a fourni des résultats en accord avec la réalité terrain. Chaque formation superficielle composant l'unité de sable et de gravier (Qs) et de calcrete (Qc), identifiée par l'analyse des classifications, a été caractérisée. Il a été montré que chacune d'entre elles a une composition lithologique et une dynamique différente. La formation correctement classée en figure 4.12a et représentée en rouge sur la figure 4.28 correspond à du sol composé de sable éolien compacté. La formation correctement classée en figure 4.12b et représentée en orange sur la figure 4.28 correspond à un épandage de cailloutis fluviatiles fins (quartz, quartzite, schiste et sable éolien). La formation correctement classée en figure 4.12c et représentée en bleu sur la figure 4.28 correspond à un cône alluvial composé de grès, calcaire noir, sable éolien, quart et calcrète. Et la formation correctement classée en figure 4.12d et représentée en vert sur la figure 4.28 correspond à un cône alluvial de débris de calcaire noir, de grès rose, de calcrète, et de quartz. La nouvelle localisation des limites de ces formations superficielles a été vérifiée et validée.

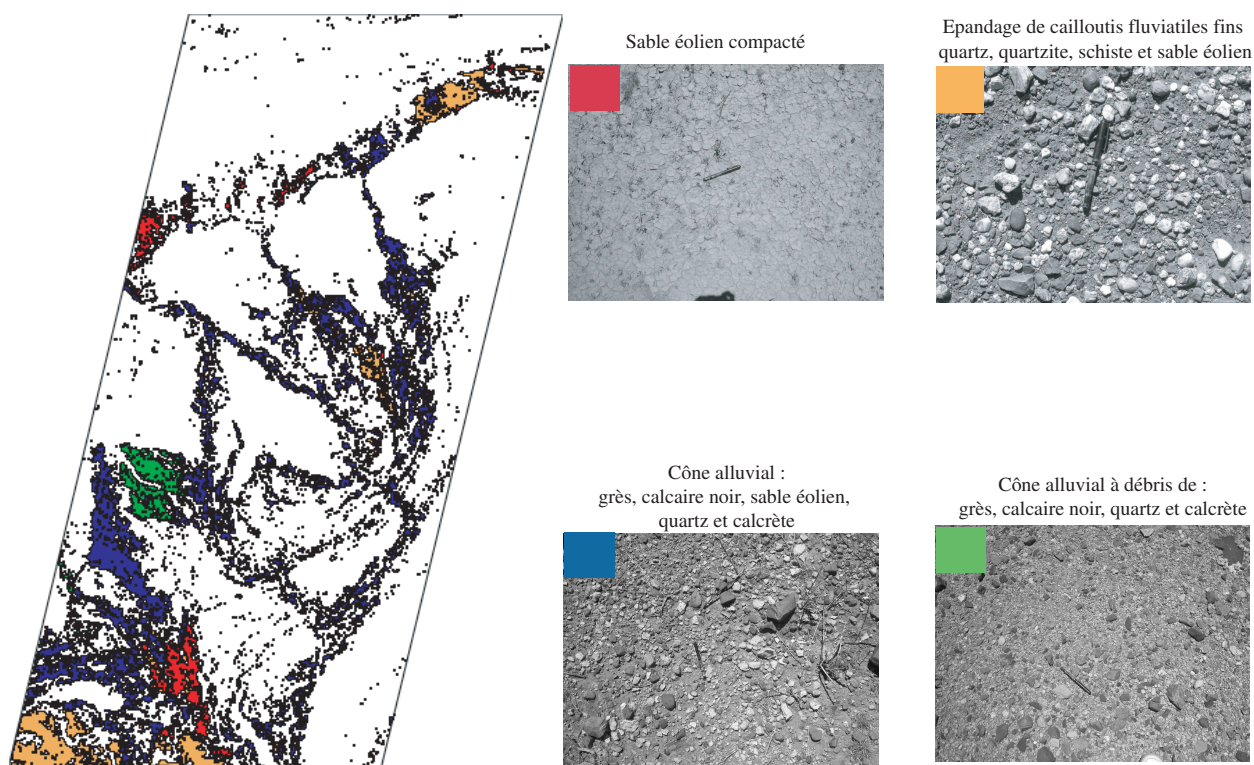


FIG. 4.28 – Chacune des 4 surfaces correspond au résultat de la classification de l'unité de gravier (Q_s) en utilisant les 5 CPs ASTER et les zones d'apprentissage carrées présentées en figure 4.12. Photos correspondant à chacune des zones cartées.

La formation superficielle située au Sud-Est (Figure 4.20) est classée comme appartenant à l'unité de calcrète (Q_c) à partir de la classification utilisant les 5 CPs ASTER et des zones d'apprentissages aléatoires. L'étude de terrain a permis de confirmer que la composition lithologique de cette surface est du calcrète en couche épaisse.

La révision des contours géologiques a également été validée sur le terrain. Par exemple les contours de l'unité de calcaire stromatolitique ($NZrDr$) et de l'unité de calcaire sombre ($NZrOk$) ont été revus et validés. La validation du contour Sud de l'unité $NZrDr$ a été réalisée au Pt 1 et la validation du contour de l'unité de calcaire sombre ($NZrOk$) a été réalisée au Pt 3 (Figure 4.29).

Au cours de la mission de terrain nous avons vérifié la différence lithologique et spectrale entre le calcaire sombre ($NZrOk$) et le calcaire noir ($Ri2M$). Cette vérification confirme que la confusion entre ces deux unités (confusion faite par la classification utilisant les 5PCs ASTER et les zones d'apprentissage carrées) est une conséquence du faible potentiel discriminatoire des données ASTER du à leur faible résolution spectrale.

Nous avons également identifié la formation $NNdNh$ décrite comme du quartzite d'après Becker *et al.* (1998) comme étant un épanchage de blocs de grès sur du sable ocre foncé. La réflectance enregistrée par les capteurs sur cette surface $NNdNh$ est donc une combinaison linéaire de la signature spectrale du grès et de la signature spectrale

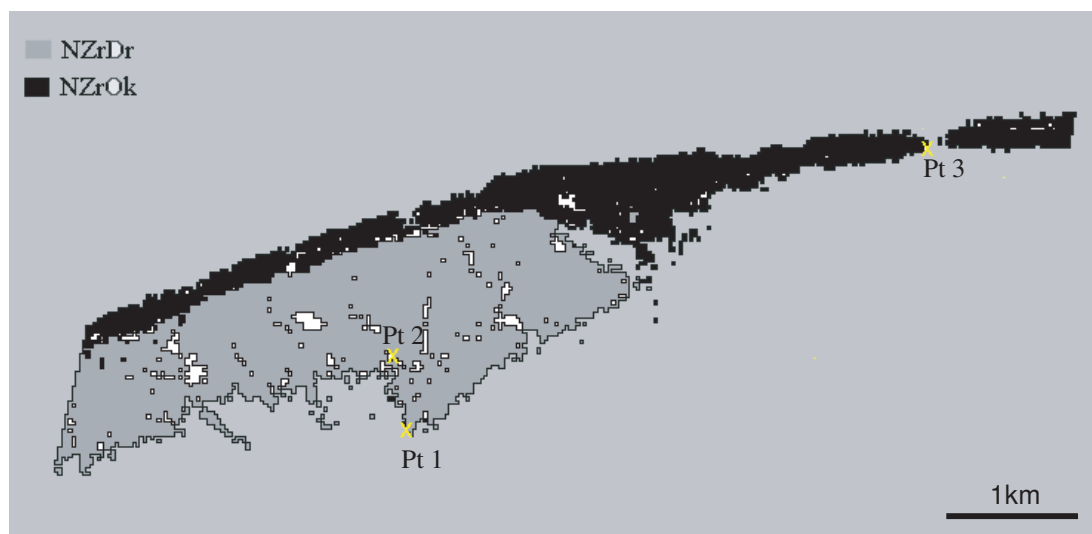


FIG. 4.29 – Résultat de classification des unités NZrDr et NZrOk en utilisant la fusion des 3 données de radioéléments, des 5 CPs ASTER, et des 11 CPs HYPERION, à partir de zones d'apprentissage aléatoires. Les points 1, 2 et 3 correspondent à des points de contrôle terrain.

du sable. La formation NNdVb décrite comme du schiste argileux d'après Becker *et al.* est un épandage de blocs de grès argileux et de grès plus massifs sur du schiste. Donc la réflectance enregistrée sur cette surface NNdVb par les capteurs est une combinaison linéaire de la signature spectrale du grès et de la signature spectrale du schiste. Par conséquent, la différence lithologique entre ces deux surfaces vient de la présence de sable dans NNdNh et de schiste dans NNdVb sous une couverture commune de grès. Le sable et le schiste, sont en proportion trop faible en surface pour que leur spécificité spectrale soit enregistré par le capteur, seul le grès présent dans les deux unités est identifié. La confusion entre l'unité NNdVb et NNdNh (confusion faite par la classification utilisant les 5PCs ASTER et les zones d'apprentissage aléatoires) s'explique ici encore par le faible potentiel discriminatoire des données ASTER.

Généralisation de la méthode

Suite à l'analyse des résultats des classifications supervisées, nous proposons deux méthodologies permettant d'obtenir un résultat final regroupant la totalité des informations géologiques contenues dans les données de télédétection. La première méthodologie s'adresse à un géologue n'ayant pas en sa possession de carte géologique initiale :

1. Le géologue identifie des zones homogènes visuellement sur les images de télédétection. Pour chacune de ces zones homogènes identifiées, une zone d'apprentissage carrée est initialisée.
2. Une classification supervisée utilisant ces zones d'apprentissage et intégrant les 5CPs ASTER est réalisée. Les surfaces de nature lithologique similaire peuvent alors être identifiées (exemple de la confusion entre le calcaire sombre (NZrOk) et le calcaire noir (Ri2M)), ainsi que les zones ayant une réflectance homogène (exemple du calcaire stromatolitique (NZrDr)).
3. Une classification supervisée utilisant ces zones d'apprentissage et intégrant les

données de radioéléments Th et K est réalisée. Les surfaces ayant une réponse Gamma homogène peuvent être identifiées.

4. Toute zone non classée peut être représentée par une nouvelle zone d'apprentissage carrée. Et une nouvelle classification supervisée utilisant la nouvelle série de zones d'apprentissage carrées et intégrant les 5CPs ASTER est réalisée. La démarche de cartographie semi-automatique des contours géologiques reprend alors à l'étape 2.
5. Une première carte géologique peut être produite à partir des premiers résultats obtenus. Chaque surface identifiée comme homogène est considérée comme une entité géologique.
6. Finalement, la fusion des 3 données de radioéléments, des 5 CPs ASTER, et des 11 CPs HYPERION au sein d'une classification supervisée utilisant des zones d'apprentissage aléatoires permet de tracer avec précision les limites de ces entités géologiques. Une carte géologique est ainsi obtenue, intégrant le maximum d'information géologique des données multi capteurs.

La seconde méthodologie s'adresse à un géologue possédant une carte géologique initiale de sa zone d'étude. Cette démarche correspond à celle employée dans notre étude de la zone de Rehoboth. Elle est réalisée en quatre étapes :

1. Une première étape d'identification de zones ayant une réflectance et/ou une réponse Gamma homogène est réalisée en analysant le résultat de la classification supervisée utilisant des zones d'apprentissage carrées et intégrant les 5CPs ASTER ainsi que le résultat de la classification supervisée utilisant des zones d'apprentissage carrées et intégrant les 3 données de radioéléments.
Sur la zone de Rehoboth, l'unité de calcaire stromatolitique (NZrDr) a une réflectance et une réponse Gamma homogène, l'unité de conglomérat (NKac) a une réflectance homogène et l'unité de grès feldspathique (NKa) a une réponse Gamma homogène.
2. Les surfaces lithologiquement hétérogènes sont étudiées à partir du résultat de la classification supervisée utilisant des zones d'apprentissage carrées et intégrant les 5CPs ASTER.
L'unité de gravier (Qs) est la zone la plus hétérogène de notre zone. Elle est composée d'au moins six formations superficielles d'origines diverses. L'unité de calcrete (Qc) est aussi lithologiquement hétérogène. Elle est composée d'au moins deux formations superficielles.
3. L'utilisation des 5CPs ASTER ou des 11 CPs HYPERION au sein d'une classification supervisée utilisant des zones d'apprentissage aléatoires permet une discrimination de nouvelles surfaces homogènes.
Sur la zone de Rehoboth, une formation superficielle située au Sud-Est a été discriminée (Figure 4.20). Cette formation superficielle n'apparaissait pas sur la carte géologique initiale.
4. Finalement, la fusion des 3 données de radioéléments, des 5 CPs ASTER, et des 11 CPs HYPERION au sein d'une classification supervisée utilisant des zones d'apprentissage aléatoires permet une révision des limites de couches géologiques.
Les nouvelles limites sont situées de 100 à 150m des limites précédemment cartées.

4.7 Conclusion

Une nouvelle cartographie des contours géologiques de la zone de Rehoboth a été réalisée (Figure 4.30) à partir de la méthodologie précédemment présentée au §4.6, utilisant la série de données multi capteur : HYPERION, ASTER et données de radioélément. La localisation des nouveaux contours géologiques ainsi que la présence de formations superficielles identifiées ont été vérifiées et validées au cours d'une mission de terrain.

Ainsi, malgré la faible résolution spatiale des données de radioéléments, la faible résolution spectrale des données ASTER et le faible rapport S/B des données HYPERION, une nouvelle cartographie de contours géologiques est réalisable à partir de cette série de données multi capteur.

L'étape suivante consiste alors à réaliser une cartographie géologique à l'échelle du pixel de ces unités nouvellement cartées.

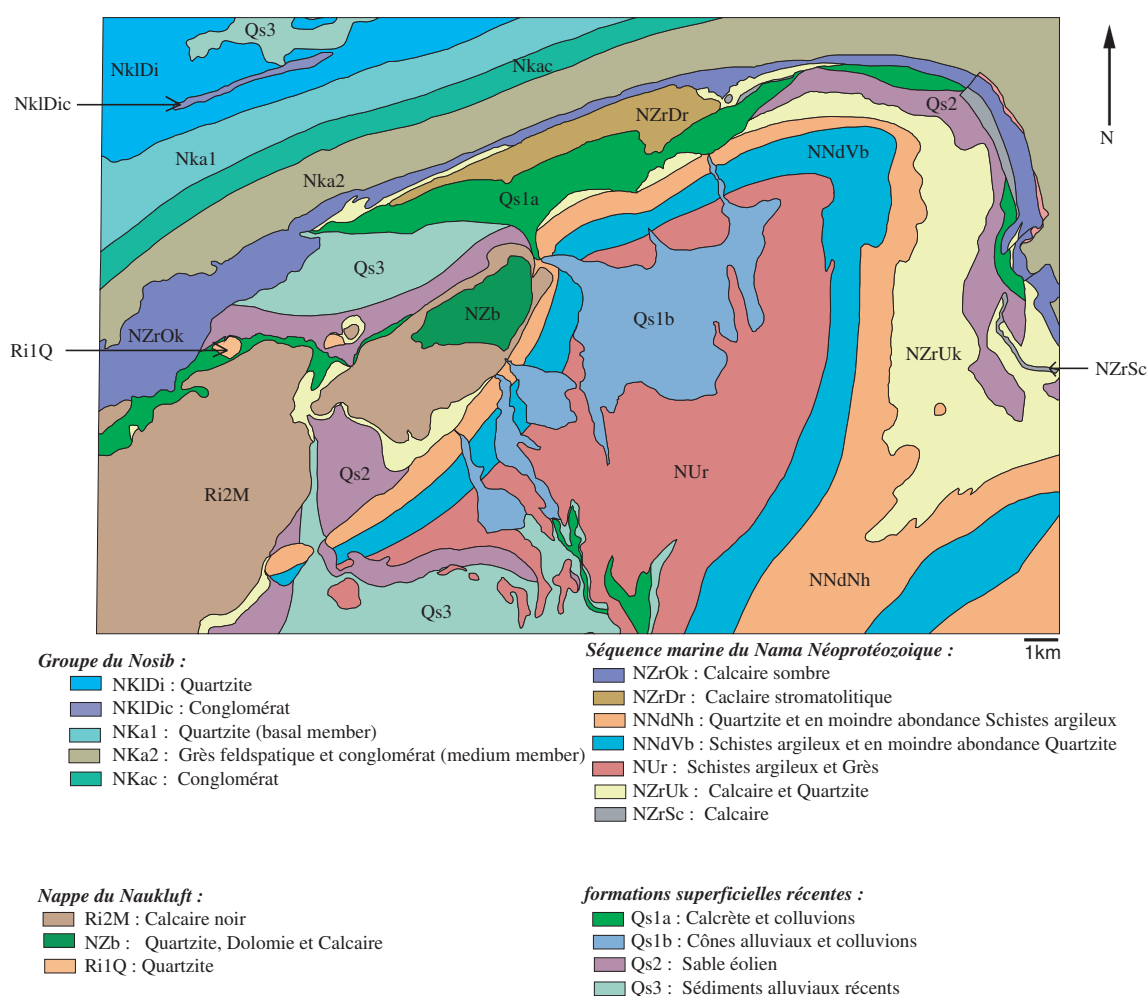


FIG. 4.30 – Nouvelle carte géologique de la zone élargie de Rehoboth.



Chapitre 5

Cartographie lithologique de Rehoboth à l'échelle du pixel

Ce chapitre présente les résultats de deux études de cartographie géologique à l'échelle du pixel, réalisées à partir des données HYPERION. La première étude a permis d'estimer les potentiels des données hyperspectrales HYPERION pour l'identification et la quantification lithologique. L'estimation de ces potentiels a été réalisée au cours d'une méthodologie de cartographie géologique à l'échelle du pixel, généralement utilisée lors du traitement de données hyperspectrales aéroportées. Cette méthodologie suppose qu'il existe des données spectrales HYPERION contenant une information relative à une seule roche ou un seul végétal. La deuxième étude consiste à mettre en place une méthodologie de cartographie géologique à l'échelle du pixel en supposant que chaque donnée spectrale enregistrée par HYPERION contient une information relative à plusieurs composants lithologiques et/ou végétaux. Dans ce cas, l'hypothèse est certes plus complexe à prendre en compte, mais également plus proche de la réalité.

La réalisation d'une étude spectrale in situ a permis de constituer une librairie spectrale de roches présentes dans la région de Rehoboth. Ces mesures spectrales in situ sont présentées dans un premier paragraphe.

Des cartes lithologiques à l'échelle du pixel ont été réalisées à partir d'une méthodologie supposant qu'il existe des données spectrales enregistrées par HYPERION contenant une information relative à une seule roche ou un seul végétal. Cette méthodologie est la plus généralement utilisée, mais son hypothèse est rarement vérifiée sur le terrain. Cette méthodologie utilise la méthode N-FINDR (§ 3.2.1). L'analyse des cartes lithologiques obtenues a permis l'estimation des potentiels des données HYPERION.

Dans un deuxième temps, des cartes lithologiques à l'échelle du pixel ont été réalisées à partir d'une méthodologie supposant que chaque donnée spectrale enregistrée par HYPERION contient une information relative à plusieurs composants lithologiques et/ou végétaux. Dans ce cas, l'hypothèse est proche de la réalité mais bien plus complexe à prendre en compte. Cette méthodologie utilise une méthode d'Analyse en Composantes Indépendantes (§ 3.2.2). L'analyse des cartes lithologiques obtenues a permis d'estimer le potentiel de cette méthodologie.

Finalement une comparaison entre les résultats de ces deux méthodologies est présentée.

5.1 Données spectrales enregistrées par spectroradiomètre GER3700

Une identification lithologique à partir de données de télédétection est possible en comparant les mesures spectrales satellitaires à des mesures spectrales de référence enregistrées en laboratoire ou sur des sites géologiques tests. Les mesures spectrales de référence couramment utilisées sont les mesures enregistrées dans les bibliothèques spectrales USGS (site web : <http://speclab.cr.usgs.gov/spectral-lib.html>), ASTER (site web : <http://speclib.jpl.nasa.gov/>), etc... La plupart des bibliothèques contiennent des spectres de références de minéraux (Jet Propulsion Laboratory (JPL) Spectral Library, USGS Spectral Library, ...) et très peu contiennent des spectres de références de roches (Johns Hopkins University Spectral Library). La réalisation d'une étude spectrale in situ des roches de Rehoboth a permis de constituer la première bibliothèque spectrale de roches présentes en Namibie.

5.1.1 Bibliothèques spectrales in situ

Une campagne de mesures spectrales in-situ a été effectuée en février 2004 dans la région de Rehoboth. Cette mission s'est déroulée 2 ans après l'enregistrement des données HYPERION dont nous disposons, dans des conditions d'éclairement solaire et de couverture végétale similaires à nos données hyperspectrales. Les mesures ont été effectuées avec un spectroradiomètre portable GER3700, prêté par le Laboratoire de Planétologie et Géodynamique de l'Université de Nantes.

a) Mesures spectrales

Le spectroradiomètre GER3700 mesure la radiance sur 640 canaux dans le même domaine spectral qu'HYPERION : de 0.35 à $2.5\mu m$. Entre 0.35 et $1.05\mu m$ la résolution spectrale est de $0.015\mu m$, entre 1.05 et $1.9\mu m$ elle est de $0.062\mu m$ et entre 1.9 et $2.5\mu m$ elle est de $0.095\mu m$. La réflectance est calculée en divisant l'intensité de la lumière solaire réfléchie sur une cible par celle réfléchie sur un spectralon (surface en résine thermoplastique ayant la propriété de réfléchir plus de 99% de la lumière entre 0.4 et $1.5\mu m$ et plus de 95% entre 1.5 et $2.5\mu m$). Un spectre de calibration est mesuré avant chaque mesure de cible afin de tenir compte des variations des conditions d'illuminations au cours de la journée. Le GER3700 enregistre la radiance de la cible avec un champ de vue réglé sur 3° . Donc si la mesure est effectuée à une hauteur de 60cm , la cible a un diamètre d'environ 3cm .

La résolution spatiale du capteur HYPERION est de 30m , alors que celle du GER3700 est de 3cm . Afin d'obtenir un échantillon de mesures représentatif d'un pixel HYPERION, nous avons effectué un minimum d'une série comprenant 5 à 12 mesures spectrales réparties sur une surface de $30 \times 30\text{m}$ (Figure 5.1). Nous avons ainsi échantillonné chaque unité lithologique et chaque formation superficielle de la zone élargie de Rehoboth (Figure 4.26). Au total nous avons ainsi réalisé 66 séries de 5 à 12 mesures, soit un total de 647 mesures (Figure 5.3).

A chaque mesure doit être associée une caractérisation lithologique. Les mesures effectuées pour une même série portent toutes le même nom. Dans le cas d'une surface

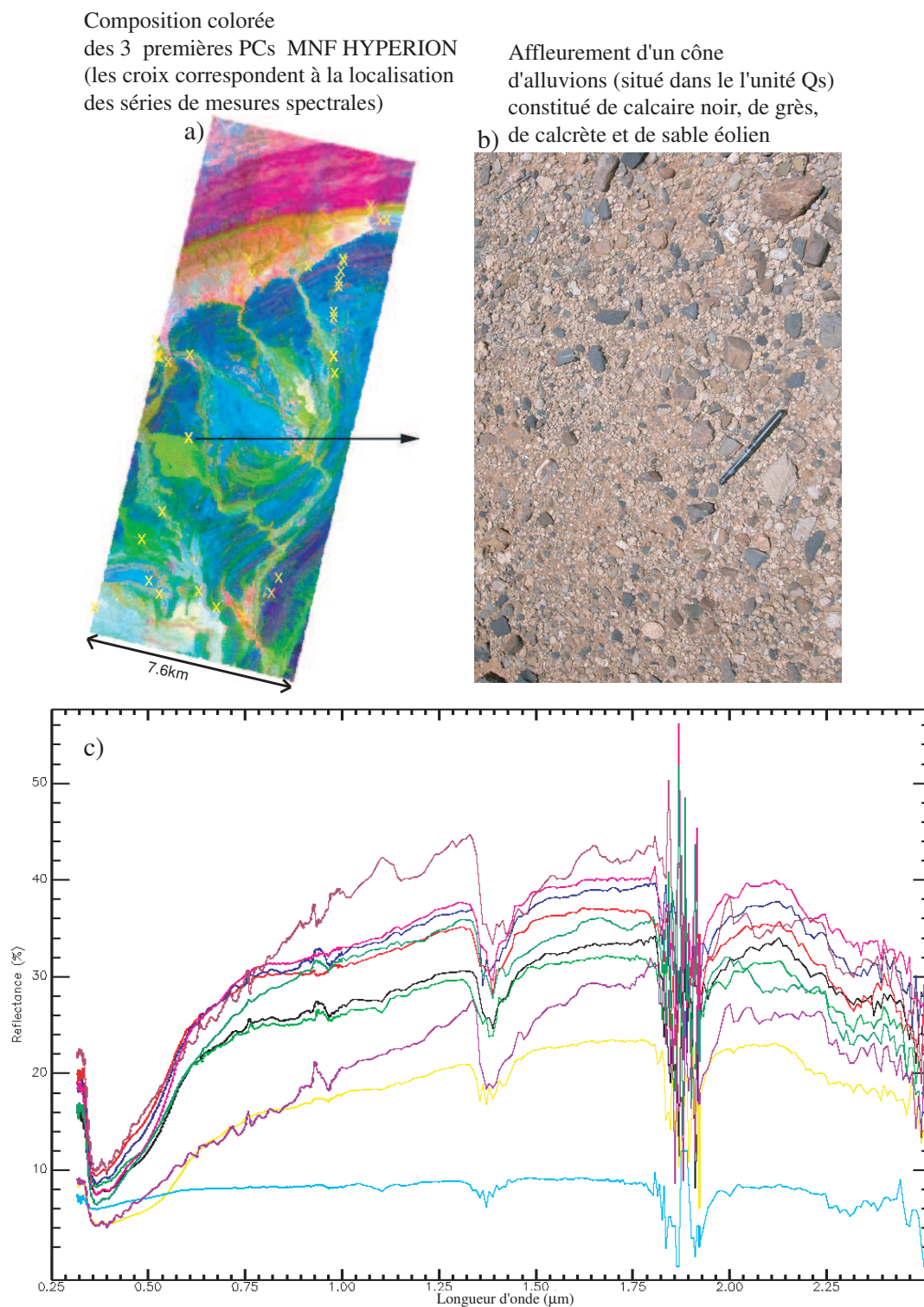
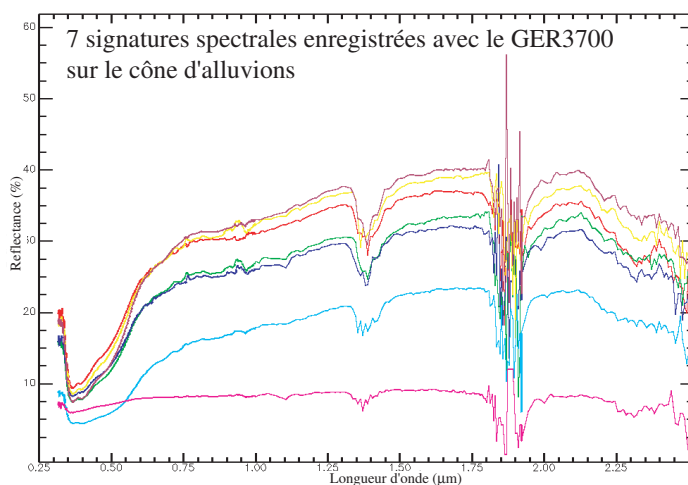
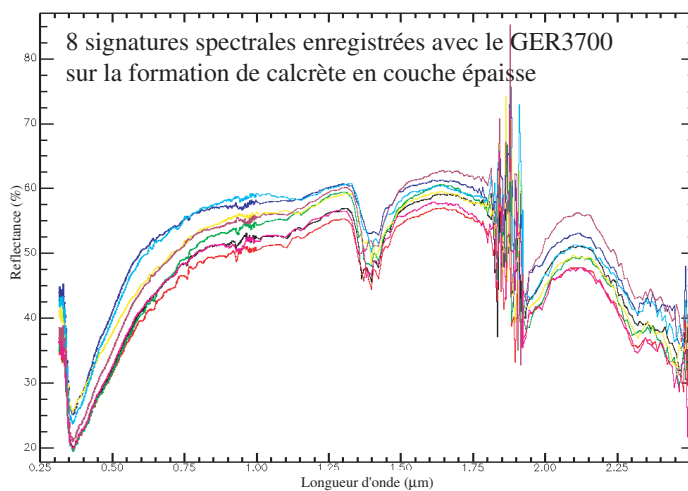


FIG. 5.1 – Mesures spectrales *in situ* sur un cône d'alluvions situé dans l'unité de sable et de graviers (Qs) : a) localisation de l'échantillonnage, b) photo de la surface du cône et c) dix signatures spectrales enregistrées avec le spectroradiomètre GER3700 sur une surface représentative d'un pixel HYPERION.

a) Affleurement d'un cône d'alluvions (situé dans l'unité Qs) constitué de calcaire noir, de grès, de calcrète et de sable éolien



b) Affleurement d'une formation superficielle (située dans l'unité NUr) composée de calcrète en couche épaisse



c) Affleurement de calcaire sombre (NZrOk)

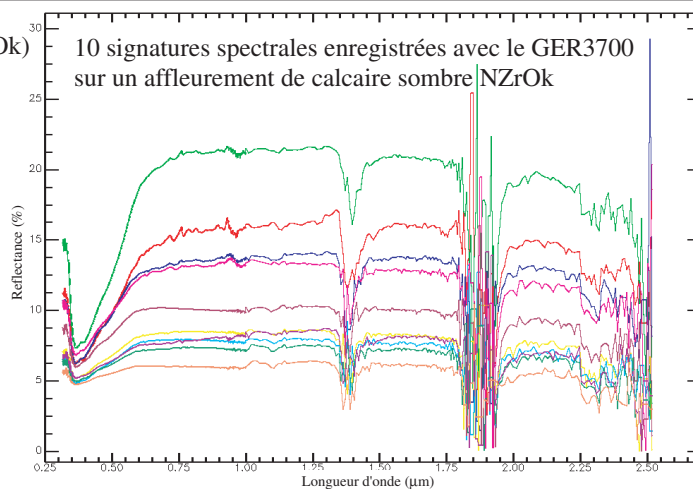


FIG. 5.2 – Variabilités spectrales : Illustration avec a) un cône d'alluvions situé dans l'unité de sable et de graviers (Qs) et constitué de calcaire noir, de grès, de calcrète et de sable éolien, b) une formation superficielle situé dans l'unité NUr et composé de calcrète en couche épaisse et c) un affleurement de calcaire sombre (NZrOk).



FIG. 5.3 – Localisation de 58 séries de 5 à 12 mesures spectrales sur la nouvelle carte géologique. 8 séries de mesures ne sont pas représentées sur cette carte car elles ont été enregistrées au Nord de cette zone.

lithologiquement homogène, telle un affleurement de roche, la nomenclature de la mesure est simple. Les mesures spectrales correspondant à un affleurement de calcaire sombre de l'unité NZrOk s'intitulent toutes "calcaire sombre (NZrOk)" (Figure 5.2c). Par contre dans le cas d'une surface lithologiquement hétérogène, telle un cône d'alluvions, les mesures s'intitulent : "mélange de grès, calcaire noir, calcrète et sable éolien" (Figure 5.2a). De part l'hétérogénéité lithologique d'une grande partie de la surface d'étude, de nombreuses mesures sont intitulées "mélange de ..." ou "épandage de ...". Il est alors difficile de quantifier la quantité de chaque lithologie dans la librairie spectrale. Le sable a été le composant le plus fréquemment mesuré : 65 mesures spectrales de surfaces composées uniquement de sable sont contenues dans la librairie, et des spectres de sable peuvent également avoir été mesurés au sein de mélange de différents composants. Les lithologies telles que le calcaire noir, le calcaire stromatolitique, le calcrète ou le grès ont été mesurées entre 25 et 40 fois. Finalement plus de 180 spectres de réflectance ont été enregistrés sur des surfaces composées de mélanges lithologiques (Exemple : Figure 5.2a).

b) Librairie spectrale de terrain brute

La librairie spectrale de terrain de Rehoboth compte 647 spectres de réflectance, ainsi que la moyenne des mesures de chaque série, soit un total de 713 spectres.

Nous avons calculé le coefficient de corrélation de Pearson (§3.2.3) entre les 713 spectres de terrain enregistrés sur les 640 bandes spectrales du GER3700. Malgré les variations spectrales illustrées en figure 5.2a, les 713 spectres de réflectance de terrain sont très fortement corrélés (Figure 5.4a). Nous avons réduit les spectres de terrain aux 139 bandes spectrales HYPERION. La corrélation entre les spectres de terrain sur le domaine spectral d'HYPERION est encore plus élevée (Figure 5.4b). La très faible variabilité spectrale mise en évidence par de forts coefficients de corrélation est un obstacle à l'identification lithologique. Plus le coefficient de corrélation est élevé, plus le risque de confusion entre des lithologies augmente.

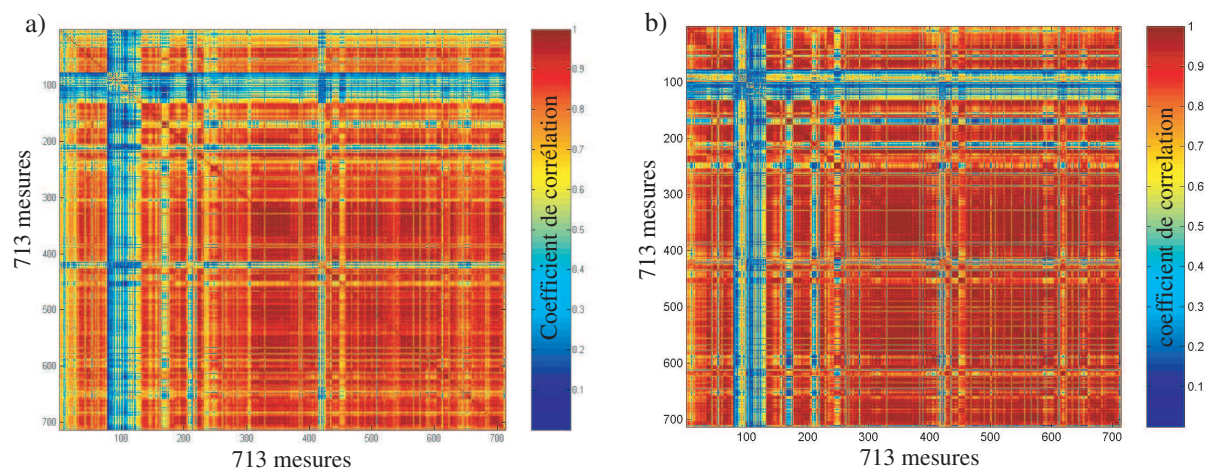


FIG. 5.4 – Coefficients de corrélation entre chaque mesure spectrale *in situ* : a) sur les 640 bandes spectrales du GER, b) sur les 139 bandes spectrales correspondant aux bandes spectrales HYPERION.

c) Librairie spectrale de terrain filtrée

Chaque spectre de réflectance est caractérisé par une enveloppe spectrale convexe (ou continuum) et des bandes d'absorption (Figure 5.5). L'enveloppe spectrale est une courbe d'ajustement du spectre de réflectance. Elle se calcule par interpolation linéaire des maximum locaux du spectre. La forte corrélation entre les 713 mesures spectrales (Figure 5.4) illustre en fait une forte corrélation entre les enveloppes spectrales, et prend faiblement en compte les bandes d'absorption.

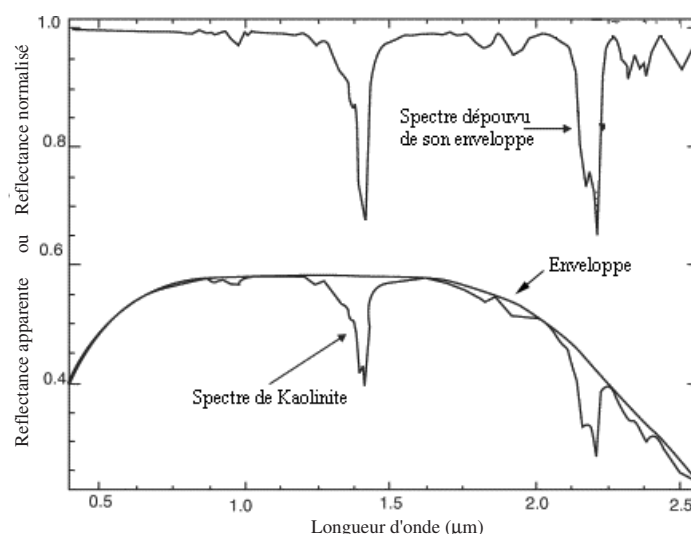


FIG. 5.5 – Exemple d'un spectre de réflectance de kaolinite, de son enveloppe spectrale convexe, et du spectre de kaolinite dépourvu de son enveloppe (VanDerMeer, 2004).

L'enveloppe convexe de chaque spectre est calculée, et un nouveau spectre normalisé est obtenu en divisant le spectre initial par son enveloppe convexe, suivant l'équation suivante (Clark *et al.*, 1990) (Figure 5.5) :

$$L_c(\lambda) = \frac{L(\lambda)}{C_l(\lambda)} \quad (5.1.1)$$

Où $L(\lambda)$ est la valeur de réflectance du spectre étudié à la longueur d'onde λ , $C_l(\lambda)$ est la valeur de l'enveloppe du même spectre, et $L_c(\lambda)$ est la valeur du spectre dépourvu de son enveloppe.

Nous avons ainsi créé une seconde librairie spectrale contenant les 713 mesures spectrales de terrain dépourvues de leur enveloppe. Le coefficient de corrélation entre chaque mesure spectrale est alors moins important (Figure 5.6). La suppression de l'enveloppe des spectres permet de mettre en valeur les caractéristiques spectrales d'absorption et donc de diminuer le risque de confusion entre les lithologies.

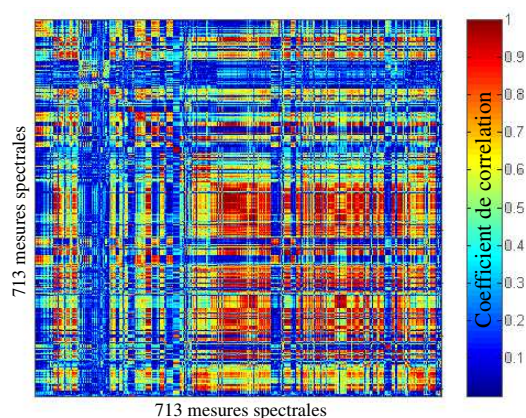


FIG. 5.6 – Représentation des coefficients de corrélation entre chaque mesure spectrale *in situ* pour lesquelles leur enveloppe spectrale convexe a été enlevée (sur les 139 bandes spectrales correspondant aux bandes spectrales HYPERION).

5.1.2 Potentiels de discrimination lithologique des bandes spectrales GER3700 et HYPERION entre deux calcaires

Les mesures spectrales *in situ*, enregistrées avec le GER3700, ont un rapport Signal sur Bruit élevé (proche de 5000 :1), une résolution spectrale très fine et un nombre de bandes spectrales élevé. Ces données *in situ* constituent donc une base de données spectrales de très bonne qualité. Nous avons cherché à évaluer le potentiel de discrimination des 640 bandes spectrales GER3700, puis des 139 bandes spectrales HYPERION. Les mesures spectrales GER3700 rééchantillonnées à 139 bandes spectrales HYPERION correspondent alors à des spectres HYPERION synthétiques. Nous avons pour cela étudié les mesures spectrales *in situ* du calcaire noir (Ri2M) et du calcaire sombre (NZrOk), qui sont deux lithologies très voisines. Ces deux lithologies n'avaient pas été discriminées par l'étude de cartographie des limites de couches à partir des données ASTER (cf §4.5).

a) Potentiel des bandes spectrales GER3700

Dans un premier temps nous avons étudié la différence entre les mesures spectrales enregistrées sur 640 bandes spectrales par le GER3700, du calcaire noir (Ri2M) et du calcaire sombre (NZrOk).

La première différence notable entre les spectres de ces deux calcaires est une différence d'intensité de réponse spectrale, due à la différence de couleur entre les deux échantillons (Figure 5.7). Une étude détaillée de l'Infrarouge Moyen (de 2 à $2.35\mu\text{m}$) montre des différences de pentes entre les deux spectres (Figure 5.7). Par exemple entre 2.11 et $2.14\mu\text{m}$ la pente du spectre de calcaire noir est positive alors que celle du calcaire sombre est négative. Entre 2.22 et $2.30\mu\text{m}$ le signe de la pente du spectre de calcaire noir varie et reste inversé à celui du spectre de calcaire sombre. Finalement le spectre de calcaire noir présente une bande d'absorption centrée à $2.24\mu\text{m}$. Les mesures spectrales enregistrées par le GER3700 dans l'Infrarouge Moyen permettent donc de discriminer des lithologies voisines.

Notons finalement que le coefficient de corrélation entre les spectres initiaux de ces deux calcaires sur les 640 bandes spectrales GER est de 0.89 alors que le coefficient de

corrélation entre ces spectres dépourvus de leur enveloppe est de 0.83. Il est alors plus facile de distinguer les deux calcaires d'après l'étude des spectres dépourvus de leur enveloppe.

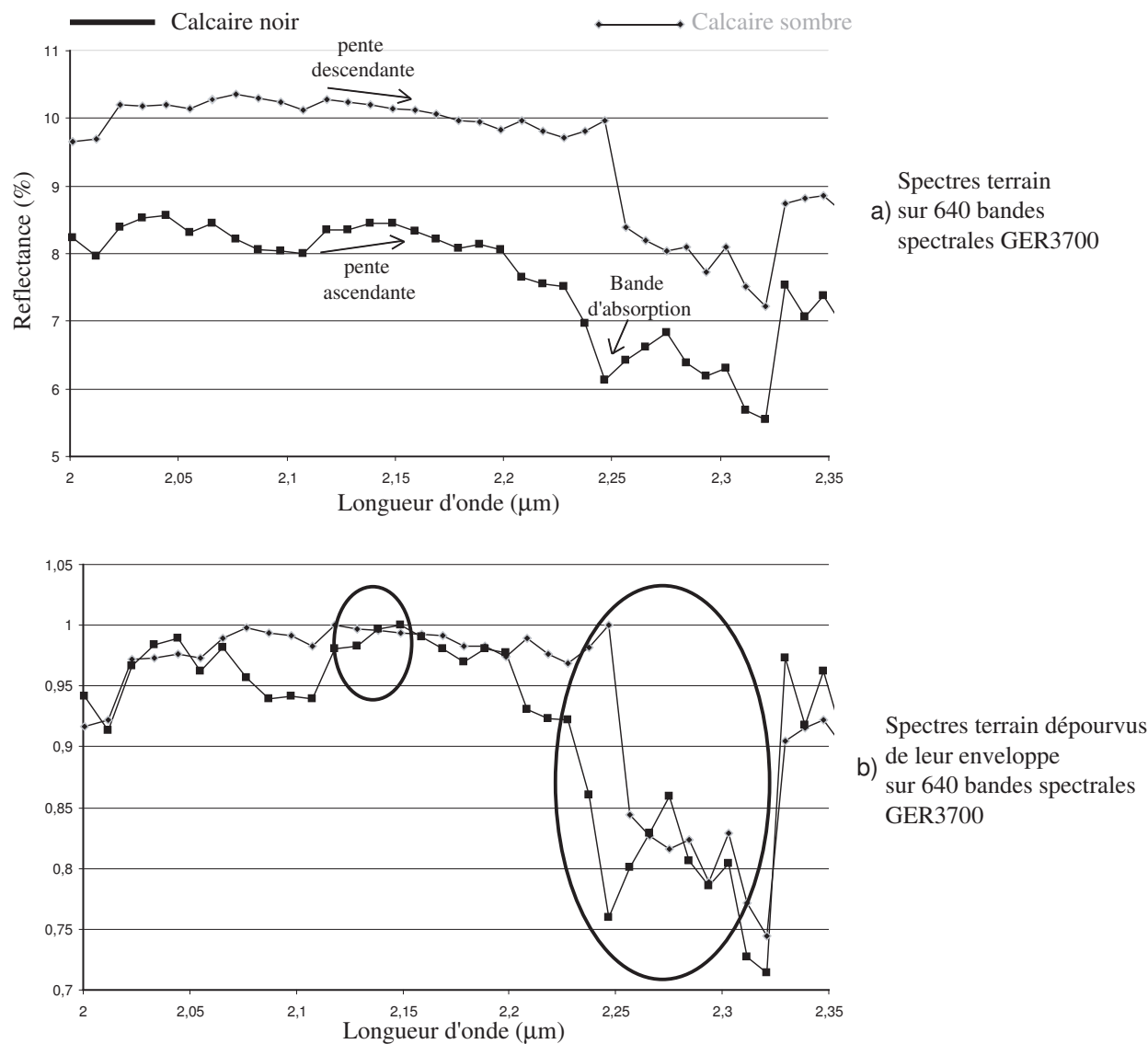


FIG. 5.7 – a) Réponses spectrales et b) Réponses spectrales dépourvues de l'enveloppe convexe enregistrées sur 640 bandes spectrales par le GER3700 pour un calcaire noir et un calcaire sombre entre 2050 et 2350nm. Les ellipses marquent les principales différences de pente des spectres des deux calcaires.

b) Potentiel des bandes spectrales HYPERION

Dans un deuxième temps, nous avons étudié la différence entre les mesures spectrales GER3700 rééchantillonnées sur les 139 bandes spectrales HYPERION, du calcaire noir (Ri2M) et du calcaire sombre (NZrOk).

Notons qu'entre 2 à 2.35 μm , un spectre initial enregistré par le GER3700 compte 36 données spectrales, et un spectre rééchantillonné sur les bandes spectrales HYPER-

ION compte 31 données spectrales. Ainsi les domaines spectraux comprenant les caractéristiques des minéraux et donc des roches sont bien représentés par les données HYPERION.

Nous retrouvons ainsi la différence d'intensité de réponse spectrale entre les deux spectres, due à la différence de couleur entre les deux échantillons (Figure 5.8). D'après une étude détaillée de l'Infrarouge Moyen (de 2 à $2.35\mu\text{m}$), les bandes spectrales HYPERION permettent de retrouver les mêmes spécificités spectrales que les bandes spectrales initiales du GER3700. En effet, nous retrouvons les différences de signe de pente entre 2.11 et $2.14\mu\text{m}$ et entre 2.22 et $2.30\mu\text{m}$ (Figure 5.8). Et le spectre de calcaire noir sur 139 bandes spectrales présente également la bande d'absorption centrée à $2.24\mu\text{m}$.

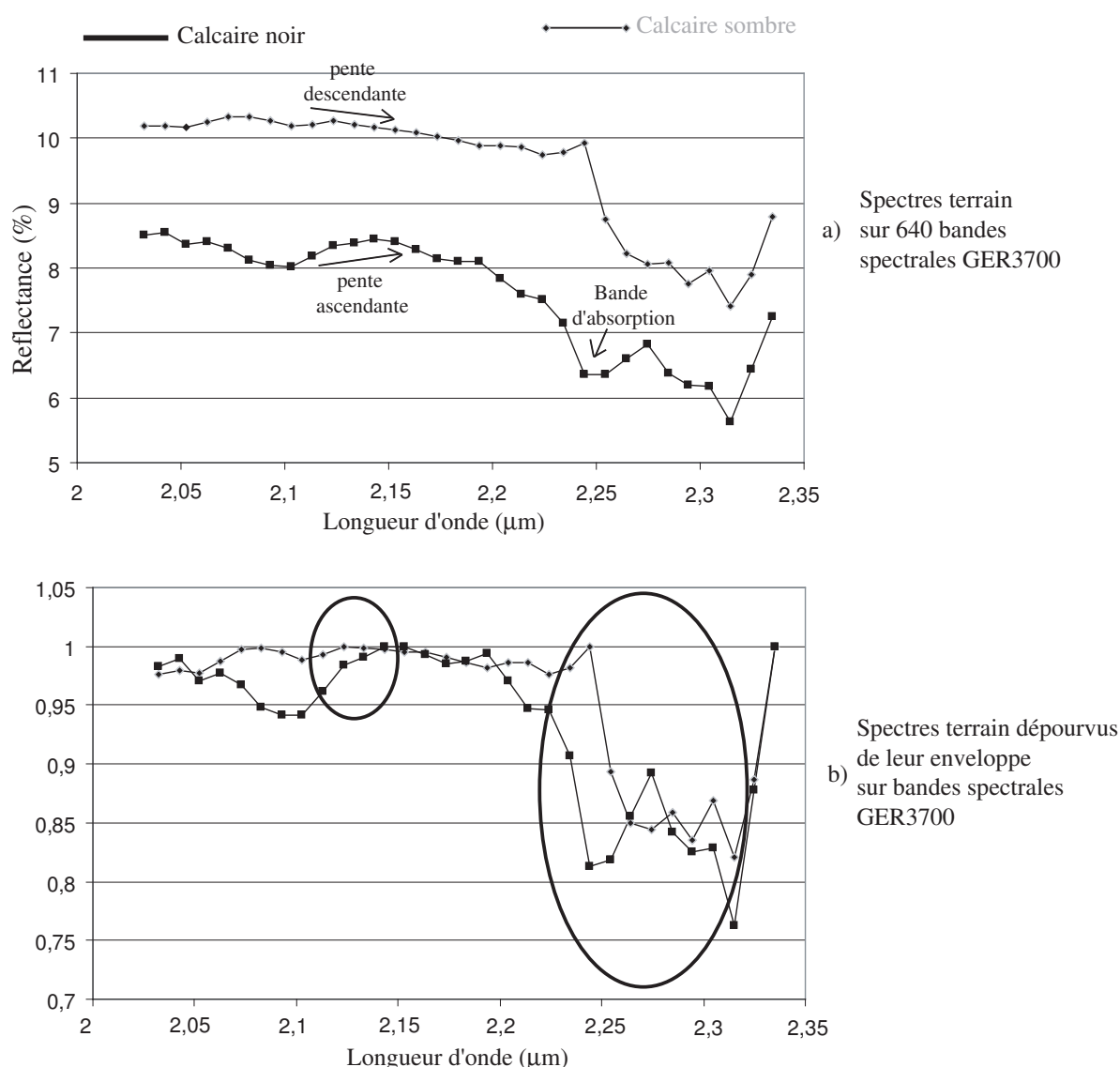


FIG. 5.8 – a) Réponses spectrales et b) Réponses spectrales dépourvues de l'enveloppe convexe rééchantillonnées **sur les 139 bandes spectrales HYPERION** pour un calcaire noir et un calcaire sombre entre 2050 et 2350nm. Les ellipses marquent les principales différences de pente des spectres des deux calcaires.

Ainsi les mesures spectrales rééchantillonnées sur les 139 bandes spectrales HYPERION permettent de discriminer des lithologies voisines.

Le coefficient de corrélation entre les spectres initiaux sur les 139 bandes spectrales HYPERION de ces deux calcaires est de 0.91, et le coefficient de corrélation entre ces spectres dépourvus de leur enveloppe est de 0.84. Il est encore une fois plus facile de distinguer les deux calcaires d'après l'étude des spectres dépourvus de leur enveloppe.

c) Conclusion

Les spectres synthétiques rééchantillonnés sur les 139 bandes HYPERION contiennent les mêmes différences de pentes et d'intensité que les signatures spectrales enregistrées sur les 640 bandes spectrales du GER3700. D'après cette étude de deux calcaires, les données HYPERION disposent donc d'un potentiel de discrimination lithologique similaire aux données GER3700.

5.2 Données spectrales enregistrées par HYPERION et rapport S/B faible

La corrélation entre les spectres acquis sur le terrain, dépourvus de leur enveloppe est plus faible que la corrélation entre les spectres de réflectance de terrain bruts (§5.1.1). Par conséquent, les spectres dépourvus de leur enveloppe ont un plus grand potentiel de discrimination. En effet le risque de confusion entre les spectres est moindre. La prise en compte de ces observations nous amènerait alors à utiliser de préférence la librairie spectrale traitée ainsi que les spectres HYPERION dépourvus de leur enveloppe, plutôt que les spectres bruts. Néanmoins, ce travail a été réalisé sur des spectres de terrain dont le rapport S/B est proche de 5000 :1, alors que les spectres HYPERION ont un rapport S/B proche de 50 :1. Une telle différence de quantité de bruit entre les données HYPERION et les données de terrain empêche d'étendre directement la conclusion précédente.

Nous avons alors cherché à enlever le bruit contenu dans les données HYPERION, et donc à augmenter le S/B. Lorsque le bruit est aléatoirement réparti dans les bandes spectrales, il est possible de minimiser la quantité de bruit à partir de la "Stacking Method". Cette méthode consiste à ajouter les spectres de plusieurs pixels ayant la même réponse spectrale. Or d'après l'étude des données HYPERION de 4 pixels composés de la même lithologie (sable), les données HYPERION ne sont pas bruitées aléatoirement dans les bandes spectrales (Figure 5.9). La "Stacking Method" ne peut donc être appliquée à ces données HYPERION afin de réduire la quantité de bruit.

Une seconde méthode consiste à utiliser les spectres terrain ayant une faible quantité de bruit. Le bruit est réparti de façon apparemment constante dans les bandes spectrales HYPERION. Il est alors possible de calculer une fonction de bruit dépendant de la longueur d'onde. Pour cela, le spectre terrain GER3700 mesuré sur une surface composée d'un seul matériel est soustrait au spectre HYPERION correspondant à cette même surface. Le spectre qui résulte de cette soustraction correspond au bruit contenu dans les images HYPERION (Figure 5.10).

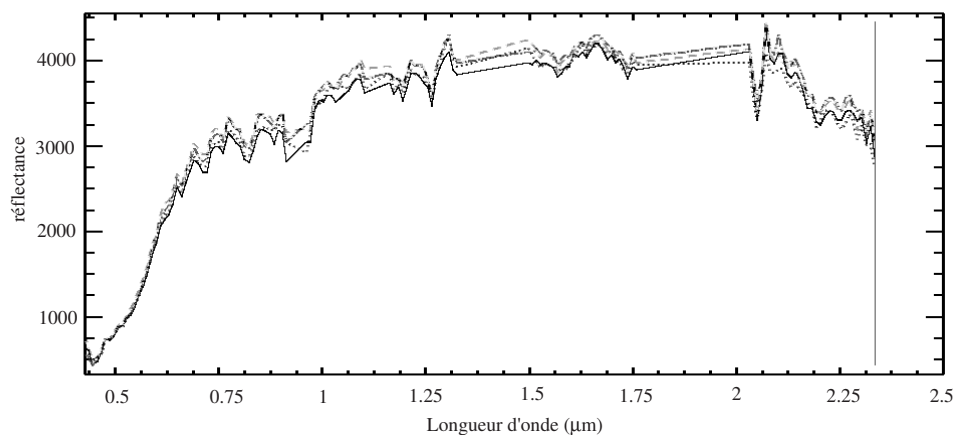


FIG. 5.9 – Spectres *HYPERION* de quatre pixels voisins composés de sable : le bruit n'est pas réparti aléatoirement dans les bandes spectrales.

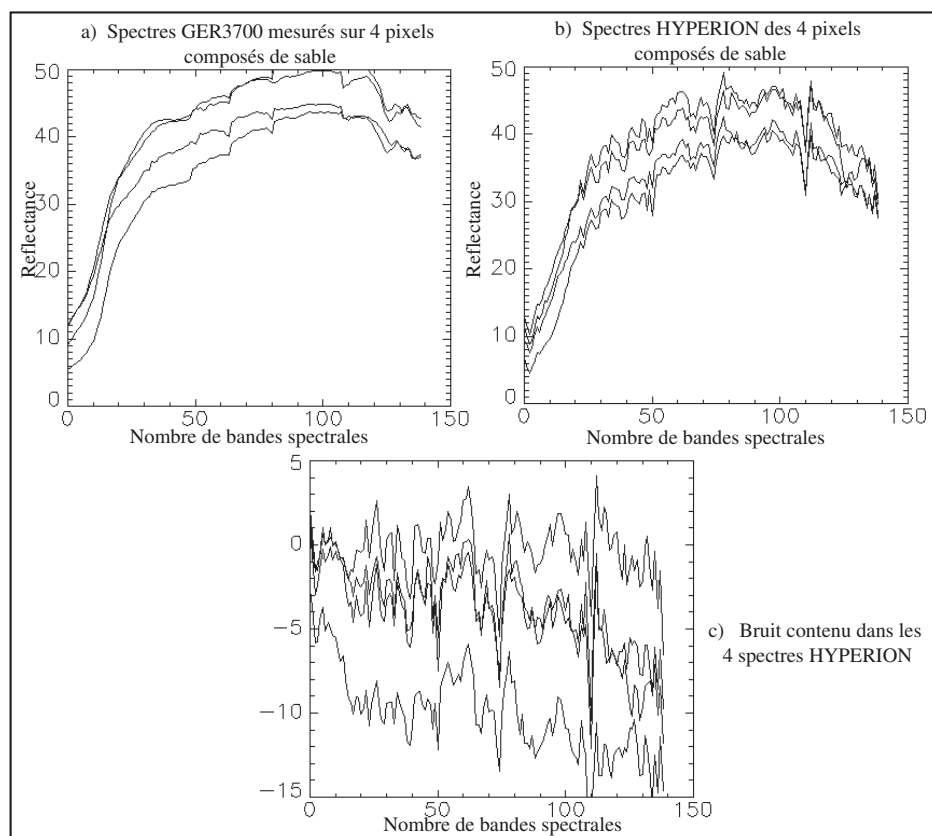


FIG. 5.10 – a) 4 Spectres terrain *GER3700* mesurés sur des surfaces non voisines de Rehoboth composées uniquement de sable, b) 4 spectres *HYPERION* correspondant chacun aux pixels où les spectres terrain ont été enregistrés. c) 4 signaux de bruit obtenus par la soustraction des spectres terrain aux spectres *HYPERION*.

Nous avons enlevé le bruit de 4 pixels HYPERION composés uniquement de sable éolien (Figure 5.10). Un spectre terrain GER3700 de sable (Figure 5.10b) est soustrait au spectre HYPERION (Figure 5.10a) correspondant à la mesure terrain. Les 4 spectres de bruit obtenus ont un coefficient de corrélation moyen de 0,7 (Figure 5.10c). Ainsi les spectres de bruit sont constitués en majorité des mêmes oscillations mais néanmoins un bruit propre à chaque signal enregistré par HYPERION existe. De plus les 4 spectres ont des intensités différentes, probablement liées à l'albédo.

Le bruit calculé sur la surface de sable la plus uniforme a été retiré sur toute l'image HYPERION. La comparaison des spectres HYPERION dont le bruit a été retiré aux spectres HYPERION initiaux confirme la relation entre l'albédo et le bruit (Figure 5.11). La surface de sable utilisée pour calculer le bruit a un fort albédo. Ainsi les spectres HYPERION correspondant à des surfaces à fort albédo dont le bruit a été retiré semblent effectivement lissés (Figure 5.11a). Par contre les spectres HYPERION correspondant à des surfaces à faible albédo dont le bruit a été retiré semblent contenir un nouveau bruit (Figure 5.11b).

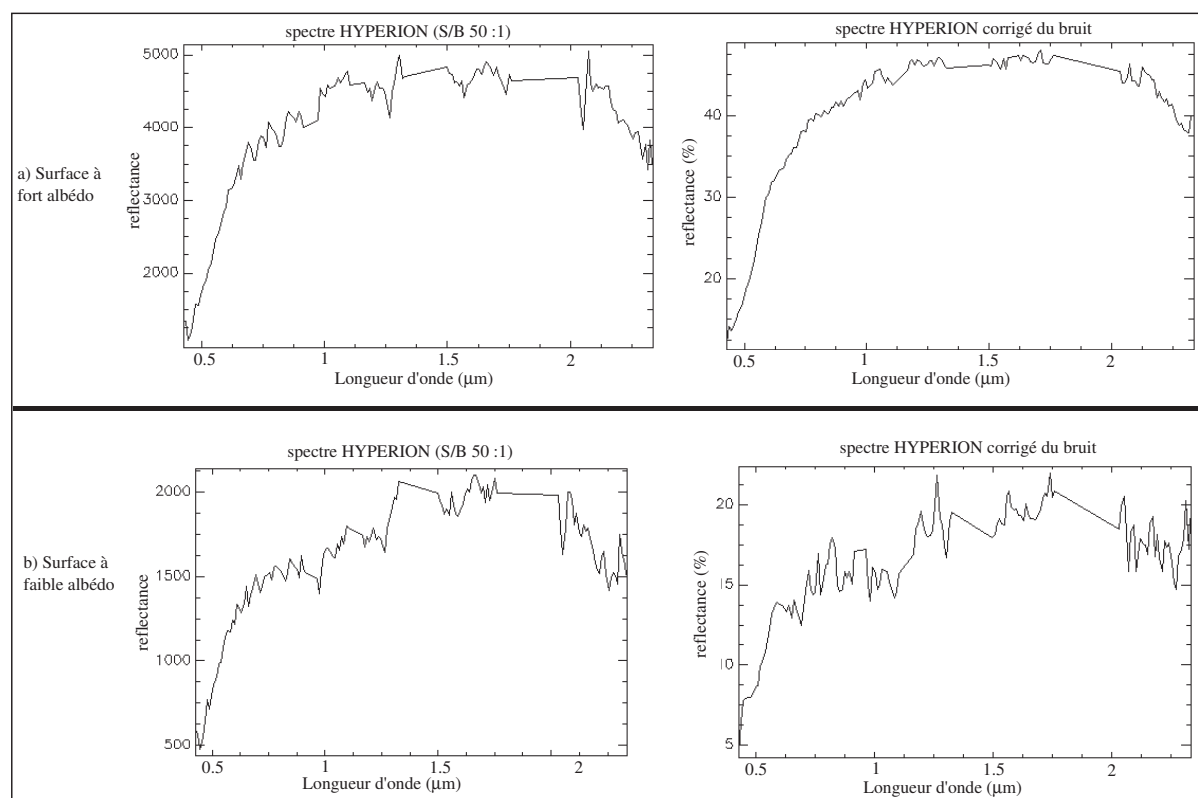


FIG. 5.11 – Comparaison des spectres corrigés du bruit sur a) une surface à fort albédo (Réflectance comprise entre 2000 et 5000) et b) une surface à faible albédo (Réflectance comprise entre 500 et 2000).

La détermination d'une fonction de bruit à retirer des données HYPERION semble donc délicate. Une fonction de transfert pourrait lier l'albédo et la quantité de bruit mais la présence d'un bruit propre à chaque signal HYPERION ne peut être exprimée suivant une loi. Ainsi ne pouvant enlever le bruit des données HYPERION, nous ne pouvons

pas affirmer que les spectres HYPERION dépourvus de leur enveloppe ait un plus grand potentiel discriminant par rapport aux spectres HYPERION bruts.

5.3 Hypothèse de l'existence de pixels purs : méthode N-FINDR

Les mesures spectrales peuvent être utilisées pour l'identification et la quantification des principaux composants de la surface. La méthodologie conduisant à une cartographie lithologique à l'échelle du pixel se décompose en trois étapes : détermination des spectres des composants au sol (lithologiques et/ou végétaux), puis identification et quantification de chacun de ces composants au sein des pixels.

La particularité de la méthodologie mise en place et appliquée dans cette partie, vient de l'hypothèse suivante : nous supposons qu'il existe des mesures spectrales enregistrées par le capteur HYPERION contenant une information relative à un seul composant (ces pixels sont appelés des "pixels purs"). Sous cette hypothèse, les méthodes de détermination des spectres des composants au sol assimilent certains pixels composés d'un mélange, à un pôle pur. Ces méthodes recherchent en fait les pixels "les plus purs". Chaque spectre d'un pôle pur doit en fait être vu comme un mélange entre un composant majoritaire et des composants en proportions très faibles (que l'on néglige).

Dans la région de Rehoboth, l'hypothèse de l'existence de surfaces mono-lithologiques ou mono-végétales de $30 \times 30\text{m}$ est peu réaliste. En effet, hormis de vastes étendues de sable qui peuvent correspondre à des pixels purs (exemple de la surface de sable éolien compacté, en rouge sur la figure 4.28), les autres entités sont composées d'un mélange de végétations éparses, et de différentes roches (exemple du cône d'alluvions, figure 5.1). Bien que très souvent cette hypothèse ne reflète pas la réalité du terrain, il a été montré que ces méthodes de détermination des spectres des composants au sol avaient un fort potentiel (e.g. Lelong *et al.*, 1998 ; Chabrillat, 1995).

Ainsi sous cette hypothèse de l'existence de surfaces mono-lithologiques ou mono-végétales, la méthodologie mise en place consiste 1) à déterminer les pôles purs à partir de la méthode N-FINDR 2) à identifier leur nature lithologique en comparant les spectres des pôles purs aux spectres de terrain, 3) à quantifier leur abondance au sein de chaque pixel appartenant à l'entité considérée à partir de la méthode de mélange spectral sous contraintes (Figure 5.12).

Afin d'estimer les potentiels de cette méthodologie, nous avons étudié l'impact de la diversité lithologique au sein de surfaces horizontales. Nous étudions dans un premier temps, le cas d'une formation superficielle comprenant des surfaces de l'ordre du pixel HYPERION ($30 \times 30\text{m}$) composées d'une seule lithologie d'après les observations de terrain. Alors l'hypothèse de l'existence de pixels purs requise par la méthode N-FINDR est réaliste. Dans un deuxième temps, nous étudions le cas d'une formation superficielle dont les surfaces de l'ordre du pixel HYPERION ($30 \times 30\text{m}$) sont composées d'un mélange de composants lithologiques et végétaux. Alors l'hypothèse de l'existence de pixels purs est peu réaliste.

Ensuite, nous avons étudié le cas plus complexe d'une surface au relief escarpé composée d'un mélange de composants lithologiques et végétaux.

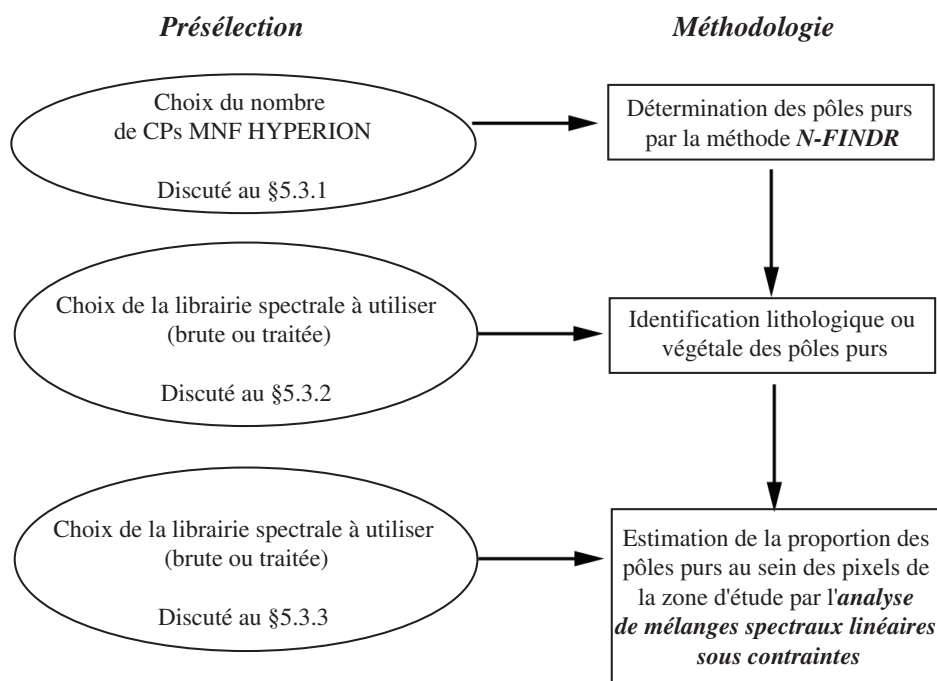


FIG. 5.12 – Méthodologie de cartographie géologique à l'échelle du pixel utilisant la méthode N-FINDR.

5.3.1 Choix du nombre de composantes principales MNF HYPERION

La méthode N-FINDR cherche les $N + 1$ sommets d'un simplexe ayant le volume maximal dans l'espace de N composantes principales MNF HYPERION. Les $N + 1$ sommets du simplexe correspondent aux pôles purs. Par hypothèse, tous les pixels contenus dans le simplexe sont des combinaisons linéaires des sommets du simplexe. Pour déterminer le nombre de CPs MNF HYPERION à utiliser, et donc le nombre de pôles purs présents au sol, nous analysons la distribution des pixels au sein du simplexe :

- Dans le cas de la figure 5.13a), tous les pixels sont représentés par la combinaison linéaire des pôles purs. Trois pôles purs suffisent alors à représenter les composants au sol. Seules les 2 premières CPs MNF HYPERION sont utilisées.
- Dans le cas présenté en figure 5.13b), le groupe de pixels situé dans l'ellipse ne peut être représenté par la combinaison linéaire des trois pôles purs. Il semble alors utile d'intégrer l'information contenue dans les CPs d'ordre supérieur. La méthode N-FINDR est alors itérée en prenant en compte la composante principale suivante, et la distribution des pixels est à nouveau analysée. Si les pixels sont répartis à l'intérieur du simplexe (Figure 5.13a), alors le nombre de CPs à garder est trois. Pour valider définitivement le choix du nombre de CPs à utiliser, la méthode N-FINDR peut être réalisée une dernière fois en prenant en compte la CPs suivante, i.e. ici la quatrième CPs. Si, lors de l'identification lithologique des cinq

pôles purs trouvés, deux d'entre eux sont identifiés à la même lithologie, alors le choix du nombre de CPs à utiliser (soit 3 CPs) est validée. En effet si deux pôles purs sont identifiés à la même lithologie, l'un d'entre eux n'est pas nécessaire à la représentation lithologique.

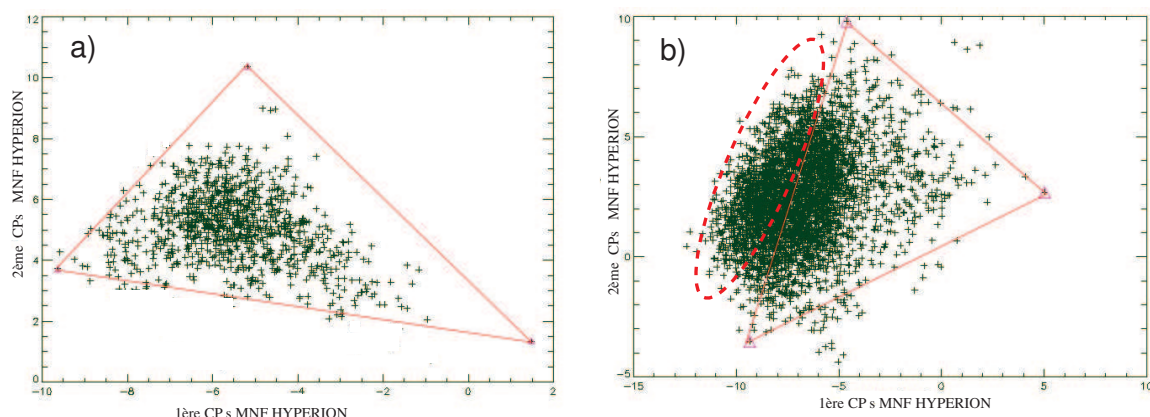


FIG. 5.13 – Représentation de simplex ayant le volume maximal. a) Les pixels sont tous compris dans le simplex, b) Les pixels compris dans l'ellipse ne sont pas représentés par un mélange spectral des trois pôles purs.

5.3.2 Librairie spectrale pour l'identification des pôles purs

L'identification de la nature des pôles purs peut être réalisée en comparant soit les spectres HYPERION bruts des pôles purs avec les spectres de la librairie spectrale de terrain brute, soit en comparant les spectres HYPERION des pôles purs dépourvus de leur enveloppe convexe avec les spectres de la librairie spectrale de terrain filtrée.

Nous avons vu au §5.1.1 que les spectres enregistrés par le GER3700 dépourvus de leur enveloppe ont un plus grand potentiel de discrimination que les spectres de réflectance bruts. N'ayant pas pu retirer le bruit des données HYPERION, nous n'avons pu étendre cette conclusion aux données spectrales HYPERION. Or le fait d'enlever l'enveloppe convexe de chacun des spectres HYPERION peut engendrer deux problèmes : 1) les bandes d'absorption spécifiques aux roches seront mises en valeur, mais le bruit est également réhaussé, et 2) l'enveloppe convexe est une information sur la nature des composants, l'enlever peut revenir à se priver d'une information discriminante. De part ces limitations qui peuvent découler de l'utilisation de spectres dépourvus de leur enveloppe, nous avons utilisé la librairie spectrale de terrain brute lors de l'identification des pôles purs déterminés par la méthode N-FINDR.

5.3.3 Librairie spectrale pour la quantification des composants

L'estimation de la proportion de chaque pôle pur au sein des pixels de la zone d'étude est réalisée à partir de la méthode de mélange linéaire spectral sous contraintes. Le mélange

spectral linéaire d'un pixel j à la longueur d'onde i est modélisé par Adams *et al.* (1986) :

$$f_{ij} = \sum_k e_{ik} x_{kj} + \varepsilon_{ij} \quad (5.3.1)$$

Où f_{ij} est la réflectance associée au pixel j pour la bande spectrale i , x_{ik} est la réflectance associée au pôle pur k pour la bande spectrale i , e_{kj} est la proportion de pôle pur k au sein du pixel j , et ε_{ij} représente l'erreur entre la valeur de réflectance mesurée et celle modélisée au pixel j pour la bande spectrale i . La proportion e_{kj} peut être calculée en utilisant soit les spectres initiaux soit les spectres dépourvus de leur enveloppe.

Afin de déterminer la nature des spectres à utiliser dans la méthode de mélange linéaire spectral sous contraintes, une série de tests de quantification a été réalisée et analysée. Les tests consistent à calculer la proportion de composants lithologiques sur une surface donnée, une première fois en utilisant les spectres initiaux, et une seconde fois en utilisant les spectres dépourvus de leur enveloppe. Le terme d'erreur ε_j est calculé pour chaque test suivant l'équation 3.2.4.

L'estimation de la proportion des composants réalisée en utilisant des spectres initiaux, permet d'obtenir un terme d'erreur inférieur à celui obtenu en utilisant des spectres dépourvus de leur enveloppe (Figure 5.14). Ainsi l'utilisation des spectres initiaux dans l'étape de calcul des proportions permet de modéliser des spectres plus proches des spectres HYPERION.

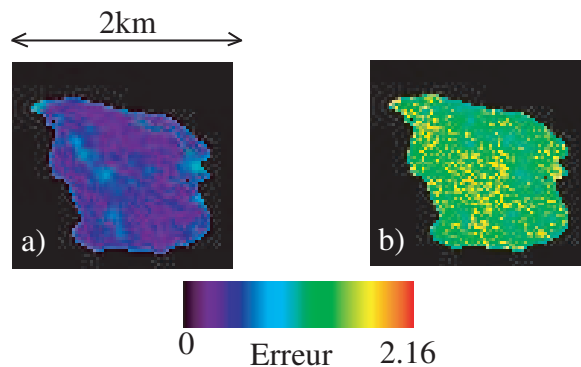


FIG. 5.14 – Exemple d'un dépôt superficiel : Cartes d'erreur liées à l'estimation des proportions calculées en utilisant a) les spectres initiaux et b) les spectres dépourvus de leur enveloppe.

5.3.4 Effet du mélange lithologique

5.3.4.1 Existence de pixels purs

Lors de la mission de terrain nous avons échantillonné une surface horizontale de l'ordre du pixel HYPERION, composée de calcrète en couche épaisse (Figure 5.2b) et de végétation. Cette surface est localisée au coeur d'une formation superficielle non initialement cartographiée sur la carte géologique de Becker *et al.* (1998) (Figure 5.15). Nous

décrivons dans cette partie le processus de cartographie lithologique à l'échelle du pixel de cette formation horizontale.

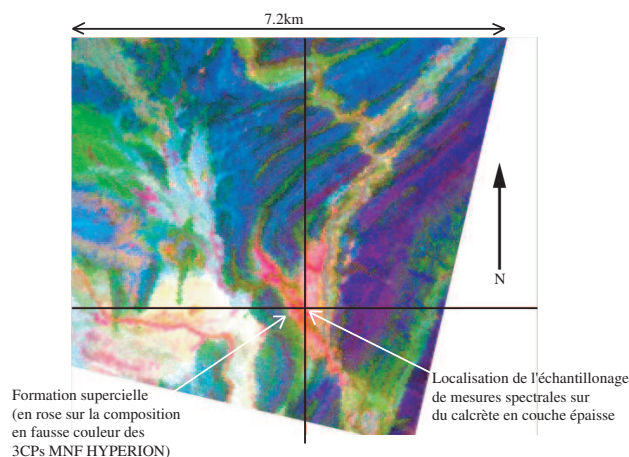


FIG. 5.15 – Localisation de l'échantillonnage de mesures spectrales sur du calcrète en couche épaisse, au sein de la formation superficielle non initialement cartographiée sur la carte géologique de Becker et al. (1998). Composition en fausse couleur des 3 premières CPs MNF HYPERION.

a) Détermination des pôles purs par la méthode N-FINDR

La première étape consiste à déterminer les pôles purs à partir de la méthode N-FINDR.

D'après l'étude de la distribution de pixels sur les axes des CPs MNF HYPERION, trois CPs sont nécessaires pour obtenir un simplexe contenant l'ensemble des pixels. En effet un groupe de pixels (délimité par l'ellipse en figure 5.16) ne peut être représenté par une combinaison linéaire des trois pôles purs.

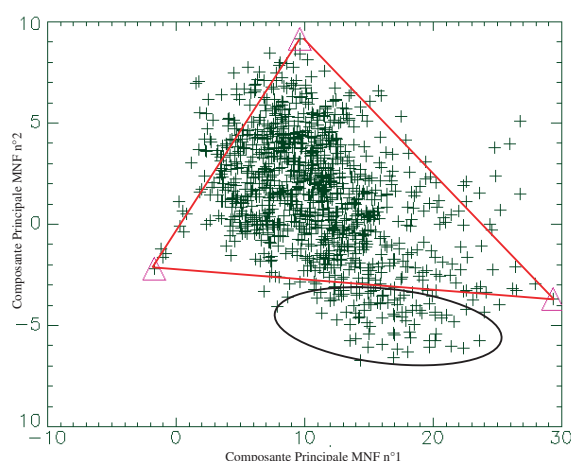


FIG. 5.16 – Triangle formant le volume maximal. Chaque sommet du simplexe correspond à un pôle pur déterminé par la méthode N-FINDR. Les pixels compris au sein de l'ellipse ne sont pas représentés par un mélange linéaire des trois pôles purs.

Par contre, le simplexe formé par les 4 pôles purs déterminés par la méthode N-FINDR

en utilisant les 3CPs HYPERION contient la grande majorité des pixels. Ainsi la méthode N-FINDR a déterminé 4 pixels comme étant des pôles purs.

b) Identification des composants

La seconde étape consiste à identifier la nature lithologique ou végétale de chacun des 4 pôles purs déterminés par la méthode N-FINDR. Pour cela, les spectres HYPERION des pixels considérés comme pôles purs, sont comparés aux spectres de la librairie spectrale de terrain brute.

Le spectre HYPERION du premier pôle pur a été comparé aux 713 spectres de la librairie spectrale de terrain brute. Ce pôle pur est le plus fortement corrélé à la mesure spectrale 4 de la série 5 de *calcrète blanc à blocs de calcrète* (coefficient de corrélation de 0,95564) (Figure 5.17). De plus six lithologies parmi les huit associées aux plus fortes corrélations avec le spectre HYPERION du pôle pur correspondent à du calcrète. Notons que ces huit plus forts coefficients de corrélation diffèrent au dixième de millièème près.

Afin de confirmer l'identification du premier pôle pur comme étant du *calcrète blanc à blocs de calcrète*, nous avons étudié les moyennes des coefficients de corrélation entre le spectre HYPERION de ce pôle pur et les 5 à 12 mesures spectrales de chaque série (Figure 5.18). Le spectre HYPERION de ce pôle pur est le plus fortement corrélé à la moyenne des coefficients de corrélation entre la série de mesures de *calcrète blanc à blocs de calcrète* et le spectre du pôle pur.

Ainsi ce pôle pur correspond à la famille lithologique du *calcrète*.

| série n° | mesure n° | Lithologie | coefficient de corrélation (en ordre décroissant) |
|----------|-----------|--|---|
| 5 | 4 | calcrète blanc à blocs de calcrète | 0,95564 |
| 5 | 6 | calcrète blanc à blocs de calcrète | 0,95562 |
| 65 | 11 | calcrète blanc à blocs de calcrète | 0,95513 |
| 5 | 3 | calcrète blanc à blocs de calcrète | 0,95486 |
| 22 | 1 | calcaire sombre NZrOk | 0,95484 |
| 47 | 4 | mélange de calcaire noir Ri2M et de graviers calcrète | 0,95465 |
| 47 | 5 | mélange de calcaire noir Ri2M et de graviers calcrète | 0,95412 |
| 19 | 2 | calcaire stromatolitique recristallisé tres clair NZrDr | 0,95382 |

FIG. 5.17 – Coefficients de corrélation entre le spectre HYPERION du premier pôle pur et les mesures de la librairie spectrale de terrain.

Le spectre HYPERION du second pôle pur a été comparé aux 713 spectres de terrain de la librairie spectrale brute. Ce pôle pur est le plus fortement corrélé à la mesure spectrale 9 de la série 47 de *végétation* (coefficient de corrélation de 0.9504) (Figure 5.19). De plus quatre lithologies parmi les huit associées aux plus fortes corrélations avec le spectre HYPERION du pôle pur correspondent à de la végétation.

N'ayant pas rencontré sur le terrain de surfaces intégralement recouvertes de végétation, nous n'avons pas au sein de notre librairie spectrale de série de mesures de végétation. Nous ne pouvons donc pas contrôler l'identification de ce pôle pur par l'analyse des moyennes

| série n° | Lithologie | coefficient de corrélation (en ordre décroissant) |
|----------|---|--|
| 5 | <i>calcrète blanc à blocs de calcrète</i> | 0,943 |
| 65 | <i>calcète en couche épaisse</i> | 0,935 |
| 16 | calcaire stromatolitique NZrDr | 0,935 |
| 49 | calcaire gris clair mudstone sur NZb | 0,932 |
| 19 | calcaire stromatolitique recristallisé tres clair NZrDr | 0,926 |

FIG. 5.18 – Moyennes des coefficients de corrélation entre le spectre *HYPERION* du premier pôle pur et les 5 à 12 mesures spectrales de chaque série.

des coefficients de corrélation entre le spectre *HYPERION* du pôle pur et les 5 à 12 mesures spectrales de chaque série.

| série n° | Mesure n° | Lithologie | coefficient de corrélation (en ordre décroissant) |
|----------|-----------|---|--|
| 47 | 9 | végétation | 0,9504 |
| 5 | 11 | moyenne des mesures de calcrète blanc à blocs de calcrète | 0,9501 |
| 64 | 7 | touffe d'herbe sèche | 0,9489 |
| 59 | 10 | végétation arbuste vert | 0,9459 |
| 17 | 3 | filon de calcite dans du calcaire stromatolitique NZrDr | 0,9443 |
| 50 | 9 | végétation verte | 0,9441 |
| 24 | 8 | sable roux mélangé à du calcrète | 0,9429 |
| 5 | 5 | calcrète blanc à blocs de calcrète | 0,9407 |

FIG. 5.19 – Coefficients de corrélation entre le spectre *HYPERION* du second pôle pur et les mesures de la librairie spectrale de terrain.

Le spectre *HYPERION* du troisième pôle pur a été comparé aux 713 spectres de terrain de la librairie spectrale brute. Ce pôle pur est le plus fortement corrélé à la mesure spectrale 5 de la série 75 de *schiste vert recouvert de calcrète* (coefficient de corrélation de 0,9766) (Figure 5.20). Parmi les huit lithologies associées aux plus fortes corrélations entre le spectre *HYPERION* du pôle pur et les spectres de terrain, seule la première correspond à du schiste vert recouvert de calcrète.

Afin de vérifier l'identification de ce troisième pôle pur comme étant du *schiste vert recouvert de calcrète*, nous avons étudié les moyennes des coefficients de corrélation entre le spectre *HYPERION* de ce troisième pôle pur et les 5 à 12 mesures spectrales de chaque série (Figure 5.21). La moyenne des coefficients de corrélation entre les dix mesures de la série 75 et le spectre du pôle pur n'est pas la plus forte. Ce pôle pur ne peut donc pas être identifié avec certitude.

| série n° | Mesure n° | Lithologie | coefficient de corrélation (en ordre décroissant) |
|----------|-----------|---|---|
| 75 | 5 | schiste vert recouvert de calcrète | 0,9766 |
| 47 | 8 | mélange de calcaire noir Ri2M et de graviers calcrète | 0,9747 |
| 47 | 2 | mélange de calcaire noir Ri2M et de graviers calcrète | 0,9745 |
| 28 | 4 | quartz | 0,9732 |
| 30 | 6 | conglomérat | 0,9732 |
| 6 | 11 | moyenne de calcrète blanc à blocs de calcrète | 0,9729 |
| 28 | 2 | quartz | 0,9722 |
| 57 | 9 | mélange de calcaire noir, grès, calcrète, quartzite et sable éolien | 0,9720 |

FIG. 5.20 – Coefficients de corrélation entre le spectre *HYPERION* du troisième pôle pur et les spectres de la librairie spectrale de terrain.

| série n° | Lithologie | coefficient de corrélation (en ordre décroissant) |
|----------|--|---|
| 13 | sable très fin beige et graviers | 0,961 |
| 57 | mélange de calcaire noir, grès, calcrète, quartzite et sable eolien | 0,958 |
| 30 | conglomérat | 0,957 |
| 35 | ébouli de blocs de grès et sable ocre foncé | 0,957 |
| 60 | épandage fin de cailloutis fluviaux (quartz, quartzite, schiste et sable éolien) | 0,956 |
| 29 | formation de grès | 0,956 |
| 33 | cailloutis de grès, sable ocre entre affleurements de grès fin et graviers de quartz | 0,956 |
| 38 | schiste vert sur sable ocre foncé | 0,955 |
| 72 | conglomérat | 0,955 |
| 75 | schiste vert recouvert de calcrète | 0,953 |

FIG. 5.21 – Moyennes des coefficients de corrélation entre le spectre *HYPERION* du troisième pôle pur et les 5 à 12 mesures spectrales de chaque série.

Le spectre *HYPERION* du quatrième et dernier pôle pur a été comparé aux 713 spectres de terrain de la librairie spectrale brute. Ce pôle pur est le plus fortement corrélé à la mesure spectrale 5 de la série 13 de *sable très fin beige et graviers* (coefficient de corrélation de 0,9828) (Figure 5.22). Parmi les huit lithologies associées aux plus fortes corrélations entre le spectre *HYPERION* du pôle pur et les spectres de terrain, trois correspondent à un affleurement de schiste argileux.

Afin de vérifier l'identification de ce quatrième pôle pur comme étant un *sable très fin beige et graviers*, nous avons étudié les moyennes des coefficients de corrélation entre le spectre *HYPERION* de ce quatrième pôle pur et les 5 à 12 mesures spectrales de chaque série (Figure 5.23). La moyenne des coefficients de corrélation entre les dix mesures de la série 13 et le spectre du pôle pur est la plus forte. De plus les quatre séries de mesures les plus fortement corrélées au spectre *HYPERION* de ce dernier pôle pur sont des séries de sable. Ainsi ce pôle pur correspondrait à du *sable*.

| série n° | Mesure n° | Lithologie | coefficient de corrélation (en ordre décroissant) |
|----------|-----------|---|---|
| 13 | 5 | sable tres fin beige et graviers | 0,9828 |
| 47 | 8 | mélange de calcaire noir Ri2M de graviers calcrete | 0,9827 |
| 60 | 11 | moyenne des mesures d'un épandage fin de cailloutis fluviatils (quartz, quartzite, schiste et sable eolien) | 0,9822 |
| 13 | 11 | moyenne des mesures de sable tres fin beige et graviers | 0,9822 |
| 6 | 2 | calcrète blanc à blocs de calcrète | 0,9818 |
| 13 | 8 | sable tres fin beige et graviers | 0,9818 |
| 13 | 5 | sable tres fin beige et graviers | 0,9817 |
| 50 | 8 | cailloux mudstone et dolomie sur NZb | 0,9810 |

FIG. 5.22 – Coefficients de corrélation entre le spectre *HYPERION* du quatrième pôle pur et les spectres de la librairie spectrale de terrain.

| série n° | Lithologie | coefficient de corrélation (en ordre décroissant) |
|----------|----------------------------------|---|
| 13 | sable tres fin beige et graviers | 0,9754 |
| 7 | sable éolien roux presque pur | 0,9712 |
| 21 | sable eolien roux presque pur | 0,9702 |
| 59 | sable eolien comprimé | 0,9696 |

FIG. 5.23 – Moyennes des coefficients de corrélation entre le spectre *HYPERION* du quatrième pôle pur et les 5 à 12 mesures spectrales de chaque série.

c) Proportion des composants au sein des pixels

Nous avons alors quantifié la proportion des 4 composants (*végétation*, *schiste vert recouvert de calcrète*, *calcrète* et *sable*) au sein de chaque pixel de la formation superficielle en utilisant la méthode de mélange spectral sous contraintes. Pour chaque composant, nous obtenons une carte d'abondance (Figure 5.24).

d) Précision des cartes d'abondance obtenues

Hormis pour une minorité de pixels dont le terme d'erreur atteint une valeur supérieure à 1.5, la carte d'erreur valide les proportions estimées (Figure 5.25). Les pixels ayant un terme d'erreur supérieur à 1.5 sont localisés soit aux limites de la couche étudiée, soit au sein du lit de rivière. Les pixels localisés aux limites de la couche étudiée sont en fait des pixels appartenant aux couches voisines. Les pixels localisés au sein du lit de rivière sont peu nombreux et peuvent correspondre à des infrastructures agricoles non identifiées car trop faiblement représentées.

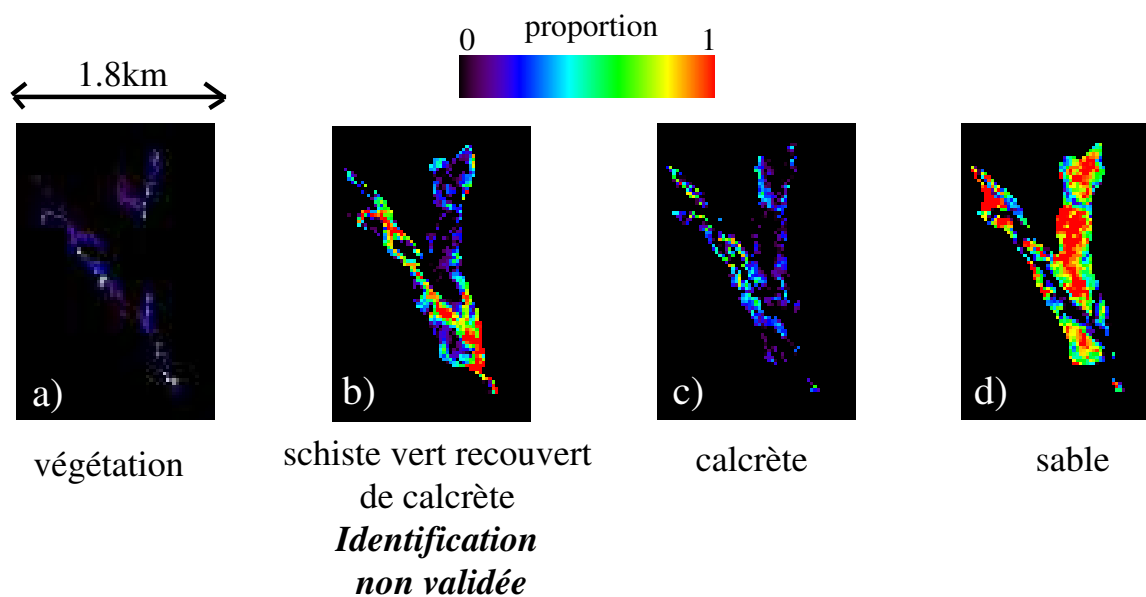


FIG. 5.24 – Cartes d'abondance des quatre composants de la formation superficielle étudiée. Proportion de : a) végétation, b) schiste vert recouvert de calcrète, c) calcrète et d) sable.

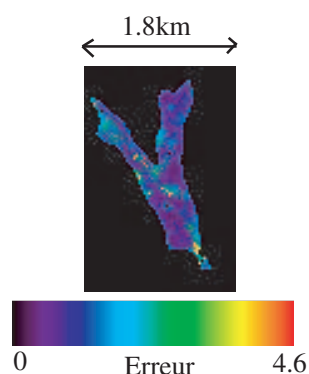


FIG. 5.25 – Carte d'erreur de la formation superficielle.

e) Etude des cartes d'abondance

D'après les cartes d'abondance, cette formation est composée en grande majorité de *sable* (> 80%) hormis dans le lit des rivières (Figure 5.24d). En effet, les lits de rivière (Figure 5.27), sont occupés par de la *végétation* (entre 0 et 30%) et du *schiste vert recouvert de calcrète* (entre 70 et 100%) (Figure 5.24a et b). D'après l'étude terrain, le lit de la rivière est composé de végétation ainsi que de calcrète en couche épaisse (Figure 5.26). La présence de calcrète au fond des rivières a également été vérifiée dans le Nord-Ouest de la zone de Rehoboth. Ainsi le pôle pur identifié initialement comme étant du *schiste vert recouvert de calcrète* pourrait correspondre en fait à du calcrète en couche épaisse.

Finalement, les bords de la rivière sont composés *calcrète* (entre 40 et 80%) (Figure 5.24c). Ce résultat est en accord avec les observations de terrain (Figure 5.26).



FIG. 5.26 – A gauche de la photo : le lit de rivière est occupé par de la végétation et du calcrète ; A droite : la terrasse du lit est composée de calcrète en couche épaisse.

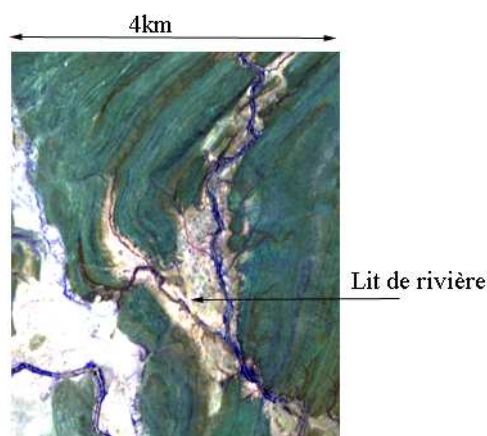


FIG. 5.27 – Réseau hydrographique au sein de la formation étudiée sur une composition couleur ASTER (bande spectrale 1, 2 et 3).

Ainsi, l'utilisation des données HYPERION au sein de cette méthodologie permet d'obtenir des informations géologiques en accord avec les observations de terrain, concernant des formations horizontales dont une partie de la surface étudiée est composée d'un

seul composant lithologique.

5.3.4.2 Absence de pixels purs

Lors de la mission de terrain nous avons échantillonné une surface horizontale de l'ordre du pixel HYPERION, composée d'un mélange de débris de grès, calcaire noir, quartz et calcrète (Figure 5.1). Cette surface échantillonnée est localisée en bordure nord d'un cône alluvial appartenant à l'unité de sable et graviers (Qs) d'après la carte géologique initiale. Nous allons dans cette partie étudier ce cône alluvial, composé d'un mélange lithologique et végétal.

a) Détermination des pôles purs du cône d'alluvions par la méthode N-FINDR

D'après l'étude de la distribution de pixels sur les axes des CPs MNF HYPERION, trois CPs sont nécessaires pour obtenir un simplexe contenant l'ensemble des pixels. En effet le simplexe formé par les quatre pôles purs déterminés par la méthode N-FINDR en utilisant les 3 premières CPs HYPERION contient la grande majorité des pixels. Ainsi la méthode N-FINDR a déterminé 4 pôles purs.

b) Identification des pôles purs

Nous avons comparé les spectres de réflectance HYPERION des quatre pôles purs aux spectres de réflectance enregistrés par le GER3700 sur le terrain.

Le spectre HYPERION du premier pôle pur a été comparé aux 713 spectres de la librairie spectrale de terrain brute. Ce pôle pur est le plus fortement corrélé à la mesure spectrale 10 de la série 35 de *colluvions de blocs de grès sur du sable ocre foncé* (coefficient de corrélation de 0.98648). De plus 7 des 8 mesures spectrales de terrain fortement corrélées au spectre HYPERION du pôle pur correspondent à du grès (Figure 5.28).

Afin de confirmer cette identification, nous avons étudié les moyennes des coefficients de corrélation entre le spectre HYPERION du pôle pur et les 5 à 12 mesures de chaque série. Le spectre HYPERION de ce pôle pur est le plus fortement corrélé à la moyenne des coefficients de corrélation des 10 mesures de la série 35 de *colluvions de blocs de grès sur du sable ocre foncé* (Figure 5.28). d'autre part les séries de mesures correspondant aux 5 plus forts coefficients de corrélation, sont des séries de grès. Ainsi ce pôle pur est identifié à du *grès*.

Le spectre HYPERION du second pôle est le plus fortement corrélé à la mesure spectrale 5 de la série 13 de *sable très fin beige et des graviers* (coefficient de corrélation de 0,97928). Et parmi les lithologies associées aux huit plus fortes corrélations entre le deuxième pôle pur et les spectres terrain, quatre correspondent à du *sable*.

D'après l'étude des moyennes des coefficients de corrélation entre le spectre HYPERION du second pôle pur et les 5 à 12 mesures de chaque série, le spectre HYPERION de ce pôle pur n'est pas le plus fortement corrélé à la moyenne des coefficients de corrélation des 10 mesures de la série 13. Néanmoins, parmi les 5 séries de mesures les plus fortement corrélés au pôle pur, 4 correspondent à du sable mélangé à des éléments fins. Ainsi l'iden-

| série n° | Mesure n° | Lithologie | coefficient de corrélation (en ordre décroissant) |
|----------|-----------|--|---|
| 35 | 10 | colluvions de blocs de grès sur du sable ocre foncé | 0,98648 |
| 35 | 4 | colluvions de blocs de grès sur du sable ocre foncé | 0,98625 |
| 35 | 8 | colluvions de blocs de grès sur du sable ocre foncé | 0,98515 |
| 47 | 8 | mélange de calcaire noir (Ri2M) et de graviers de calcrète | 0,98488 |
| 33 | 7 | cailloutis de grès, sable ocre entre affleurements de grès fin et graviers de quartz | 0,98476 |
| 33 | 5 | cailloutis de grès, sable ocre entre affleurements de grès fin et graviers de quartz | 0,98441 |
| 33 | 4 | cailloutis de grès, sable ocre entre affleurements de grès fin et graviers de quartz | 0,98423 |
| 34 | 5 | épandage de blocs de grès et sable ocre | 0,98421 |

FIG. 5.28 – Coefficients de corrélation entre le spectre HYPERION du premier pôle pur étudié et les mesures de la librairie spectrale de terrain.

| série n° | Lithologie | coefficient de corrélation (en ordre décroissant) |
|----------|--|---|
| 35 | ébouli de blocs de grès + sable ocre foncé | 0,9777 |
| 60 | épandage fin de cailloutis fluviaux (quartz, quartzite, schistes vert et sable éolien) | 0,9774 |
| 33 | cailloutis de grès + sable ocre entre affleurements de grès fin + graviers de quartz | 0,9762 |
| 36 | grès silteux altéré affleurant en feuilletés | 0,9754 |
| 34 | épandage de blocs de grès + sable ocre | 0,9747 |

FIG. 5.29 – Moyennes des coefficients de corrélation entre le spectre HYPERION du premier pôle pur et les 5 à 12 mesures spectrales de chaque série.

tification lithologique de ce pôle pur comme étant du *sable et éléments fins* est validée.

L'étude des coefficients de corrélation entre le spectre du troisième pôle pur et les spectres terrain a montré que ce pôle pur correspond à du *calcrète*. En effet, parmi les lithologies associées aux huit plus fortes corrélations entre le troisième pôle pur et les spectres terrain, sept correspondent à du *calcrète*. De plus, l'étude des moyennes des coefficients de corrélation entre le spectre HYPERION de ce pôle pur et les 5 à 12 mesures spectrales de chaque série a montré que la série de mesures de *calcrète blanc à blocs de calcrète* est la plus fortement corrélée au troisième pôle pur. Ainsi l'identification lithologique de ce pôle pur comme étant du *calcrète* est validée.

Seule l'identification du dernier pôle pur n'a pu être validée. Ce pôle pur est fortement corrélé à un spectre de *sable éolien, fragments de quartz, et quartzite sur des schistes verts*. Parmi les lithologies associées aux huit plus fortes corrélations entre le quatrième pôle pur et les spectres terrain, seule la première correspond à du *sable éolien, fragments de quartz, et quartzite sur des schistes verts*. De plus l'étude des moyennes des coefficients de corrélation entre le spectre HYPERION de ce pôle pur et les 5 à 12 mesures spectrales de chaque série a montré que la série de mesures de *sable éolien, fragments de quartz, et quartzite sur des schistes verts* n'est pas la plus fortement corrélée au quatrième pôle pur : 27 séries de mesures ont une moyenne de coefficients de corrélation plus élevée.

c) Proportion des composants au sein des pixels

Nous avons quantifié les quatre composants lithologiques identifiés (*grès, sable et éléments fins, calcrète et sable éolien, fragments de quartz, et quartzite sur des schistes verts*) au sein de chaque pixel du cône alluvial en utilisant la méthode de mélange spectral sous contraintes. Pour chaque composant, nous obtenons une carte d'abondance (Figure 5.30).

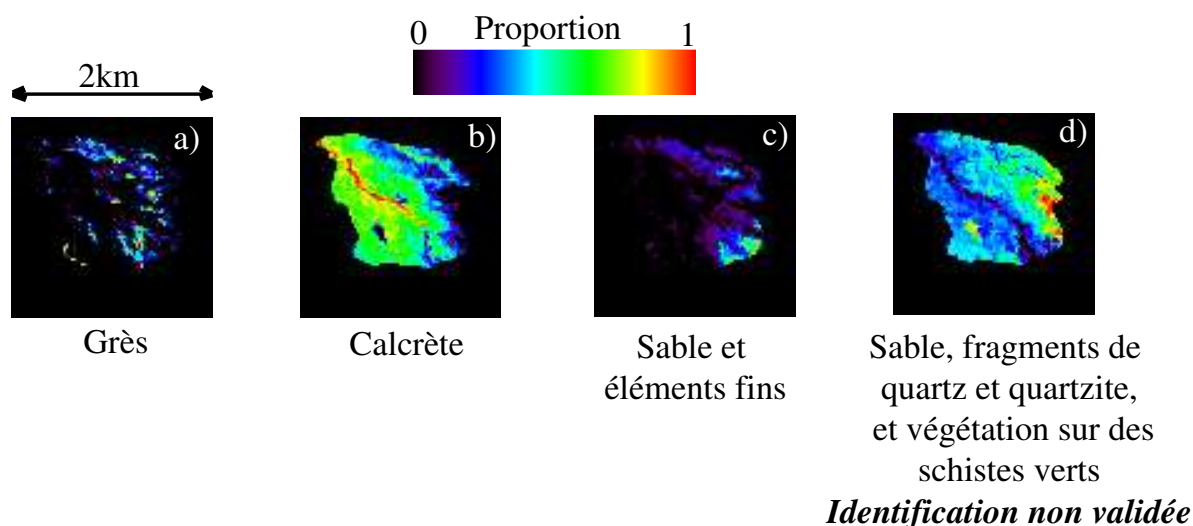


FIG. 5.30 – Cartes d'abondance des quatre composants lithologiques du cône alluvial identifiés par la méthode N-FINDR : a) grès, b) calcrète, c) sable et éléments fins et d) sable éolien, fragments de quartz, et quartzite sur des schistes verts.

d) Précision des cartes d'abondance obtenues

La carte d'erreur montre que les proportions des 4 composants du cône sont globalement bien estimées (Figure 5.31). Une grande partie de la surface du cône a une erreur inférieure à 0.5. Les zones correspondantes aux erreurs supérieures à 1 sont localisées sur la bordure Est du cône, et au sein d'un lit de rivière au nord du cône.

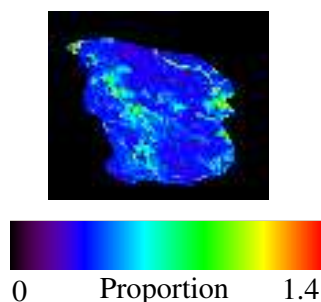


FIG. 5.31 – Carte d'erreur du cône alluvial.

e) Etude des cartes d'abondance

L'étude des cartes d'abondance permet alors une analyse de la composition du dépôt superficiel :

- Les blocs de *grès* n'ont pas une organisation visible au sein du cône (Figure 5.30a).
- Le *calcrète* est majoritairement distribué dans le lit des rivières (Figure 5.30b et 5.32). Nous retrouvons alors la même localisation de calcrète que dans le cas de la formation horizontale étudiée précédemment (Figure 5.24b).

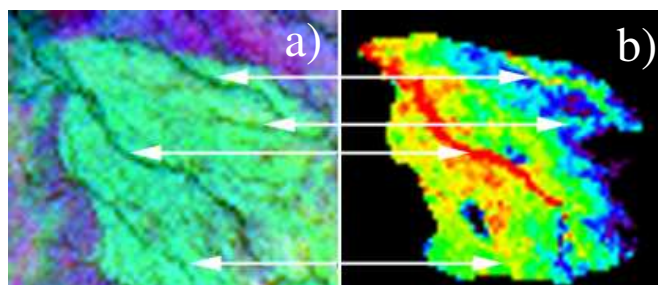


FIG. 5.32 – a) Réseau hydrographique au sein du cône alluvial sur une composition couleur ASTER (bande spectrale 1, 3 et 4, résolution spatiale de 30m). b) Carte d'abondance du calcrète.

- Le *sable et les éléments fins* sont répartis en aval du cône (Figure 5.30c). Ces éléments sont les éléments les plus fins parmi ceux identifiés, leur localisation est caractéristique de la dynamique d'un cône alluvial sédimentaire.
- Finalement la zone située à l'Est du cône est composée en majorité de *sable éolien, fragments de quartz, et quartzite sur des schistes verts* (Figure 5.30d). L'étude des coefficients de corrélation n'a pas permis de valider cette identification. Pourtant la répartition obtenue ici la validerait. En effet cette partie pourrait correspondre à du socle (composé de schiste vert), et de ce fait devrait être cartée au sein de l'unité lithologique voisine. De plus la composition en fausse couleur des 3 premières bandes ASTER confirmerait l'appartenance de cette zone à l'unité voisine (Figure 5.33).

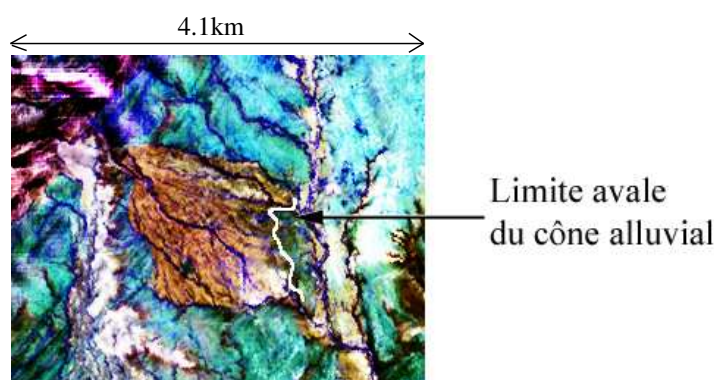


FIG. 5.33 – Limite aval du cône alluvial sur une composition couleur ASTER (bande spectrale 1, 2 et 3, résolution spatiale de 15m).

Ainsi, malgré l'hypothèse peu réaliste de l'existence de pixels purs sur cette zone, cette méthodologie nous a permis de proposer une dynamique de la formation superficielle à partir de l'étude des cartes d'abondance. Les données HYPERION ont donc un fort potentiel d'identification et de quantification lithologique.

Par contre cette méthodologie n'a pas permis d'identifier de végétation. Il est possible que la surface du cône recouverte par de la végétation était très faible au moment de l'enregistrement des données HYPERION (02 Janvier 2002). La méthode N-FINDR recherche les pixels purs, ou du moins "les plus purs". Si aucun pixel n'était majoritairement recouvert de végétation à cette époque de l'année, la méthode N-FINDR ne peut permettre l'identification de végétation.

5.3.5 Effet de la pente

Nous présentons dans cette partie l'analyse géologique à partir des données HYPERION de l'unité de calcaire stromatolitique (NZrDr). Cette surface a une altitude variant entre 1420m et 1651m, pour des pentes variant entre 0° et 32°. D'après l'étude de terrain, cette unité est composée d'affleurements de calcaire stromatolitique soit bleu-noir soit recristallisé gris-bleu très clair, de calcrète, de quartz, d'arbustes secs ou verts, et d'herbes grasses. Nous avons échantillonné un affleurement de calcaire stromatolitique bleu-noir (Pt 1, Figure 4.29) et un affleurement de calcaire stromatolitique recristallisé gris-bleu très clair (Pt 2, Figure 4.29). Nous avons également échantillonné les différentes espèces de végétaux présentes sur la zone.

a) Détermination des pôles purs de l'unité NZrDr par la méthode N-FINDR

D'après l'étude de la distribution de ces pixels sur les axes des deux premières CPs MNF HYPERION, les deux premières CPs sont suffisantes pour obtenir un simplex contenant l'ensemble des pixels. Les trois sommets du simplex correspondent aux trois pôles purs déterminés par la méthode N-FINDR.

b) Identification des pôles purs

Nous avons comparé les spectres de réflectance HYPERION des trois pixels correspondant aux pôles purs, aux spectres de terrain.

Le spectre du premier pôle pur est fortement corrélé au spectre de la mesure 5 de la série 5 correspondant à du *calcrète blanc à blocs de calcrète* (coefficient de corrélation de 0.9775). Les huit premiers coefficients de corrélation entre le spectre HYPERION de ce pôle pur et les spectres de terrain diffèrent au millième près (Figure 5.34). Et parmi ces huit premières lithologies, six correspondent à du *calcrète blanc à blocs de calcrète*.

De plus la moyenne des coefficients de corrélation entre les 10 mesures de la série 5 et ce pôle pur est la plus forte. Ce pôle pur correspondrait donc à du *calcrète*.

D'après l'étude des coefficients de corrélation entre le second pôle pur et les spectres de terrain, le spectre du second pôle pur est très fortement corrélé à la mesure 11 de la série 75 correspondant à du *schiste vert recouvert de calcrète*. Mais parmi les huit plus fort coefficients de corrélation, seul le premier correspond à cette lithologie. De plus l'étude des moyennes des coefficients de corrélation entre les 5 à 12 mesures de chaque série et ce pôle pur montre que la moyenne des coefficients de corrélation entre les 10 mesures de la série 75 et ce pôle pur n'est pas la plus forte. Au vu des tableaux de coefficients de corrélation, nous n'avons donc pu valider cette identification. Par contre ce pôle pur

| Série n° | Mesure n° | Lithologies | Coefficient de corrélation (en ordre décroissant) |
|----------|-----------|---|---|
| 5 | 5 | calcrete blanc à blocs de calcrete | 0,97758 |
| 47 | 11 | moyenne de melange de Black Limestone Ri2M de graviers calcrete | 0,97546 |
| 5 | 6 | calcrete blanc à blocs de calcrete | 0,97543 |
| 73 | 8 | roche quartzite tres deformé | 0,97533 |
| 5 | 4 | calcrete blanc à blocs de calcrete | 0,97488 |
| 16 | 6 | Calcaire STromatolitique NZrDr | 0,97424 |
| 5 | 3 | calcrete blanc à blocs de calcrete | 0,97152 |
| 47 | 4 | melange de Black Limestone Ri2M de graviers calcrete | 0,97043 |

FIG. 5.34 – Coefficients de corrélation entre le spectre HYPERION du premier pôle pur étudié et les spectres de la librairie spectrale de terrain.

pourrait correspondre à du *sable éolien*.

Finalement le spectre du troisième et dernier pôle pur est fortement corrélé au spectre de la mesure 5 de la série 75 correspondant à un *schiste vert recouvert de calcrète*. Néanmoins, l'étude des moyennes des coefficients de corrélation entre les 5 à 12 mesures de chaque série et ce pôle pur montre que ce dernier pourrait correspondre en fait à du *sable éolien*.

Nous obtenons alors un pôle pur identifié à du *calcrète* et deux pôles purs qui n'ont pu être identifiés avec certitude. De plus les identifications envisagées pour ces pôles purs seraient similaires. Rappelons que nous avons observé sur le terrain un mélange de plus de 5 éléments : calcaire stromatolitique soit bleu-noir soit recristallisé gris-bleu très clair, calcrète, quartz, arbustes secs ou verts, et herbes grasses. Nous pouvons alors en conclure que la méthode N-FINDR ne nous permet donc pas d'identifier les composants au sol sur un terrain en pente.

c) Proportion des composants au sein des pixels

Malgré les difficultés d'identification rencontrées au cours de la méthode N-FINDR, nous avons quantifié par la méthode de mélange spectral sous contraintes les 3 composants (calcrète et deux composants identifiés à du schiste vert) au sein de chaque pixel de l'unité NZrDr. Pour chaque composant, nous obtenons une carte d'abondance (Figure 5.35).

d) Précision des cartes d'abondance

La carte d'erreur montre que l'abondance du massif est globalement bien estimée (Figure 5.36). En effet, l'erreur moyenne est de 0.7. Ainsi les cartes d'erreur valident la quantification de chaque composant.

e) Etude des cartes d'abondance de l'unité NZrDr

D'après les cartes d'abondance, l'estimation des 3 composants est étroitement liée à l'exposition du terrain. Les zones exposées à l'ombre lors de l'enregistrement des données HYPERION sont occupées en grande partie par le deuxième pôle pur, identifié initialement comme étant du *schiste vert recouvert de calcrète* (Figure 5.35b). Les zones exposées au soleil sont composées en grande majorité par le troisième pôle pur. Finalement les zones à l'aval du massif sont composées de *calcrète blanc à blocs de calcrète*. La méthode

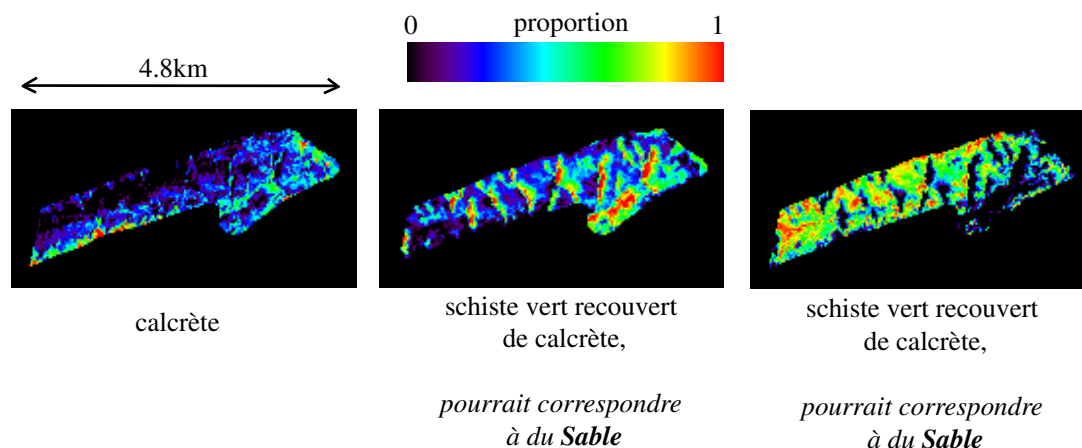


FIG. 5.35 – Cartes d’abondance des trois composants lithologiques de l’unité lithologique de calcaire stromatolitique (NZrDr). Proportion de : a) calcrète à blocs de calcrète, b) schiste vert recouvert de calcrète et également c) schiste vert recouvert de calcrète.

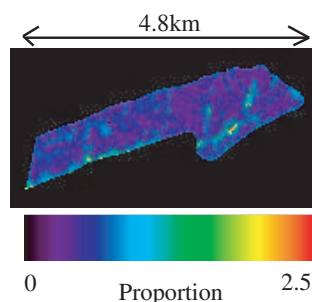


FIG. 5.36 – Carte d’erreur de l’unité lithologique de calcaire stromatolitique (NZrDr).

N-FINDR a en fait déterminé un pôle pur caractéristique de l’ombre, et un pôle pur caractéristique d’une zone exposée au soleil.

Dans notre cas présent, les cartes d’abondance ne fournissent pas d’informations lithologiques sur ce massif en pente. Ces cartes fournissent uniquement une information sur l’exposition du terrain, et donc l’orientation de la pente.

5.3.6 Bilan de l’utilisation de la méthode N-FINDR sur des données HYPERION

Potentiels et limitations de la méthodologie de cartographie lithologique utilisation de la méthode N-FINDR

La première étape de la méthodologie utilisant la N-FINDR consiste à déterminer les spectres HYPERION de chaque composant (pôle pur) de la surface d’étude (§ 5.3.1). Afin de déterminer le nombre de composants présents sur la surface d’étude, nous avons proposé une méthode simple, basée d’une part sur l’analyse de la distribution des pixels au sein des simplex et d’autre part sur l’identification des spectres HYPERION associés

aux sommets des simplex.

Néanmoins, l'identification des pôles purs s'est révélée une étape extrêmement délicate de part la très forte corrélation entre les spectres de terrain. Le calcul du nombre de pixels situés à l'extérieur des simplex permettrait de quantifier la quantité de pixels non représentés par une combinaison linéaire des sommets du simplex. Un seuil maximal de pixels non représentés par une combinaison des pôles purs pourrait être proposé. Ainsi le nombre de pôles purs composant la surface d'étude pourrait être déterminé en utilisant ce seuil et donc indépendamment d'une étude d'identification des pôles purs.

L'identification des composants au sol est l'étape la plus difficile à réaliser. Le spectre HYPERION de chaque pôle pur est comparé aux spectres de réflectance de terrain en calculant à chaque fois un coefficient de corrélation. Les dix plus forts coefficients de corrélation obtenus lors de la comparaison entre un pôle pur et les spectres de terrain diffèrent le plus souvent au millième près. Nous avons donc réalisé une analyse systématique des lithologies associées aux 8 plus forts coefficients de corrélation. Nous avons également étudié les coefficients de corrélation des séries de mesures spectrales. Cette méthode d'identification permet d'associer chaque pôle pur à une famille lithologique (*calcrète, sable, ...*), et non à une lithologie précise (*calcrète en couche épaisse, sable éolien mélangé à du gravier, ...*).

La difficulté à identifier les pôles purs provient essentiellement de la structure de la librairie spectrale de terrain. 1) Les spectres de terrain ont une très faible variabilité spectrale (Figure 5.4b). 2) La technique d'échantillonnage in situ des mesures spectrales a conduit à intituler de la même manière chaque mesure spectrale d'une même série. Parmi 10 mesures spectrales enregistrées sur une surface composée de galets de grès, de quartz, de calcaire noir et de sable éolien, une mesure peut correspondre à un seul galet de grès et donc contenir uniquement les bandes d'absorption du grès, alors qu'une autre mesure de la même série peut correspondre à une surface de sable pur. Pourtant l'intitulé de ces 2 mesures spectrales au sein de la librairie spectrale est identique : "mélange de galets de grès, de quartz, de calcaire noir et de sable éolien". Ainsi lors de l'étape d'identification lithologique cette terminologie des mesures spectrales pose problème. 3) Le sable est le composant dominant de la région de Rehoboth. Ainsi la librairie spectrale compte une majorité de spectres de sable. L'identification d'un pôle pur comme étant du sable peut être liée à la forte présence de sable dans la librairie. Une étude statistique de la librairie spectrale de terrain permettrait de connaître la proportion de chaque élément lithologique et de chaque végétal. Une pondération de chaque lithologie au sein de la librairie spectrale en fonction du nombre total de mesures de chaque lithologie permettrait d'écarter l'hypothèse qu'un pôle pur est identifié à du sable, car ce composant est majoritaire au sein de la librairie spectrale. Mais, toujours à cause de la terminologie donnée aux mesures spectrales, une étude statistique ne peut être réalisée sur notre librairie terrain.

Potentiels et limitations des données HYPERION pour la cartographie lithologique à l'échelle du pixel :

D'après une étude réalisée sur des données spectrales HYPERION synthétiques dont le rapport Signal sur Bruit est élevée, nous avons montré que l'utilisation des bandes spectrales HYPERION permet de discriminer deux calcaires optiquement proches (§ 5.1.2).

Néanmoins les données réelles HYPERION ayant un rapport Signal sur Bruit bien plus faible que les données synthétiques étudiées, la conclusion d'un fort potentiel de discrimination des bandes HYPERION ne peut être étendue aux données réelles. Pour étendre cette conclusion il faudrait retirer le bruit des données HYPERION et travailler avec les nouvelles données HYPERION filtrées. Or nos essais pour retirer le bruit des données HYPERION sont restés infructueux.

Ces essais ont mis en évidence une relation entre le bruit et l'albédo. Mais le bruit est également propre à chaque spectre HYPERION enregistré. L'estimation du bruit propre à chaque spectre pourrait être réalisée sur une image HYPERION comportant des grandes étendues composées d'un unique élément (un large plan d'eau, des dunes de sable). Une étude de la variabilité spatiale du bruit pourrait alors être réalisée au sein de chaque surface composée d'un unique élément. Une étude de la variabilité spectrale du bruit pourrait également être réalisée en comparant les spectres HYPERION de différents composants. En effet une comparaison entre un spectre HYPERION de sable et un spectre HYPERION de l'eau permettrait de mettre en évidence l'existence ou l'absence de bruit propre au composant étudié.

Les cartes d'abondance réalisées sur des terrains à fortes pentes n'apportent pas d'informations géologiques. En effet la détermination des pôles purs est uniquement dépendante de l'exposition de la surface. D'autre part, l'utilisation de données HYPERION dans cette méthodologie ne permet pas de discriminer la végétation au sol pour chacune des entités susceptibles d'en être couverte d'après les observations de terrain. Néanmoins, ces observations in situ ont eu lieu 2 ans et 1 mois après l'enregistrement des données HYPERION. Il est alors difficile de se fier avec exactitude à nos observations.

Finalement, malgré le faible rapport Signal sur Bruit des données HYPERION, l'utilisation de ces données hyperspectrales dans la méthodologie utilisant la N-FINDR permet de cartographier les entités lithologiques horizontales à l'échelle du pixel. Les différentes formations superficielles formant l'unité cartographiée initialement comme du graviers et du sable (Qs) et l'unité initialement cartographiée comme du calcrète (Qc) ont ainsi pu être caractérisées.

5.4 Hypothèse de mélanges lithologiques : méthode ACI

La méthode précédente était basée sur l'hypothèse de l'existence de pixels purs. Or il est rare de rencontrer dans la nature une surface de 30×30 m composée d'un unique élément (végétal, roche ou sol). Bien que les résultats obtenus aient été validés (hormis pour les surfaces à forte pente), nous avons cherché à estimer le potentiel d'une méthodologie partant de l'hypothèse plus réaliste que tout pixel est composé d'un mélange de composants lithologiques et/ou végétaux. Pour cela, nous avons appliqué une méthode d'Analyse en Composantes Indépendantes (ACI) (cf §3.2.2) afin de déterminer les spectres de réflectance de ces composants.

En théorie, on considère qu'il faut 10 mesures par paramètre estimé pour pouvoir ob-

tenir un bon résultat à partir d'une méthode ACI. Les paramètres estimés correspondent aux éléments de la matrice de séparation W ($= A^{-1}$), qui a une taille N_s^2 où : N_s correspond au nombre de sources recherchées. Dans le cas de la recherche de $N_s = 5$ signaux sources, le nombre de paramètre à estimer est 25. Si on utilise les 139 bandes spectrales HYPERION et que l'on recherche $N_s = 5$ sources, on a 695 mesures, soit 27 mesures par paramètres. Ainsi l'utilisation des 139 bandes spectrales HYPERION représente un échantillonnage suffisant pour obtenir un bon résultat avec les méthodes ACI.

Sous l'hypothèse que tout pixel est composé d'un mélange de composants lithologiques et/ou végétaux, la méthodologie de cartographie géologique à l'échelle du pixel mise en place consiste : 1) à déterminer les spectres de réflectance des composants lithologiques (pôles purs) en utilisant une méthode d'Analyse en Composantes Indépendantes (ACI), 2) à identifier leur nature lithologique en comparant les spectres des pôles purs aux spectres terrain, 3) à quantifier leur abondance au sein de chaque pixel appartenant à l'entité considérée à partir de la méthode de mélange spectral sous contraintes (Figure 5.37).

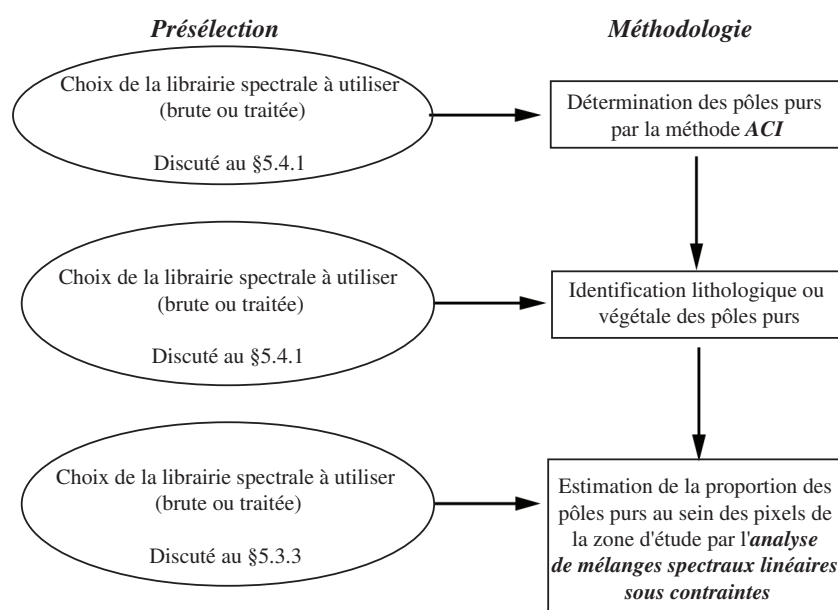


FIG. 5.37 – Méthodologie de cartographie géologique à l'échelle du pixel utilisant la méthode ACI.

Dans un Premier temps, nous avons testé le potentiel de discrimination et la sensibilité des méthodes Contextual ICA (§ 3.2.2.3), FAST-ICA (§ 3.2.2.4) et ACI de Zibulevsky (§ 3.2.2.5) sur des données spectrales synthétiques.

Suite à ces tests, nous avons appliqué la méthodologie de cartographie géologique à l'échelle du pixel basée sur la détermination des pôles purs par la méthode ACI de Zibulevsky, aux données réelles HYPERION. Afin d'estimer les potentiels de cette méthodologie, nous avons étudié l'impact de la diversité lithologique au sein de surfaces horizontales. Dans un premier temps, nous avons étudié le cas d'une formation superficielle dont la surface est susceptible d'être composée d'un mélange de composants lithologiques et végétaux. Alors l'hypothèse que tout signal observé soit un mélange de composants li-

thologiques est réaliste. Nous avons étudié dans un deuxième temps, le cas d'une formation superficielle comprenant des portions de surface de l'ordre du pixel HYPERION (30×30m) composées d'une seule lithologie. Alors il existe des signaux observés qui sont aussi des signaux sources. Et enfin, nous avons étudié le cas d'une surface au relief escarpé composée d'un mélange de composants lithologiques et végétaux.

5.4.1 Validité de l'hypothèse d'indépendance des sources

L'Analyse en Composantes Indépendantes (ACI) consiste à séparer N signaux sources à partir de N signaux observés. Dans notre étude les N signaux observés correspondent aux spectres HYPERION associés à N pixels. Et les N signaux sources correspondent à N spectres de réflectance des composants lithologiques et/ou végétaux des N pixels. Autrement dit, ces N signaux sources recherchés correspondraient aux spectres de réflectance de terrain enregistrées par le GER3700.

L'indépendance statistique des signaux sources recherchés est une hypothèse suffisante à la séparation de sources par les méthodes ACI. Par définition, l'indépendance entre deux sources entraîne la décorrélation de ces deux sources. Les spectres de terrain rééchantillonnés sur les 139 bandes spectrales HYPERION sont fortement corrélés (Figure 5.4b). Donc les spectres de terrain ne vérifient pas la condition d'indépendance.

Malgré l'apparente limitation due à la non-indépendance des sources, de nombreuses applications de méthodes ACI, notamment en imagerie médicale, ont été réalisées sous l'hypothèse de non-indépendance des sources, et les résultats de ces études se sont révélés en accord avec les attentes.

D'après le §5.1.1, la suppression de l'enveloppe convexe de chaque spectre de réflectance permet de mettre en valeur les caractéristiques spectrales. Le coefficient de corrélation entre chaque spectre dépourvu de son enveloppe est alors moins important (Figure 5.6). Afin de s'approcher de la condition d'indépendance des sources, nous proposons alors d'appliquer l'ACI en utilisant les spectres dépourvus de leur enveloppe. Ainsi les données synthétiques utilisées lors des tests (§ 5.4.2) sont des spectres dépourvus de leur enveloppe, les données HYPERION étudiées sont les données spectrales dépourvues de leur enveloppe, et enfin la librairie spectrale de terrain utilisée lors de l'identification des pôles purs déterminés par l'ACI est la librairie spectrale de terrain traitée.

5.4.2 Tests des méthodes ACI sur des données synthétiques

Les méthodes Contextual ICA, FAST-ICA et ACI de Zibulevsky cherchent toutes à séparer des sources indépendantes. Néanmoins elles diffèrent par leur méthode "statistique" mettant en évidence la propriété d'indépendance des signaux sources et leur méthode "algorithmique" permettant d'optimiser cette fonction d'indépendance. Le potentiel de discrimination et la sensibilité de chacune de ces méthodes ont été testés sur des données spectrales synthétiques.

5.4.2.1 Potentiel de discrimination des méthodes ACI

Dans un premier temps, nous avons étudié le potentiel de discrimination des 3 méthodes ACI (Figure 5.38). Les N données synthétiques à séparer à partir d'une méthode ACI sont des compositions linéaires de N spectres dépourvus de leur enveloppe. Soient N sources pures, i.e. N spectres de minéraux, de roches ou de végétation issues d'une librairie spectrale. Ces N sources pures x_{kj} sont mélangées de façon linéaire $f_{ij} = \sum_k e_{ik}x_{kj}$ sous les contraintes $e_{kj} \geq 0 \forall j \neq k$ et $\sum_k e_{kj} = 1 \forall j$.

Nous avons réalisé respectivement plusieurs séries de 100, 150, 200 et 250 tests de séparation de 2, 3, 4 et 5 sources pour chaque algorithme ACI. Lors de chaque test les 2, 3, 4 et 5 sources à séparer sont déterminées aléatoirement. Les spectres initiaux à retrouver sont mélangés linéairement pour former les spectres synthétiques selon les proportions données en figure 5.39.

Les sources indépendantes obtenues par les méthodes ACI sont finalement identifiées par comparaison avec les spectres de la librairie spectrale, en utilisant le coefficient de corrélation de Pearson. Nous avons cherché à déterminer le nombre de spectres que les 3 algorithmes ACI permettent de discriminer.

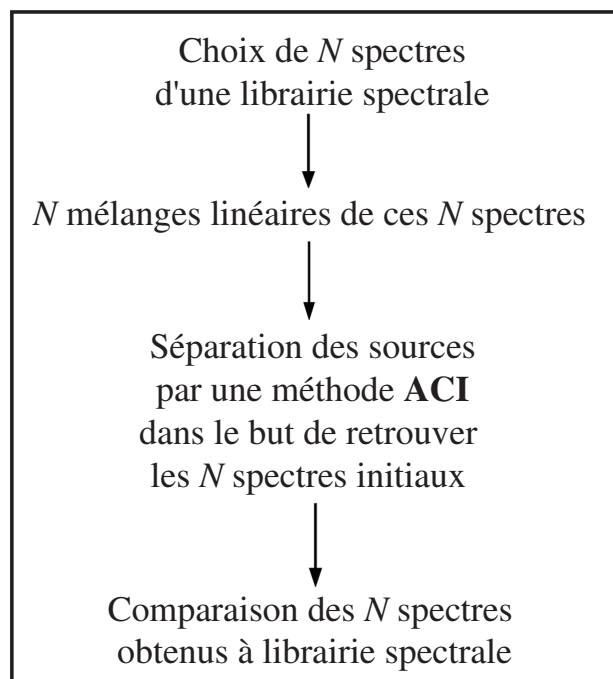


FIG. 5.38 – Méthodologie utilisée pour l'analyse des potentiels des méthodes ACI sur des spectres synthétiques.

| | | % du Spectre1 | % du Spectre2 | % du Spectre3 | % du Spectre4 | % du Spectre5 |
|-------------------------|----------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| Séparation de 2 sources | Mélange1 | 50 | 50 | | | |
| | Mélange2 | 20 | 80 | | | |
| Séparation de 3 sources | Mélange1 | 50 | 30 | 20 | | |
| | Mélange2 | 10 | 40 | 50 | | |
| | Mélange3 | 30 | 60 | 10 | | |
| Séparation de 4 sources | Mélange1 | 50 | 30 | 10 | 10 | |
| | Mélange2 | 10 | 20 | 40 | 30 | |
| | Mélange3 | 30 | 40 | 10 | 20 | |
| | Mélange4 | 10 | 40 | 10 | 40 | |
| Séparation de 5 sources | Mélange1 | 20 | 20 | 20 | 20 | 20 |
| | Mélange2 | 30 | 30 | 0 | 30 | 10 |
| | Mélange3 | 10 | 10 | 20 | 30 | 30 |
| | Mélange4 | 20 | 20 | 20 | 40 | 0 |
| | Mélange5 | 0 | 20 | 0 | 40 | 40 |

FIG. 5.39 – Mélanges linéaires de spectres initiaux à retrouver pour la séparation de 2, 3, 4 et 5 sources.

a) Tests sur la librairie spectrale USGS AVIRIS

Une première série de tests a été réalisée à partir de spectres appartenant à la librairie spectrale USGS AVIRIS comptant 20 mesures spectrales dépourvues de leur enveloppe de 18 minéraux et 2 végétaux (Tableau 5.1), enregistrées dans 420 bandes spectrales entre 0.3 et 2.56 μm (Clark *et al.*, 1993). Les échantillons de minéraux de la librairie spectrale USGS sont des poudres de minéraux purs. Les coefficients de corrélation entre les spectres de ces minéraux dépourvus de leur enveloppe sont faibles (Figure 5.40).

| | | | |
|-----------------|-----------|-------------|--------------|
| Alunite | Calcite | Chalcedoine | Chlorite |
| Dickite | Dolomite | Epidote | Goethite |
| Hematite | illite | Jarosite | Kaolinite |
| Montmorillonite | Muscovite | Opale | Pyrophyllite |
| Talc | Tremolite | Herbe verte | Herbe sèche |

TAB. 5.1 – Liste des 18 minéraux et des 2 végétaux de la librairie spectrale USGS.

Les résultats des séries de 100, 150, 200 et 250 tests de séparation de 2, 3, 4 et 5 sources pour chaque algorithme ACI sur la librairie USGS sont présentés en figure 5.41. La réalisation de plusieurs séries de tests nous a permis de calculer l'erreur associée à chaque résultat.

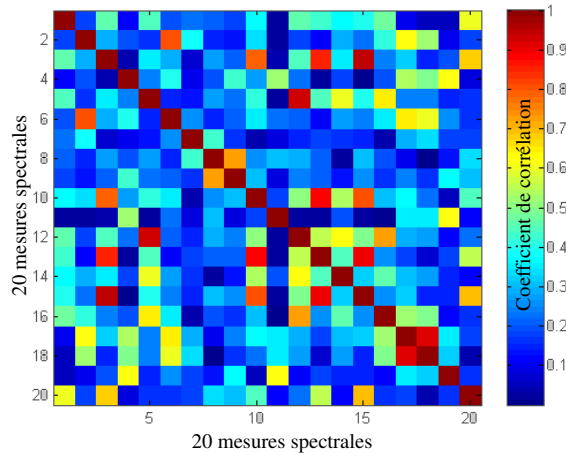


FIG. 5.40 – Coefficients de corrélation entre chaque mesure spectrale dépourvue de son enveloppe de la librairie USGS comptant 18 minéraux et 2 végétaux (sur 420 bandes spectrales).

- Dans le cas de la séparation de 2 et 3 spectres par la méthode **Contextual ACI**, la majorité des tests a permis de retrouver 1 seul spectre. Et dans le cas de la séparation de 4 et 5 spectres par cette même méthode ACI, la majeure partie des tests n'a permis de retrouver aucun des spectres attendus. Par exemple 65% des tests effectués dans le but de retrouver 5 spectres ne convergent pas vers la solution.
- Dans le cas de la séparation de 2, 3 et 4 spectres par la méthode **FAST-ICA**, la majorité des tests a permis de retrouver l'ensemble des sources recherchées. Et dans le cas de la séparation de 5 spectres, la majeure partie des tests a permis de retrouver 4 des spectres attendus.
- Dans le cas de la séparation de 2 spectres par la méthode **ACI de Zibulevsky**, la majeure partie des tests a permis de retrouver 1 seul spectre. Et dans le cas de la séparation de 3, 4 et 5 spectres, la majeure partie des tests a permis de retrouver seulement 2 des spectres attendus.

Les méthodes FAST-ICA et ACI de Zibulevsky retrouvent quasiment à chaque test au moins une des sources recherchées. Néanmoins, la méthode FAST-ICA retrouve plus souvent la totalité des spectres attendus par rapport à la méthode ACI de Zibulevsky. Pour la séparation de 5 spectres, la méthode FAST-ICA retrouve en moyenne 37 fois sur 100 la totalité des spectres, tandis que la méthode ACI de Zibulevsky ne retrouve que 1.5 fois sur 100 la totalité des spectres (Figure 5.41).

Cette série de tests réalisée sur une librairie spectrale composée de mesures spectrales de minéraux et de végétaux, montre : 1) le potentiel limité de la méthode Contextual ACI qui converge majoritairement vers des spectres différents de ceux attendus lors de la séparation de plus de 3 sources, 2) le potentiel encourageant de la méthode ACI de

| Spectres mélangés | nbr de spectres retrouvés par l'ACI | Contextual ICA | FAST ICA | ACI de Zibulevsky |
|-------------------|--|----------------|-----------|-------------------|
| 2 | % de tests ne retrouvant aucune source | 5 ±1 | 0 | 0 |
| | % de tests retrouvant 1 source | 71 ±4 | 12 ±2 | 61 ±1 |
| | % de tests retrouvant 2 sources | 21 ±4 | 88 ±2 | 39 ±1 |
| 3 | % de tests ne retrouvant aucune source | 25 ±1 | 1 | 0,5 |
| | % de tests retrouvant 1 source | 46 ±2 | 2,5 ±0,5 | 26,5 ± 2 |
| | % de tests retrouvant 2 sources | 22 ±1 | 30 ±1 | 52 ± 2 |
| | % de tests retrouvant 3 sources | 6 ±1 | 67 ±1 | 21 ± 2 |
| 4 | % de tests ne retrouvant aucune source | 46 ±1 | 0,5 ±0,5 | 2 |
| | % de tests retrouvant 1 source | 26 ±2 | 0,5 | 19 ± 1 |
| | % de tests retrouvant 2 sources | 13 ±2 | 8 ±1 | 46 ±1 |
| | % de tests retrouvant 3 sources | 8,5 ±0,5 | 45 ±2 | 29 ± 1 |
| | % de tests retrouvant 4 sources | 1,5 ±0,5 | 46 ±1 | 4 ± 1 |
| 5 | % de tests ne retrouvant aucune source | 65 ±1 | 0 | 2 ±2 |
| | % de tests retrouvant 1 source | 23 ±2 | 0 | 22,5 ±2 |
| | % de tests retrouvant 2 sources | 8 ±0,5 | 1,5 ±0,5 | 39 ±2 |
| | % de tests retrouvant 3 sources | 3,5 ±0,5 | 15,5 ±0,5 | 28 ±2 |
| | % de tests retrouvant 4 sources | 1,5 ±0,5 | 46 | 7 ±2 |
| | % de tests retrouvant 5 sources | 0,5 | 37 | 1,5 ±2 |

FIG. 5.41 – Pourcentage de tests identifiant correctement les spectres formant les mélanges par les méthodes Contextual-ACI, FAST-ICA et ACI de Zibulevsky. Tests réalisés sur la librairie spectrale USGS comptant 20 mesures spectrales dépourvues de leur enveloppe de 18 minéraux et 2 végétaux sur 420 bandes spectrales.

Zibulevsky qui permet de retrouver au moins une source à chaque test, 3) et le fort potentiel de la méthode FAST-ICA qui permet de retrouver la totalité des sources lors de la séparation de moins de 5 sources.

b) Tests sur la librairie spectrale de terrain GER3700 de Rehoboth réduite à 20 mesures spectrales

Une deuxième série de tests a été réalisée à partir de spectres dépourvus de leur enveloppe, appartenant à la librairie spectrale de terrain GER3700 de Rehoboth réduite à 18 mesures spectrales de roches, minéraux et sables et 2 de végétaux, sur les 640 bandes spectrales GER (Tableau 5.2). Les coefficients de corrélation entre ces 20 mesures spectrales sont plus importants que ceux de la librairie USGS (Figure 5.42).

Les résultats des séries de 100, 150, 200 et 250 tests de séparation de 2, 3, 4 et 5 sources pour chaque algorithme ACI sur la librairie spectrale de terrain traitée et réduite sont présentés en figure 5.43.

| | |
|--|---|
| Série 5, Mesure 1 : blocs de calcrète blanc | Série 46, Mesure 1 : calcaire noir |
| Série 65, Mesure 1 : calcrète en couche épaisse | Série 16, Mesure 1 : calcaire stromatolitique |
| Série 19, Mesure 1 : calcaire stromatolitique recristallisé très clair | Série 50, Mesure 2 : calcaire gris clair mudstone |
| Série 22, Mesure 1 : calcaire sombre | Série 26, Mesure 1 : tailing de Klein Aub |
| Série 27, Mesure 1 : grès | Série 30, Mesure 1 : conglomérat |
| Série 74, Mesure 1 : schiste argileux | Série 28, Mesure 1 : quartz |
| Série 50, Mesure 3 : dolomie | Série 63, Mesure 1 : galets de grès arrondis |
| Série 11, Mesure 1 : quartzite | Série 63, Mesure 6 : galets de grès cassés |
| Série 59, Mesure 1 : sable éolien comprimé | Série 61, Mesure 10 : végétation verte |
| Série 7, Mesure 1 : sable éolien roux presque pur | Série 61, Mesure 9 : végétation sèche |

TAB. 5.2 – Liste des 18 roches, minéraux et sables et des 2 végétaux de la librairie spectrale de terrain réduite, de Rehoboth.

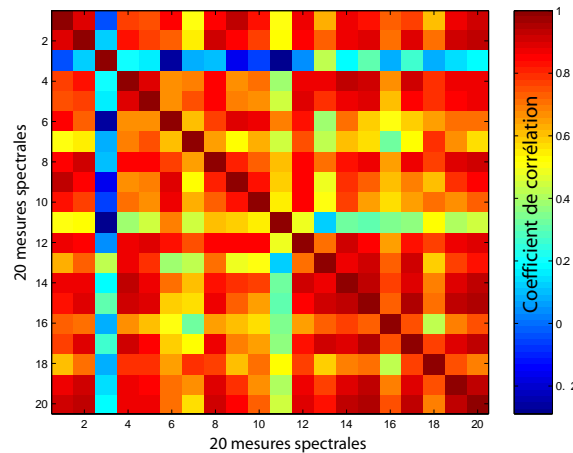


FIG. 5.42 – Coefficients de corrélation entre chaque mesure spectrale de terrain dépourvue de son enveloppe comptant 18 roches, minéraux et sables et 2 végétaux (sur 620 bandes spectrales).

- Dans le cas de la séparation de 2 spectres par la méthode **Contextual ACI**, la majorité des tests a permis de retrouver 1 seul spectre. Et dans le cas de la séparation de 3, 4 et 5 spectres, la majeure partie des tests n'a permis de retrouver aucun des spectres attendus. De plus dans le cas de la séparation de 4 et 5 spectres, aucun test n'a donné lieu à une séparation correcte de la totalité des signaux sources.
- Dans le cas de la séparation de 2 spectres par la méthode **FAST-ICA** la majorité des tests a permis de retrouver l'ensemble des spectres. Dans le cas de la séparation de 3 spectres, la majorité des tests a permis de retrouver 2 spectres. Dans le cas de la séparation de 4 spectres, la majorité des tests a permis de retrouver 2 à 3 spectres. Et dans le cas de la séparation de 5 spectres, la méthode permet de re-

| Spectres mélangés | nbr de spectres retrouvés par l'ACI | Contextual ICA | FAST ICA | ACI de Zibulevsky |
|-------------------|--|----------------|-----------|-------------------|
| 2 | % de tests ne retrouvant aucune source | 6 ±2 | 3 ±2 | 0 |
| | % de tests retrouvant 1 source | 71 ±2 | 33 ±1 | 54 ±3 |
| | % de tests retrouvant 2 sources | 23 ±2 | 64 ±3 | 46 ±3 |
| 3 | % de tests ne retrouvant aucune source | 51 ±0,5 | 2 ±1 | 1 |
| | % de tests retrouvant 1 source | 29 ±1 | 19 ±1 | 22,5 ±2 |
| | % de tests retrouvant 2 sources | 17 ±1 | 52,5 ±0,5 | 54 ±2 |
| | % de tests retrouvant 3 sources | 2,5 ±0,5 | 25,5 ±1,5 | 20 ±2 |
| 4 | % de tests ne retrouvant aucune source | 74,5 ±1 | 0,5 ±0,5 | 2 ±1 |
| | % de tests retrouvant 1 source | 19 ±1 | 5 ±1,5 | 21 ±3 |
| | % de tests retrouvant 2 sources | 5 ±2 | 42 ±2 | 50 ±2 |
| | % de tests retrouvant 3 sources | 2,5 ±1 | 40 ±2 | 25 ±2 |
| | % de tests retrouvant 4 sources | 0 | 11,5 ±0,5 | 2 ±1 |
| 5 | % de tests ne retrouvant aucune source | 76,5 ±1 | 0 ±0,5 | 8 ±1 |
| | % de tests retrouvant 1 source | 21,5 ±1 | 5 ±1 | 18 ±2 |
| | % de tests retrouvant 2 sources | 1,5 ±0,5 | 25 ±2 | 45 ±3 |
| | % de tests retrouvant 3 sources | 0,5 ±0,5 | 38 ±2 | 23 ±4 |
| | % de tests retrouvant 4 sources | 0 | 25,5 ±0,5 | 4,5 ±2 |
| | % de tests retrouvant 5 sources | 0 | 7 ±1 | 0,5 ±0,5 |

FIG. 5.43 – Pourcentage de tests identifiant correctement les spectres par les méthodes Contextual-ACI, FAST-ICA et ACI de Zibulevsky. Tests sur la librairie spectrale de terrain traitée de Rehoboth comptant 20 mesures spectrales de 18 roches, sables et minéraux et de 2 végétaux sur les 640 bandes spectrales GER.

trouver 3 spectres. Cette méthode retrouve quasiment à chaque test au moins une des sources recherchées. Finalement les résultats obtenus en utilisant la librairie de terrain traitée sont moins bons que ceux obtenus en utilisant la librairie USGS.

- Dans le cas de la séparation de spectres de terrain par la méthode **ACI de Zibulevsky**, les résultats obtenus sont similaires à ceux obtenus à partir de la librairie spectrale USGS. Seul le pourcentage de tests ne retrouvant aucun spectre lors de la séparation de 5 sources a augmenté, passant de 2% à près de 8%.

Cette deuxième série de tests montre encore une fois que l'algorithme FAST-ICA permet de retrouver plus souvent les spectres attendus par rapport à la méthode ACI de Zibulevsky. Néanmoins, la différence entre les potentiels des deux méthodes est moindre dans le cas de l'utilisation de la librairie spectrale de terrain traitée. Pour la séparation de 5 spectres, la méthode FAST-ICA retrouve en moyenne 7 fois sur 100 la totalité des spectres. Par contre la méthode ACI de Zibulevsky ne retrouve que 0.5 fois sur 100 la totalité des spectres (Figure 5.43).

Cette série de tests utilisant la librairie spectrale de terrain traitée et réduite, confirme

le potentiel limité de la méthode Contextual ACI qui converge majoritairement vers des spectres différents de ceux attendus. Par contre les potentiels encourageants de la méthode ACI de Zibulevsky sont confirmés. Finalement la méthode FAST-ICA semble sensible à la nature des mesures spectrales étudiées. La méthode FAST-ICA semble plus adaptée à la séparation de spectres de minéraux purs qu'à la séparation de spectres de terrain.

c) Tests sur la librairie spectrale de terrain GER3700 de Rehoboth réduite à 20 mesures spectrales et rééchantillonnée aux 139 bandes spectrales HYPERION.

La différence de nombre de bandes spectrales des spectres peut également avoir un impact dans la séparation de sources par les méthodes ACI. Nous avons alors étudié le potentiel de séparation de sources des 3 méthodes ACI, en utilisant la librairie spectrale de terrain réduite à 18 roches, minéraux et sables et 2 végétaux (Tableau 5.2) et rééchantillonnée aux 139 bandes spectrales HYPERION.

Les résultats des séries de 100, 150, 200 et 250 tests de séparation de 2, 3, 4 et 5 sources pour chaque algorithme ACI sur la librairie spectrale de terrain traitée, réduite et rééchantillonnée aux 139 bandes spectrales HYPERION sont présentés en figure 5.44 :

- Dans le cas de la séparation de 2 et 3 spectres par la méthode **Contextual ACI**, la majorité des tests a permis de retrouver 1 seul spectre. Et dans le cas de la séparation de 4 et 5 spectres, la majeure partie des tests n'a permis de retrouver aucun des spectres attendus.
- Dans le cas de la séparation de 2 et 3 spectres par la méthode **FAST-ICA**, la majeure partie des tests a permis de retrouver 1 seul spectre attendu. Et dans le cas de la séparation de 4 et 5 spectres, la majeure partie des tests a permis de retrouver 2 spectres. Finalement la méthode FAST-ICA retrouve un spectre de moins que lors de l'utilisation des 640 bandes spectrales. Donc plus le nombre de bandes spectrales est important, plus le potentiel de la méthode FAST-ICA est important.
- Dans le cas de la séparation de 2 et 3 spectres par la méthode **ACI de Zibulevsky**, la majeure partie des tests a permis de retrouver 1 seul spectre attendu. Et dans le cas de la séparation de 4 et 5 spectres, la majeure partie des tests a permis de retrouver 2 spectres. Par contre aucun test de séparation de 5 sources n'a permis de retrouver la totalité des spectres attendus. Finalement hormis pour la séparation de 3 spectres, la méthode ACI de Zibulevsky permet de retrouver autant de spectres que lors de l'utilisation des 640 bandes spectrales.

Dans le cas des méthodes FAST-ICA et ACI de Zibulevsky, le pourcentage de tests utilisant la librairie spectrale de terrain traitée sur les 139 bandes spectrales et ne retrouvant aucun spectre est supérieur au pourcentage obtenu lors de l'utilisation de spectres sur 640 bandes spectrales GER.

La différence entre les potentiels de ces deux méthodes est encore une fois amoindrie. Pour la séparation de 5 spectres, la méthode FAST-ICA retrouve en moyenne 0.5 fois sur 100 la totalité des spectres attendus. Par contre la méthode ACI de Zibulevsky ne retrouve aucun spectre (Figure 5.44).

| Spectres mélangés | nbr de spectres retrouvés par l'ACI | Contextual ICA | FAST ICA | ACI de Zibulevsky |
|-------------------|--|----------------|----------|-------------------|
| 2 | % de tests ne retrouvant aucune source | 15 ±2 | 15 ±1 | 8 ±1 |
| | % de tests retrouvant 1 source | 66 ±4 | 66 ±1 | 65 ±1 |
| | % de tests retrouvant 2 sources | 20 ±3 | 18 ±0,5 | 26 ±1 |
| 3 | % de tests ne retrouvant aucune source | 29 ±1 | 12 ±1 | 11 ±3 |
| | % de tests retrouvant 1 source | 42 ±2 | 50 ±5 | 46 ±3 |
| | % de tests retrouvant 2 sources | 27 ±1 | 32 ±4 | 38 ±2 |
| | % de tests retrouvant 3 sources | 2,5 ±1 | 6 ±5 | 4 ±2 |
| 4 | % de tests ne retrouvant aucune source | 48 ±1 | 9 ±1 | 12 ±2 |
| | % de tests retrouvant 1 source | 26,5 ±1 | 35 ±2 | 35 ±3 |
| | % de tests retrouvant 2 sources | 18 ±1 | 38 ±1 | 42 ±2 |
| | % de tests retrouvant 3 sources | 6 ±2 | 15 ±1 | 9 ±2 |
| | % de tests retrouvant 4 sources | 0,5 ±0,5 | 1 ±1 | 0,5 ±0,5 |
| 5 | % de tests ne retrouvant aucune source | 60 ±0,5 | 7,5 ±1,5 | 14 ±3 |
| | % de tests retrouvant 1 source | 27,5 ±0,5 | 27 | 35 ±3 |
| | % de tests retrouvant 2 sources | 9,5 ±0,5 | 36,5 | 39 ±3 |
| | % de tests retrouvant 3 sources | 2,5 ±0,5 | 21 ±0,5 | 10 ±3 |
| | % de tests retrouvant 4 sources | 1,5 ±0,5 | 6 ±2 | 1,5 ±1 |
| | % de tests retrouvant 5 sources | 0,5 ±0,5 | 0,5 ±0,5 | 0 |

FIG. 5.44 – Pourcentage de tests identifiant correctement les spectres par les méthodes Contextual-ACI, FAST-ICA et ACI de Zibulevsky. Tests sur la librairie spectrale de terrain comptant les mesures spectrales de 18 roches et 2 végétaux sur les 139 bandes spectrales HYPERION.

D'après l'analyse comparative précédemment exposée, la méthode ACI de Zibulevsky et la méthode FAST-ICA ont les plus grands potentiels de séparation de données spectrales synthétiques. Néanmoins, la méthode ACI de Zibulevsky semble moins influencée par le nombre de bandes spectrales ainsi que par la nature de spectres à étudier. Cette insensibilité confère une stabilité à la méthode qui peut s'avérer utile lors de l'application de la méthode à des données réelles telles que les données HYPERION.

5.4.2.2 Sensibilité des méthodes ACI

Nous avons étudié l'influence de la proportion des spectres initiaux au sein des mélanges sur les résultats de la méthode ACI de Zibulevsky. Des séries de 200 tests de séparation de 2 spectres ont été réalisées (Tableau 5.2). Les 2 spectres sont pris aléatoirement au sein de la librairie spectrale de terrain traitée et réduite à 20 mesures spectrales sur les 640 bandes spectrales GER.

Dans un premier temps, nous avons fixé un des 2 mélanges de spectre à $50\%Spectre_1 + 50\%Spectre_2$ et nous avons fait varier la proportion des 2 spectres initiaux au sein du

deuxième mélange.

Plus la proportion du $Spectre_1$ augmente au sein du deuxième mélange, plus le pourcentage de tests retrouvant 1 seul spectre augmente et inversement plus le pourcentage de tests retrouvant les 2 spectres initiaux diminue (Figure 5.45).

Ainsi, lorsque la proportion des spectres au sein du deuxième mélange tend vers une égalité, le pourcentage de chance de retrouver les 2 spectres diminue. En effet, lorsque la proportion des spectres au sein du deuxième mélange tend vers une égalité, les 2 mélanges tendent à se ressembler, donc la quantité d'information contenue dans les 2 mélanges diminue. La méthode ACI ayant moins d'information pour séparer les deux sources initiales, le pourcentage de chance de retrouver ces deux sources diminue.

| Spectres mélangés | nbr de spectres retrouvés par l'ACI de Zibulevsky | 0% Spectre1 100% Spectre2 | 10% Spectre1 90% Spectre2 | 20% Spectre1 80% Spectre2 | 30% Spectre1 70% Spectre2 | 40% Spectre1 60% Spectre2 |
|-------------------|---|------------------------------|------------------------------|------------------------------|------------------------------|------------------------------|
| 2 | % de tests ne retrouvant aucune source | 0 | 0 | 0 | 1,5 | 8 |
| | % de tests retrouvant 1 source | 51,5 | 53 | 58 | 61,5 | 61 |
| | % de tests retrouvant 2 sources | 48,5 | 47 | 42 | 37 | 31 |

FIG. 5.45 – Pourcentage de tests identifiant correctement les spectres en fixant un mélange à $50\%Spectre_1 + 50\%Spectre_2$ et en faisant varier le pourcentage des spectres au sein du deuxième mélange. Tests utilisant la méthode ACI de Zibulevsky, réalisés sur la librairie spectrale de terrain traitée réduite (640 bandes spectrales GER).

Dans un deuxième temps, nous avons fixé un des 2 mélanges de spectre à $10\%Spectre_1 + 90\%Spectre_2$ et nous avons fait varier la proportion des 2 spectres initiaux au sein du deuxième mélange.

Plus la proportion du $Spectre_1$ augmente au sein du deuxième mélange, plus le pourcentage de tests retrouvant 1 seul spectre diminue et inversement plus le pourcentage de tests retrouvant les 2 spectres initiaux augmente (Figure 5.46).

Ainsi lorsque la proportion des spectres au sein du 2ème mélange tend vers une égalité, le pourcentage de chance de retrouver l'ensemble des spectres augmente. En effet lorsque la proportion des spectres au sein du 2ème mélange tend vers une égalité, la quantité d'information concernant le $Spectre_1$ augmente. La méthode ACI ayant plus d'information pour séparer les deux sources initiales, le pourcentage de chance de retrouver ces deux sources augmente.

Les résultats de l'algorithme ACI de Zibulevsky dépendent donc fortement de la composition des mélanges. Il est difficile de retrouver l'ensemble des composants si les mélanges sont proches et il est également difficile de retrouver les composants lithologiques en faible quantité au sein des mélanges. Il est néanmoins impossible de proposer un seuil de proportion au dessous duquel les méthodes ACI ne permettraient pas une séparation correcte de sources. Appliquée à des données réelles hyperspectrales, cela signifie qu'il sera difficile d'identifier 1) les composants en faible quantité au sein des pixels, 2) l'ensemble des composants au sol si ceux ci sont mélangés en proportions identiques au sein de l'ensemble des pixels considérés. Suite à cette dernière remarque, il conviendrait d'éviter de considérer des pixels voisins pour la séparation de spectres.

| Spectres mélangés | nbr de spectres retrouvés par l'ACI de Zibulevsky | 10% Spectre1 90% Spectre2 | 20% Spectre1 80% Spectre2 | 30% Spectre1 70% Spectre2 | 40% Spectre1 60% Spectre2 |
|-------------------|---|------------------------------|------------------------------|------------------------------|------------------------------|
| 2 | % de tests ne retrouvant aucune source | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | % de tests retrouvant 1 source | 97 | 84,5 | 83 | 65,5 |
| | % de tests retrouvant 2 sources | 3 | 15,5 | 17 | 34,5 |

FIG. 5.46 – Pourcentage de tests identifiant correctement les spectres en fixant un mélange à $0\%Spectre_1 + 100\%Spectre_2$ et en faisant varier le pourcentage des spectres au sein du deuxième mélange. Tests utilisant la méthode ACI de Zibulevsky, réalisés sur la librairie spectrale de terrain traitée et réduite (640 bandes spectrales GER).

Une étude similaire réalisée sur les résultats de la méthode FAST-ACI a montré également l'influence du pourcentage des spectres initiaux au sein des mélanges sur la séparation des sources.

Notons finalement l'impossibilité de retrouver 2 sources en quantité identique au sein des deux mélanges. En effet, prenons $20\%Spectre_1 + 80\%Spectre_2$ au sein des deux mélanges, nous obtenons deux spectres identiques, donc deux fois la même information. Le système à résoudre est alors une équation à deux inconnus qui ne peut être résolue par une méthode ACI. Ainsi, concrètement, l'étude de pixels HYPERION constitués de mélanges lithologiques similaires ne pourra être réalisée par les méthodes ACI.

L'application d'une méthode ACI aux données HYPERION diffère des tests précédemment réalisés de part le faible rapport de signal sur bruit présent dans les données HYPERION en comparaison des données in situ enregistrées avec le GER3700. De part la forte sensibilité de la méthode FAST-ICA (sensibilité à la nature des spectres et aux nombres de bandes spectrales), nous avons choisi d'utiliser la méthode ACI de Zibulevsky pour déterminer les spectres des composants au sol partir des données hyperspectrales HYPERION.

5.4.3 Séparation de sources sur les données HYPERION de Rehoboth

5.4.3.1 Choix du nombre de spectres à séparer

La méthode ACI sépare N signaux sources à partir de N signaux correspondant aux signatures spectrales de N pixels composant la couche lithologique étudiée. Chaque signal source représente la signature spectrale d'un pôle pur présent au sol. Pour déterminer le nombre de signatures spectrales HYPERION à utiliser, i.e. le nombre de pixels à considérer, aucune technique rigoureuse existe. Nous proposons d'utiliser la technique présentée en §5.3.1 afin de déterminer le nombre de composants présents au sol. Cette technique consiste à étudier la distribution des pixels au sein d'un simplexe dans un espace formé par les CPs MNF HYPERION.

Nous avons vu au §5.2 que l'intensité du bruit est lié à l'albédo et de plus qu'il existe un bruit propre à chaque signal HYPERION. Néanmoins, nous n'avons pas étudié la

variation spatiale de ce bruit dans l'image HYPERION. Nous proposons pour cela de considérer le bruit comme un signal source à séparer, et donc de considérer un pixel supplémentaire par rapport au nombre de composants lithologiques déterminé par l'étude des simplex.

Après séparation des sources par la méthode ACI, chaque signal source séparé est comparé aux 713 spectres de la librairie spectrale de terrain traitée. Si un signal source est très faiblement corrélé aux signatures spectrales de la librairie traitée, alors celui-ci pourra être assimilé au bruit. Ainsi, au sein de l'entité géologique étudiée, le bruit ne sera lié qu'à l'albédo. Inversement, si les coefficients de corrélation entre les signaux sources et les signatures spectrales de la librairie traitée sont tous dans le même ordre de grandeur, alors aucun signal source ne pourra être assimilé à du bruit. Et au sein de l'entité géologique étudiée, le bruit sera lié à l'albédo, et de plus différera au sein de chaque signal enregistré par HYPERION.

5.4.3.2 Effet du mélange lithologique

a) Tout pixel est composé d'un mélange lithologique

L'identification lithologique par résolution du problème ACI a été réalisée dans un premier temps sur le cône d'alluvions horizontal appartenant à la formation initialement cartographiée comme du sable et graviers (Qs), et préalablement étudié au §5.3.4.2. La surface de l'ordre du pixel HYPERION, échantillonnée lors de la mission de terrain, est composée d'un mélange de débris de grès, calcaire noir, quartz et calcrète (Figure 5.1). L'étude de cette formation superficielle constitue l'étude-test la plus appropriée face aux exigences de la méthode ACI. En effet cette surface est composée d'un mélange hétérogène d'éléments lithologiques et végétaux. Ainsi l'hypothèse que chaque signal enregistré par le capteur HYPERION est un mélange de signaux sources est vérifiée.

Identification des composants

Cette formation a été préalablement étudiée en utilisant la méthode N-FINDR. D'après l'étude de la distribution des pixels au sein des simplex, nous avons déterminé 4 composants lithologiques (§5.3.4), et nous avons obtenu la composition lithologique et végétale suivante : un mélange de sable très fin beige et de graviers, des colluvions de blocs de grès sur du sable ocre foncé, des blocs de calcrète, et un mélange de sable éolien, de fragments de quartz et quartzite et de végétation sur des schistes verts. Nous proposons alors d'identifier 5 signaux sources au sein du dépôt en utilisant la méthode ACI de Zibulevsky : 4 spectres de réflectance et un signal de bruit.

La séparation de 5 spectres HYPERION pris aléatoirement au sein du dépôt par l'algorithme ACI de Zibulevsky a permis de retrouver 5 composants lithologiques qui sont tous susceptibles d'appartenir à la zone (Figure 5.47a). Les coefficients de corrélation entre les signaux sources séparés par l'ACI et les spectres de terrain sont faibles mais sont tous compris entre 0.3 et 0.4. Donc aucun signal source obtenu ne semble contenir l'information de bruit.

Néanmoins, la séparation de 5 autres spectres HYPERION pris également au sein de dépôt par l'algorithme ACI de Zibulevsky permet de retrouver 5 composants

| | Identification des signaux sources | coefficient de corrélation |
|---|---|----------------------------|
| a) 1er test sur 5 spectres HYPERION pris aléatoirement au sein du cône d'alluvions | blocs de calcaire noir Ri2M éboulés du sommet | 0,32 |
| | quartz | 0,27 |
| | quartzite | 0,31 |
| | calcrète blanc à blocs de calcrete | 0,37 |
| | colluvion de gres arrondis sur shale verdatre avec gravillons de quartz | 0,40 |
| b) 2ème test sur 5 spectres HYPERION pris aléatoirement au sein du cône d'alluvions | filon de calcite dans calcaire stromatolitique NZrDr | 0,34 |
| | sable, fragments de quartz, fragments de quartzite et végétation sur schistes verts | 0,35 |
| | filon de calcite dans calcaire stromatolitique NZrDr | -0,27 |
| | blocs de calcaire noir Ri2M éboulés du sommet | 0,43 |
| | Tailing de Klein Aub | 0,37 |
| c) 3ème test sur 5 spectres HYPERION pris aléatoirement au sein du cône d'alluvions | blocs de calcaire noir Ri2M éboulés du sommet | 0,51 |
| | sable éolien roux presque pur | 0,46 |
| | sable éolien roux presque pur | 0,38 |
| | gres silteux altéré affleurant en feuilletés | 0,79 |
| | sable éolien ocre foncé avec ébouli de quartzite | 0,64 |

FIG. 5.47 – *Etude du cône d'alluvions composé de : débris de grès, calcaire noir, quartz et calcrète (Photo en figure 5.1) : Résultats de 3 tests d'identification des 5 pôles purs à partir de 5 spectres HYPERION en utilisant la méthode ACI de Zibulevsky.*

lithologiques différents de ceux retrouvés lors du premier tests (Figure 5.47b).

D'après les différents tests effectués (Figure 5.47a, b et c), le résultat de l'identification des composants lithologiques par la résolution de la méthode ACI de Zibulevsky varie en fonction du choix des pixels de départ. Le principal problème consiste alors à choisir ces 5 pixels. Afin de considérer le maximum de pixels de la zone d'étude nous avons effectué 1000 fois la méthode ACI de Zibulevsky avec des groupes de 5 pixels pris aléatoirement dans la zone d'étude. Nous avons alors calculé le nombre d'occurrence de chaque composant identifié (Figure 5.48). Les dix composants lithologiques les plus souvent identifiés peuvent être regroupés pour former six groupes lithologiques :

- sable éolien (avec un total cumulé de 1006 occurrences)
- calcrète (avec un total cumulé de 855 occurrences)
- calcaire noir (Ri2M) (avec un total cumulé de 319 occurrences)
- un mélange de sable éolien, de fragments de quartz et quartzite et de végétation sur des schistes verts (avec un total cumulé de 254 occurrences)
- calcite (avec un total cumulé de 210 occurrences)
- colluvions de grès arrondis sur du schiste argileux verdâtre avec gravillons de quartz (avec un total cumulé de 131 occurrences)

Le groupe lithologique de sable éolien est un composant identifié plus de fois que le nombre total de tests réalisés. Ainsi au cours de plusieurs tests, parmi les 5 sources indépendantes obtenues par ACI, au moins deux sources ont été identifiées à du sable.

Finalement, parmi ces 6 groupes, 4 correspondent aux composants lithologiques identifiés avec la méthode N-FINDR : du sable, des colluvions de blocs de grès, du calcrète, et un mélange de sable éolien, de fragments de quartz et quartzite et de végétation sur

| Identification des signaux sources | nombre d'occurrence (par ordre décroissant) | coefficient de corrélation |
|--|---|----------------------------|
| Série 7, Mesure 5 : sable éolien roux presque pur | 686 | 0,35 |
| Série 6, Mesure 4 : calcrète blanc à blocs de calcrète | 529 | 0,49 |
| Série 8, Mesure 4 : blocs de calcaire noir Ri2M éboulés du sommet | 326 | 0,68 |
| Série 6, Mesure 1 : calcrète blanc à blocs de calcrète | 302 | 0,32 |
| Série 39, Mesure 10 : sable, fragments de quartz et de quartzite et végétation sur schistes verts | 249 | 0,43 |
| Série 39, Mesure 4 : sable, fragments de quartz et de quartzite et végétation sur schistes verts | 200 | 0,43 |
| Série 17, Mesure 5 : filon de calcite dans calcaire stromatolitique NZrDr | 198 | 0,67 |
| Série 67, Mesure 1 : colluvion de grès arrondis sur du schiste argileux verdâtre avec gravillons de quartz | 163 | 0,73 |
| Série 61, Mesure 2 : sable éolien durci avec quelques galets de quartz, quartzite et calcaire noir | 157 | 0,48 |
| Série 21, Mesure 1 : sable éolien roux presque pur | 136 | 0,51 |

FIG. 5.48 – *Etude de la formation superficielle composée de : débris de grès, calcaire noir, quartz et calcrète (Photo en figure 5.1) : Signaux sources les plus souvent séparés par la méthode ACI de Zibulevsky au cours de 1000 itérations.*

des schistes verts.

Par contre, aucun signal n'est identifié à une lithologie avec un très faible coefficient de corrélation. De ce fait aucun signal source ne contient le bruit HYPERION. Ainsi dans le cas de ce dépôt, le bruit diffère pour chaque signal enregistré par HYPERION.

Cartes d'abondance des 4 groupes lithologiques les plus fréquemment identifiés

Nous avons quantifié les quatre groupes lithologiques les plus fréquemment identifiés (sable, calcrète, calcaire noir Ri2M et un mélange de sable éolien, de fragments de quartz et quartzite et de végétation sur des schistes verts) au sein de chaque pixel du cône alluvial, en utilisant la méthode de mélange spectral sous contraintes. Nous obtenons ainsi quatre cartes d'abondance (Figure 5.49). Pour quantifier chaque groupe lithologique au sein du cône alluvial, nous avons utilisé le spectre de référence GER3700 du composant lithologique le plus fréquemment identifié par l'ACI parmi les spectres du même groupe lithologique. Par exemple le spectre GER3700 de sable éolien roux presque pur correspondant à la mesure 5 de la Série 7 (identifié 686 fois au cours des 1000 itérations), est utilisé comme spectre caractérisant le groupe lithologique *sable éolien*.

Parmi les quatre groupes lithologiques à quantifier, trois correspondent aux composants lithologiques identifiés avec la méthode N-FINDR : le sable, le calcrète, et un mélange de sable éolien, fragments de quartz, et quartzite sur des schistes verts.

- Les lits de rivières sont principalement occupés par du calcrète (Figure 5.49b). Cette distribution de calcrète (> 70%) au sein des lits de rivières est similaire à celle obtenue par la quantification des composants identifiés par la méthode N-FINDR. Néanmoins, la distribution de calcrète obtenue ici est plus étendue que celle obtenue par la quantification des composants identifiés par la méthode N-FINDR.

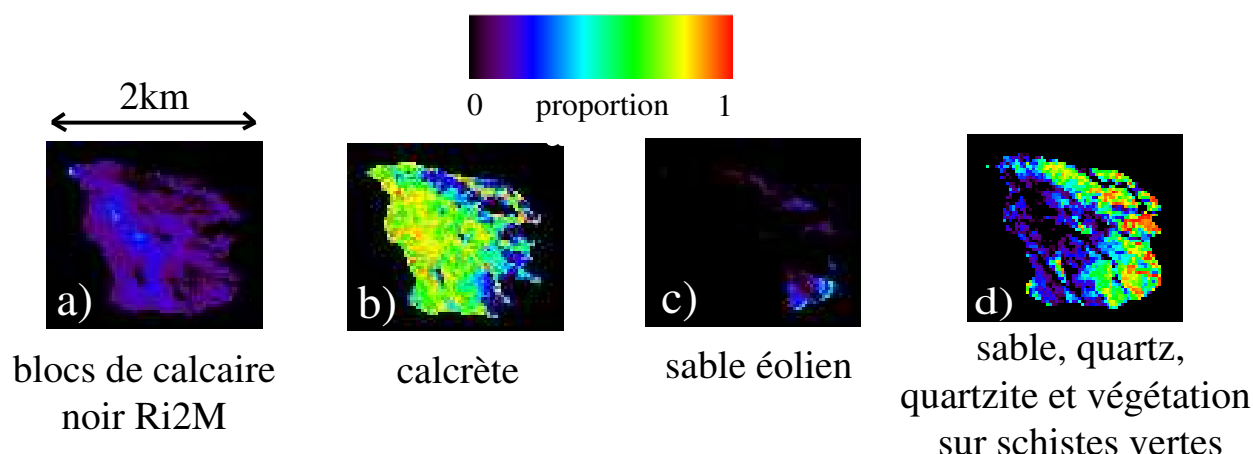


FIG. 5.49 – Cartes d'abondance des quatre composants lithologiques du cône alluvial les plus fréquemment identifiés par la méthode ACI de Zibulevsky : a) blocs de calcaire noir Ri2M, b) calcrète, c) sable éolien et d) sable éolien, fragments de quartz, et quartzite sur des schistes verts.

- Le sable éolien est réparti à l'aval du cône alluvial, en proportion moyenne de 30% (Figure 5.49c). Cette distribution est similaire à celle obtenue avec la méthodologie utilisant la N-FINDR.
- La limite Est du cône est composée majoritairement d'un mélange de sable éolien, fragments de quartz, et quartzite sur des schistes verts. Ce mélange est réparti de manière moins concentré que dans le résultat obtenu par la méthode N-FINDR (Figure 5.49d). Ce composant est également présent à l'aval du cône alluvial. Par contre il est absent de tout lit de rivière.
- Finalement une seule identification diffère dans les résultats des deux méthodologies : en utilisant la méthode N-FINDR nous identifions des colluvions de blocs de grès alors qu'en utilisant la méthode ACI, nous identifions du calcaire noir. D'après l'origine de la formation étudiée, qui est un cône alluvial et non un dépôt de colluvions, l'identification obtenue par la méthode ACI semble plus réaliste. Les blocs de calcaire noir (Ri2M) sont essentiellement répartis au sein des lits de rivières (Figure 5.49a). Par exemple le lit principal est composé de presque 30% de blocs de calcaire noir. Il est possible que ces blocs de calcaire noir aient été transportés par la rivière. En effet le réseau hydrographique de cette rivière présente des ramifications au sein de l'unité de calcaire noir (Ri2M) (Figure 5.50). La rivière prend ainsi sa source au sein du massif de calcaire noir (Ri2M) et traverse ensuite les formations Qs et Nur, formant un cône alluvial au pied du relief (Figure 5.51).

Finalement la carte d'erreur (Figure 5.52) montre que l'abondance des composants lithologique du cône d'alluvions est globalement bien estimée, hormis dans la limite avale Est du cône identifiée comme étant majoritairement composée d'un mélange de sable éolien, fragments de quartz et quartzite et végétation sur des schistes verts, où le terme

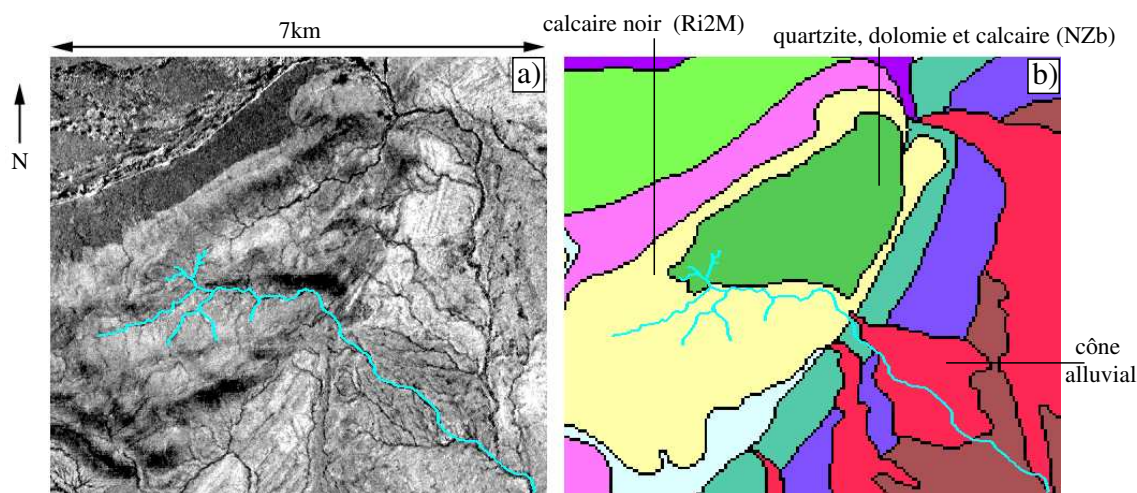


FIG. 5.50 – Cartographie du réseau hydrographique au sein de l'unité de calcaire noir (Ri2M) et traversant ensuite la formation Qs, formant ainsi un cône alluvial. Le réseau est représenté en bleu sur a) la 4ème composante principale ASTER, b) la nouvelle carte géologique.

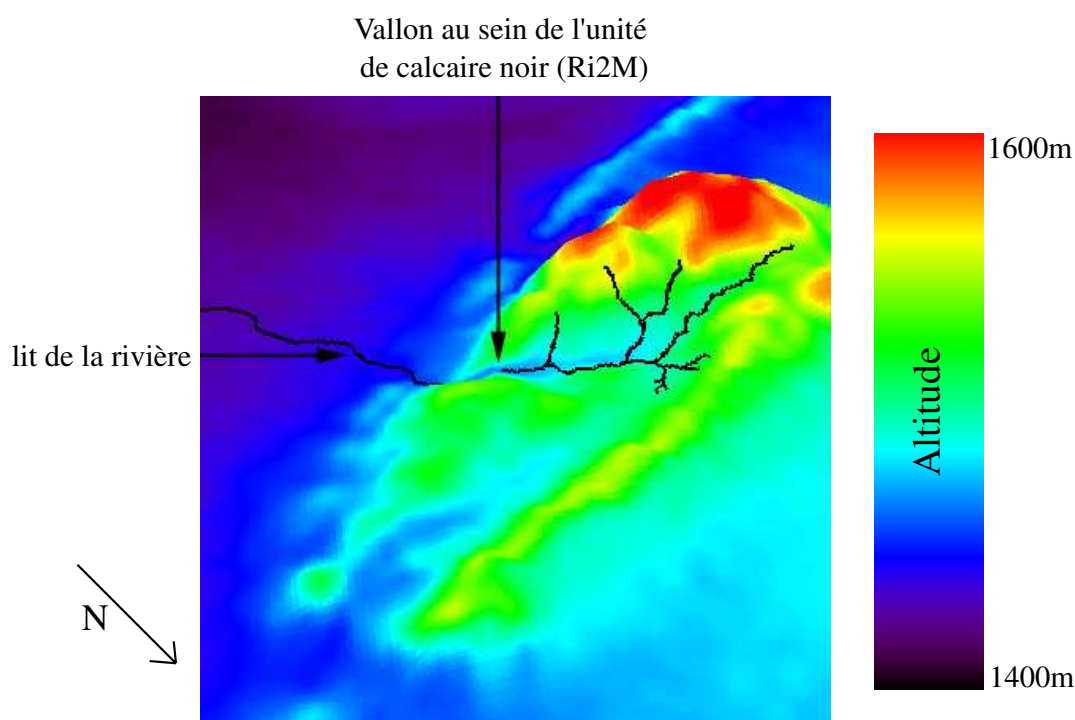


FIG. 5.51 – Composition en fausse couleur d'un Modèle Numérique de Terrain (résolution spatiale de 50m et exagération verticale $\times 8$) de la Naukluft Nappe Complex et de la plaine au sud. La rivière prend sa source au sein de l'unité lithologique de calcaire noir (Ri2M) et traverse ensuite la formation Qs, formant ainsi un cône alluvial.

d'erreur est proche de 1.6.

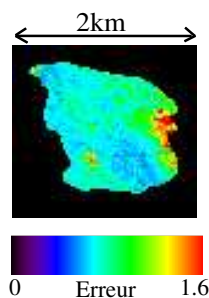


FIG. 5.52 – Carte d'erreur du cône alluvial associée aux cartes d'abondance des 4 composants (blocs de calcaire noir, calcrète, sable éolien et sable éolien, fragments de quartz, et quartzite sur des schistes verts).

Cartes d'abondance des 6 groupes lithologiques les plus fréquemment identifiés

Nous venons de réaliser les cartes géologiques des quatre composants lithologiques les plus fréquemment identifiés par la méthode ACI. Néanmoins, il a été montré que deux groupes lithologiques supplémentaires sont fréquemment identifiés au sein du cône alluvial : de la calcite, et des colluvions de grès arrondis sur du schiste argileux verdâtre avec gravillons de quartz. Nous avons alors quantifié les six groupes lithologiques (blocs de calcaire noir, calcrète, sable éolien, calcite, sable éolien, fragments de quartz, et quartzite sur des schistes verts et colluvions de grès arrondis sur du schiste argileux verdâtre avec gravillons de quartz) au sein de chaque pixel du cône alluvial (Figure 5.53), en utilisant la méthode de mélange spectral sous contraintes.

Ces six cartes d'abondance viennent confirmer la répartition des quatre précédents composants lithologiques, avec une forte présence : de sable à l'aval du cône, de calcaire noir et calcrète au sein des lits de rivières, et de schiste vert à l'Est du cône. Ainsi, ces six cartes d'abondance n'apportent pas d'information géologique supplémentaire : la calcite peut être groupée soit avec le calcrète soit avec le calcaire noir, et le sable peut être groupée avec le sable éolien, fragments de quartz, quartzite et végétation sur des schistes verts.

La carte d'erreur (Figure 5.54) montre que l'abondance des composants lithologiques du cône est mieux estimée en considérant six composants lithologiques plutôt que quatre. Néanmoins, la différence d'erreur est minime.

Si l'on compare cette même carte d'erreur (Figure 5.54) à celle associée à la quantification des composants identifiés après réalisation de la méthode N-FINDR (Figure 5.31), l'abondance des composants lithologiques du cône est mieux estimée en déterminant les pôles purs par la méthode NFINDR ($\varepsilon < 1.4$).

Finalement l'utilisation de la méthode ACI sur une surface composée d'un mélange d'éléments lithologiques et végétaux permet une identification et une estimation des composants correctes.

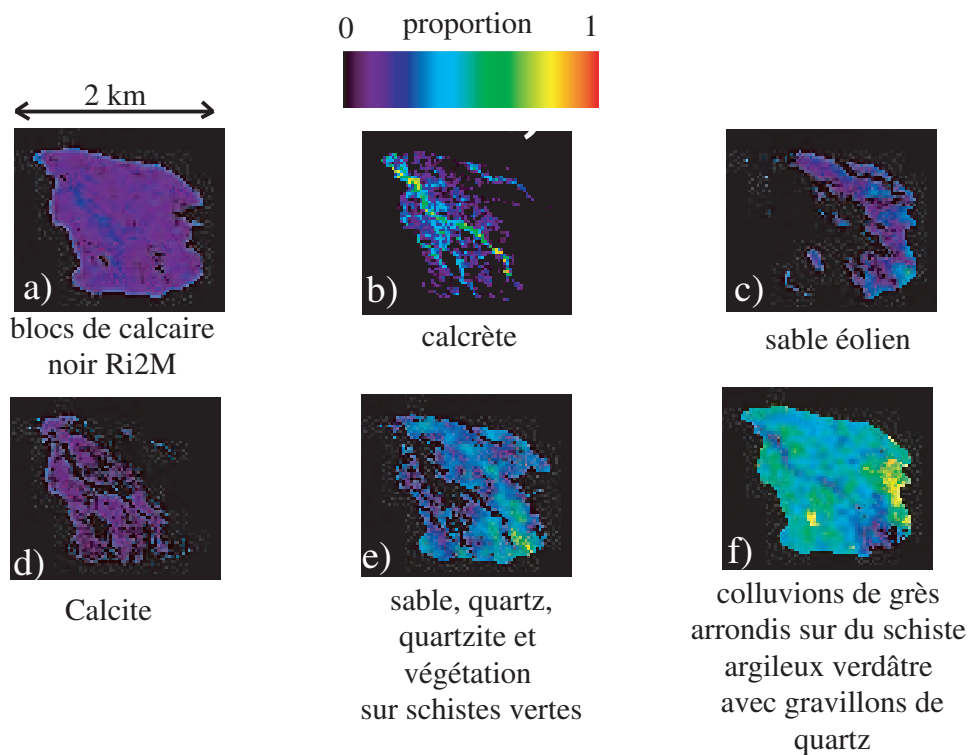


FIG. 5.53 – Cartes d'abondance des six composants lithologiques du cône alluvial les plus fréquemment identifiés par la méthode ACI de Zibulevsky : a) blocs de calcaire noir, b) calcrète, c) sable éolien, d) calcite, e) sable éolien, fragments de quartz et quartzite, et végétation sur des schistes verts et f) colluvions de grès arrondis sur du schiste argileux verdâtre avec gravillons de quartz.

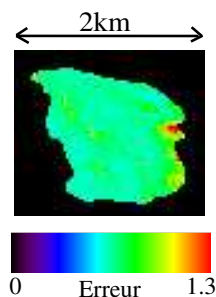


FIG. 5.54 – Carte d'erreur du cône alluvial associée aux cartes d'abondance des 6 composants (blocs de calcaire noir, calcrète, sable éolien, calcite, sable éolien, fragments de quartz, et quartzite sur des schistes verts et colluvions de grès arrondis sur du schiste argileux verdâtre avec gravillons de quartz).

b) Existence de pixels purs

Nous présentons une application de la méthodologie d'identification par résolution du problème ACI à la formation superficielle horizontale préalablement étudiée lors de la méthodologie utilisant la N-FINDR (§5.3.4.1) (Figure 5.15). D'après les observations de terrain, certaines surfaces de cette formation (de la taille d'un pixel HYPERION) sont composées uniquement du calcrète. Ainsi l'hypothèse que chaque signal observé est un mélange de signaux sources n'est pas vérifiée pour chaque pixel.

Identification des composants

D'après l'étude de la distribution des pixels au sein des simplex, nous avons déterminé 4 composants lithologiques (§5.3.4). En utilisant ensuite la méthode N-FINDR, nous avons obtenu la composition lithologique et végétale suivante : de la végétation, du schiste vert recouvert de calcrète, des blocs de calcrète blanc, et du sable éolien. Nous allons donc chercher à séparer 4 spectres de réflectance et un signal de bruit, soit un total de 5 signaux sources en utilisant la méthode ACI de Zibulevsky.

Afin de considérer le maximum de pixels de la zone d'étude nous avons effectué 1000 fois la méthode ACI de Zibulevsky avec des groupes de 5 pixels aléatoirement pris dans la zone d'étude. Les composants lithologiques les plus fréquemment identifiés peuvent être regroupés pour former six groupes :

- *calcrète* (avec un total cumulé de 1929 occurrences)
- *calcite* (avec un total cumulé de 367 occurrences)
- *calcaire noir* (appartenant à l'unité lithologique Ri2M) (avec un total cumulé de 262 occurrences)
- *grès* (avec un total cumulé de 237 occurrences)
- *sable, fragments de quartz, fragments de quartzite et végétation sur des schistes verts* (avec un total cumulé de 235 occurrences)
- *sable* (avec un total cumulé de 87 occurrences)

Le *calcrète* est un composant identifié plus de fois que le nombre total de tests réalisés (1929 occurrences). Ainsi au cours de plusieurs tests, parmi les 5 sources indépendantes obtenues par ACI, au moins deux sources ont été identifiées à du calcrète. Aucun signal source n'est identifié à une lithologie avec un très faible coefficient de corrélation. De ce fait aucun signal source ne contient le bruit. Dans le cas de cette formation superficielle, le bruit diffère pour chaque signal enregistré par HYPERION.

Cartes d'abondance des 4 groupes lithologiques les plus fréquemment identifiés

Nous avons quantifié les quatre groupes lithologiques les plus fréquemment identifiés (*calcrète*, *calcite*, *calcaire noir Ri2M* et *grès*) au sein de chaque pixel de l'entité étudiée (Figure 5.55), en utilisant la méthode de mélange spectral sous contraintes. Pour quantifier chaque groupe lithologique au sein du cône alluvial, nous avons utilisé le spectre de référence GER3700 du composant lithologique le plus fréquemment identifiée par l'ACI parmi les spectres du même groupe lithologique. Par exemple le spectre GER3700 de *calcrète blanc à blocs de calcrète* correspondant à la mesure 4 de la Série 6 (identifié 1160 fois au cours des 1000 itérations), est utilisé comme spectre caractérisant le groupe lithologique *calcrète*.

Parmi les quatre groupes lithologiques à quantifier, seul le calcrète avait été identifié avec la méthode N-FINDR.

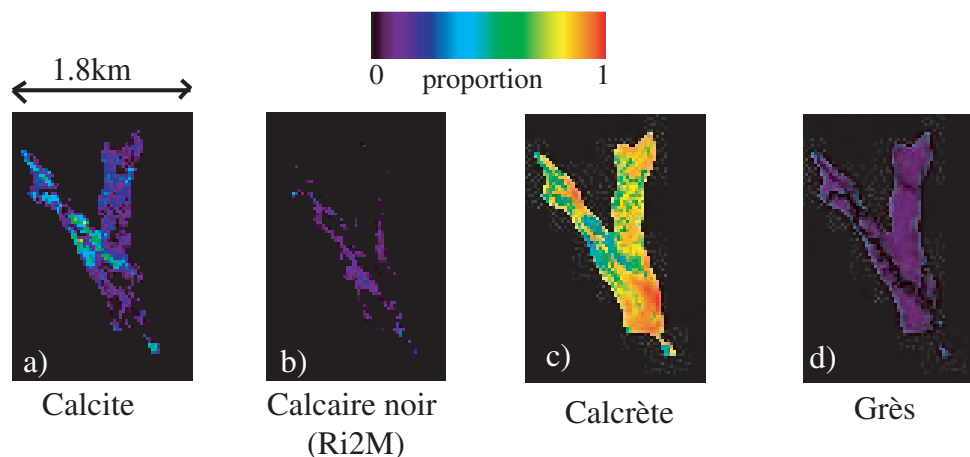


FIG. 5.55 – Cartes d’abondance des quatre composants lithologiques les plus fréquemment identifiés par la méthode ACI de Zibulevsky : a) calcite, b) calcaire noir, c) calcrète et d) grès.

D’après les cartes d’abondance, la surface d’étude est constituée en grande majorité de calcrète ($> 70\%$) (Figure 5.55c). Le lit de la rivière traversant la formation est majoritairement occupé par du calcrète ($> 65\%$) (Figure 5.55c), avec quelques blocs de calcaire noir (Ri2M) ($< 15\%$). La rivière prend sa source dans le massif de calcaire noir (Ri2M), donc il est possible que du calcaire noir ait été transporté par la rivière et déposé dans cette formation superficielle. Néanmoins les observations de terrain n’ont relevé aucune présence de calcaire noir sur cette zone. Les bords de ce lit de rivière sont composés majoritairement de calcite ($\simeq 55\%$) (Figure 5.55a). D’après les observations de terrain l’identification de calcite est fautive : les zones en bordure de rivière sont composées de calcrète en couche épaisse. Finalement, hormis au bord de la rivière et dans son lit, cette formation est composée d’une faible proportion de grès ($< 10\%$) (Figure 5.55d). Ces grès peuvent provenir de l’entité lithologique voisine (NŪr) composée d’après les observations de terrain d’une alternance d’affleurements de grès et d’affleurements de schistes argileux verdâtres (Figure 5.56 et 5.57).

Notons d’une part que les cartes géologiques obtenues après détermination des pôles purs par N-FINDR montraient la présence de végétation dans le lit de la rivière. Les cartes obtenues ici sont dépourvues de cette information. D’autre part les cartes géologiques obtenues après détermination des pôles purs par N-FINDR montraient que la surface était en grande majorité recouverte par du sable éolien. Or les cartes obtenues ici montrent que la surface serait en grande majorité recouverte par du calcrète. N’ayant pas parcouru l’ensemble de la formation au cours de la mission de terrain, nous ne pouvons valider avec certitude une de ces deux hypothèses et rejeter l’autre.

Hormis pour une minorité de pixels dont l’erreur associée atteint une valeur supérieure à 2, la carte d’erreur validerait les proportions estimées (Figure 5.58). Les pixels ayant

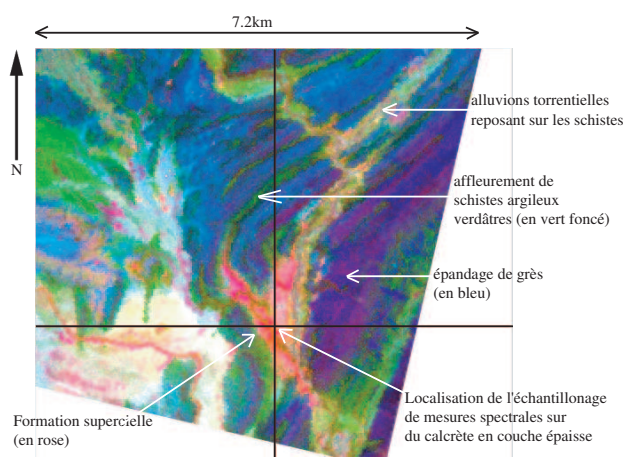


FIG. 5.56 – Composition en fausse couleur des 3 premières CPs MNF HYPERION : la formation superficielle étudiée est voisine d'une entité lithologique composée d'après les observations de terrain d'une alternance d'affleurements de grès (en bleu) et d'affleurements de schistes argileux verdâtres (en vert foncé).



FIG. 5.57 – Épannage de grès composant l'unité lithologique (NUR) voisine de la formation superficielle étudiée.

un terme d'erreur supérieur à 2 sont localisés soit aux limites de la couche étudiée, soit en bordure du lit de rivière. Ces zones dont le terme d'erreur est grand correspondent aux zones composées majoritairement de calcite. Ces cartes d'erreurs confirment donc l'identification erronée de calcite.

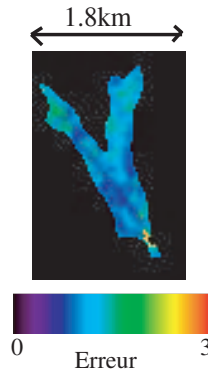


FIG. 5.58 – Carte d'erreur de la formation superficielle.

5.4.3.3 Effet de la pente

Nous présentons une application de la méthodologie d'identification par résolution du problème ACI au massif de calcaire stromatolitique NZrDr. D'après les observations de terrain, ce massif est composé d'affleurements de calcaire stromatolitique soit bleu-noir soit recristallisé gris-bleu très clair, de calcrète, de quartz, d'arbustes secs ou verts, et d'herbes grasses. L'hypothèse que chaque signal enregistré par le capteur HYPERION est un mélange de signaux sources est ici vérifiée. Nous allons ici étudier l'effet du relief sur la détermination des pôles purs par la méthode ACI.

Identification des composants

D'après l'étude de la distribution des pixels au sein des simplex (§5.3.5), nous avons proposé de déterminer 3 composants lithologiques, dont l'identification n'avait pu être réalisée avec précision. Nous allons chercher à séparer 3 spectres de réflectance et un signal de bruit, soit un total de 4 signaux sources.

Nous avons effectué 1000 fois la méthode ACI de Zibulevsky avec des groupes de 4 pixels aléatoirement pris dans la zone d'étude. Les composants lithologiques les plus fréquemment identifiés peuvent être regroupés pour former 6 groupes lithologiques :

- calcrète (avec un total cumulé de 1123 occurrences)
- filon de calcite au sein d'un calcaire stromatolitique (avec un total cumulé de 897 occurrences)
- végétation (avec un total cumulé de 516 occurrences)
- sable (avec un total cumulé de 459 occurrences)
- quartz (avec un total cumulé de 114 occurrences)
- calcaire noir (Ri2M) (avec un total cumulé de 105 occurrences)

Parmi les signaux sources séparés par la méthode ACI, aucun n'est identifié à du calcaire stromatolitique. Néanmoins l'identification de calcite au sein d'un calcaire stromatolitique peut être remise en cause. Le champ de vue du GER3700 ne permettant pas de mesurer une surface aussi petite qu'un filon de 2cm de large, il est possible que la mesure de filon de calcite au sein d'un calcaire stromatolitique soit un mélange de la réflectance de la calcite et du calcaire stromatolitique, avec une proportion plus importante de calcaire stromatolitique.

Aucun signal source n'est identifié à une lithologie avec un très faible coefficient de corrélation et donc aucun signal source ne contient le bruit.

Cartes géologiques des 3 groupes lithologiques les plus fréquemment identifiés

Nous avons quantifié les trois groupes lithologiques les plus fréquemment identifiés (calcrète, calcite au sein d'un calcaire stromatolitique et végétation) au sein de chaque pixel de l'unité NZrDr (Figure 5.59), en utilisant la méthode de mélange spectral sous contraintes. Comme pour les deux études précédentes, nous avons utilisé le spectre de référence GER3700 du composant lithologique le plus fréquemment identifié par l'ACI parmi les spectres du même groupe lithologique pour quantifier chaque groupe lithologique.

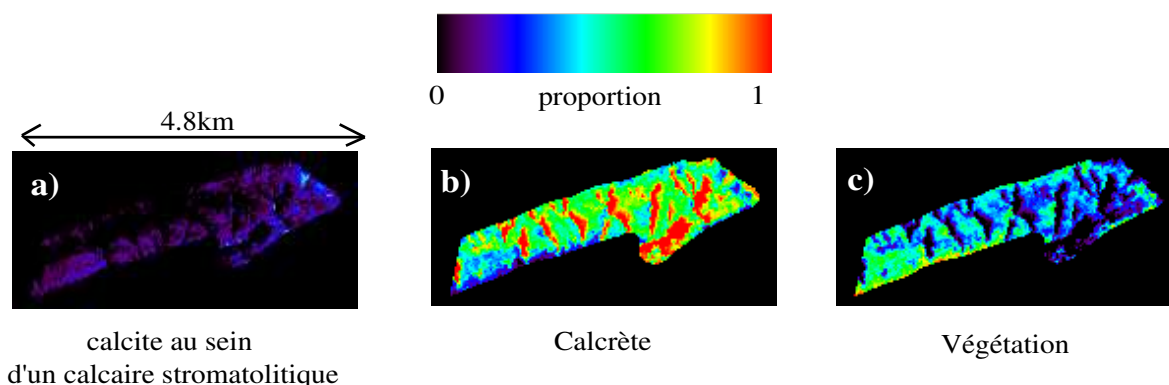


FIG. 5.59 – Cartes d'abondance des trois composants lithologiques de l'unité de calcaire stromatolitique (NZrDr) les plus fréquemment identifiés par la méthode ACI de Zibulevsky : a) calcite au sein d'un calcaire stromatolitique, b) calcrète et c) végétation.

D'après les cartes d'abondance, l'unité NZrDr est composée majoritairement de calcrète ($> 60\%$) (Figure 5.59b). Une faible proportion de calcite au sein d'un calcaire stromatolitique (assimilé à du calcaire stromatolitique) a été estimée ($< 30\%$) (Figure 5.59a). La répartition du calcrète et de la végétation est en grande partie liée à l'exposition du terrain lors de l'enregistrement des données HYPERION. Les zones au relief exposé à l'ombre sont composées de presque 100% de calcrète (Figure 5.59b).

La proportion de calcrète calculée dans cette méthodologie est *a priori* surestimée. D'après les observations de terrain, du calcrète est présent sur cette unité, mais en quantité moindre. Inversement, toujours d'après les observations de terrain, le calcaire stromatolitique est présent en quantité plus importante que celle estimée par notre méthodologie.

La carte d'erreur associée à ces cartes d'abondance montre que les proportions des composants du massif ont été globalement bien estimées ($\varepsilon < 0.8$), exceptées pour les zones orientées à l'ouest ($\varepsilon > 2$) (figure 5.60). La carte d'erreur nous permet donc de confirmer la faible précision des résultats dans les zones à fortes pentes.

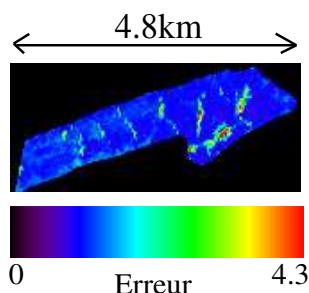


FIG. 5.60 – Carte d'erreur de l'unité de calcaire stromatolitique (NZrDr).

Les cartes d'abondance obtenues ici, sont donc fortement corrélées à l'exposition du terrain, de même que les cartes précédemment obtenues en utilisant la méthodologie basée sur la détermination de pôles purs par la N-FINDR. Par contre, dans le cas de l'utilisation de l'ACI, la détermination et l'identification des pôles purs apportent une information géologique correcte. Il convient donc pour les terrains escarpés de ne tenir compte que de l'information relative à la nature des composants au sol, et non à leur quantité au sein des pixels.

5.4.4 Bilan de l'utilisation de méthodes ACI sur des données HYPERION

Nous avons comparé trois méthodes d'Analyse en Composantes Indépendantes : l'ACI de Zibulevsky, la Contextual ICA et la FAST-ICA. Ces trois méthodes diffèrent par leur méthode "statistique" mettant en évidence la propriété d'indépendance des signaux sources et leur méthode "algorithmique" permettant d'optimiser cette fonction d'indépendance. Nous avons démontré la supériorité, mais surtout la stabilité de l'algorithme ACI de Zibulevsky par rapport aux deux autres algorithmes, en étudiant des données spectrales synthétiques créées à partir de mesures spectrales in situ.

L'application de l'ACI de Zibulevsky, sur des données réelles HYPERION de la région de Rehoboth constitue un cas d'étude complexe :

- La condition d'indépendance des sources (spectres de réflectance de roches ou végétaux) n'est pas assurée, seule une condition de décorrélation entre les sources est vérifiée lorsque l'on considère des spectres dépourvus de leur enveloppe.
- Le potentiel des méthodes ACI a été estimé sur des données synthétiques ayant un rapport signal sur bruit élevé (5000 :1). L'estimation de ces potentiels ne peut être étendue aux données hyperspectrales HYPERION qui ont un rapport signal sur bruit faible (50 :1). Afin de palier le problème de l'important rapport de signal sur bruit contenu dans les données HYPERION, nous avons supposé qu'en séparant un signal de plus que le nombre de composants lithologiques et/ou végétaux, un des signaux sources contiendrait l'information de bruit. Au cours des applications réalisées sur les données HYPERION, aucun signal source n'a été identifié comme étant représentatif du bruit. Le bruit est resté dispersé dans chaque signal source.

Ainsi nous pouvons en conclure que chaque signal HYPERION contient un bruit qui lui est propre. Le bruit dépend de l'albédo et il varie spatialement.

- D'après les différents tests réalisés sur les données réelles HYPERION, le résultat de la séparation des sources dépend des signaux observés. La réalisation de 1000 tests pour chaque entité lithologique permet alors de stabiliser les résultats. Néanmoins, cette instabilité n'est pas une caractéristique propre à la méthode de ACI de Zibulevsky. Bayliss *et al.* (1997) considèrent 5 signaux AVIRIS associés chacun à un pixel appartenant à une surface de Cuprite (Nevada), comme les signaux à séparer. D'après leur étude, la méthode Contextual ICA permet d'identifier correctement les 5 minéraux composant la surface d'étude de Cuprite. Or si l'on change ne serait ce que l'un de ces pixels, tout en gardant les mêmes paramètres de départ, le résultat diffère totalement. Les minéraux obtenus n'étant pas les minéraux attendus, la méthode Contextual ICA est donc également dépendante des sources observées.
- L'identification des sources obtenues par ACI et donc la validation de ces sources est une étape délicate. Dans le cas d'études en imagerie médicale, cette étape consiste généralement à étudier visuellement les données obtenues, donc qualitativement. Or une étude visuelle ne pourrait suffire dans notre cas à identifier la nature lithologique d'un spectre. Les spectres obtenus par une méthode ACI ne peuvent alors être validés que par une étude quantitative : comparaison des spectres obtenus par ACI avec une librairie spectrale. Or les roches composant le terrain étant très peu contrastées, leurs spectres de réflectance sont fortement corrélés. Notons que la méthode d'identification lithologique des spectres proposée ici ne nécessite à aucun moment l'intervention de l'utilisateur. Cette étape n'est donc pas soumise à la subjectivité d'une personne (Annexe A).

Malgré toutes ces limitations, cette méthodologie apporte un grand nombre d'informations géologiques. Les cartes d'abondance des composants discriminés par la méthode ACI de Zibulevsky permettent une analyse de la composition des entités lithologiques horizontales. L'erreur associée aux cartes d'abondance est faible, validant ainsi la distribution spatiale obtenue par la méthode de mélange spectral sous contraintes. Néanmoins cette méthodologie n'a pas permis de discriminer la végétation au sol pour chacune des entités susceptibles d'en être couverte d'après les observations terrain. Finalement, sur des terrains à fortes pentes, seule l'identification des composants apportent une information géologique. Les cartes d'abondance sont en effet fortement corrélées aux cartes de pente.

5.5 Conclusion

Au cours de ce chapitre, nous avons montré que l'analyse des données hyperspectrales HYPERION par des méthodes classiques (supposant l'existence de pixels composés d'un seul élément soit lithologique soit végétal) ou novatrices (supposant que tout pixel est un mélange linéaire de plusieurs composants soit lithologiques soit végétaux) permet de remonter à une information géologique à l'échelle du pixel.

Des cartes d'abondance des composants lithologiques et végétaux ont pu être proposées malgré le faible potentiel *à priori* des données HYPERION du au très faible rapport de Signal sur Bruit, et à la complexité de la zone d'étude composée de roches très peu contrastées.

Les cartes d'abondance correspondant à la formation superficielle composée d'un mélange d'éléments lithologiques et végétaux, obtenues par la méthodologie utilisant l'ACI, sont parfaitement en accord avec les observations de terrain et avec la dynamique générale des cônes alluviaux.

La répartition de la végétation au sein de la formation superficielle dont certaines surfaces de la taille d'un pixel HYPERION sont composées d'un seul élément, a été obtenue par la méthodologie utilisant la N-FINDR. Cette identification et cette répartition sont en accord avec les observations de terrain.

Sur un terrain escarpé, les cartes d'abondance obtenues par la méthodologie utilisant la N-FINDR ne fournissent pas d'information lithologique correcte. En effet l'identification des composants est erronée, et les cartes d'abondance sont fortement corrélées aux cartes de pente. Sur ces mêmes terrains, la méthodologie utilisant l'ACI permet d'obtenir une information géologique sur la nature des composants au sol. Par contre les cartes d'abondance sont également fortement corrélées aux cartes de pente.

Une intervention extérieure (de la part d'un géologue-utilisateur) est plus ou moins nécessaire suivant la méthodologie employée. Dans le cas de la méthodologie utilisant la N-FINDR, des connaissances géologiques du terrain peuvent aider à choisir le nombre de composants au sol à discriminer. Des connaissances géologiques peuvent également aider à identifier un composant lors de l'analyse des coefficients de corrélation. Dans le cas de la méthodologie utilisant l'ACI de Zibulevsky, des connaissances géologiques du terrain peuvent être nécessaire lors de la détermination du nombre de composants au sol à discriminer. Par contre l'étape d'identification des composants dans la méthodologie utilisant l'ACI est automatique.

Ainsi, d'après la figure 5.61 qui récapitule les potentiels et les limitations des deux méthodologies, la méthodologie utilisant l'ACI de Zibulevsky semble plus simple d'utilisation, et fournit davantage d'informations géologiques à l'échelle du pixel que la méthodologie utilisant la N-FINDR.

| | | Méthodologie utilisant l'ACI | |
|--|---|--|---|
| | | + | - |
| Etape d'identification des pôles purs | | | Nécessite une étude des coefficients de corrélation |
| Sur une formation superficielle dont toutes les surfaces de l'ordre du pixel HYPERION sont composées d'une grande diversité lithologique et végétale | | | Les résultats obtenus ne sont pas tous en accord avec la dynamique générale des cônes alluviaux |
| Sur une formation superficielle où il existe des surfaces de l'ordre du pixel HYPERION composées d'un seul élément lithologique ou végétal | Un composant végétal est identifié. De plus sa localisation au sein du lit de la rivière est en accord avec les observations de terrain | | Aucun composant végétal n'est identifié |
| Sur un terrain escarpé | | L'identification des composants apporte des informations géologiques | La quantification des composants n'apporte pas d'informations géologiques. Les cartes sont fortement corrélées aux cartes de pentes |

FIG. 5.61 – Potentiels et limitations de la méthodologie utilisant la N-FINDR et de la méthodologie utilisant la méthode ACI de Zibulevsky.

Chapitre 6

Conclusion Générale

Au cours de ce travail nous avons mis en place une méthodologie semi-automatique de cartographie géologique à partir de données multi sources.

L'utilisation de données de radioéléments aéroportées (Th, U, K), de données multispectrales ASTER et hyperspectrales HYPERION au sein d'une méthodologie semi automatique de cartographie géométrique des couches lithologiques permet : 1) de cartographier de nouvelles formations superficielles en utilisant soit les données ASTER soit les données HYPERION au sein de classifications supervisées, 2) de confirmer l'homogénéité lithologique d'entités cartographiées sur une carte géologique régionale, en utilisant les données de radioéléments Th, U, K, 3) d'identifier des surfaces de nature lithologique similaire en utilisant les données ASTER, et enfin 4) d'affiner les contours d'une carte géologique à l'échelle régionale en utilisant la fusion de données de radioéléments Th, U, K, ASTER et HYPERION au sein d'une classification supervisée.

L'utilisation de données HYPERION et de bibliothèques spectrales de terrain permet de remonter à une information géologique et végétale à l'échelle du pixel. Une identification des composants lithologiques et végétaux présents au sein des pixels peut en effet être réalisée. Une estimation de la proportion de ces composants au sein des pixels peut alors être proposée. Nous avons montré que les cartes d'abondance obtenues en utilisant une méthode d'Analyse en Composantes Indépendantes (ACI) fournissent des informations lithologiques plus pertinentes que les cartes obtenues en utilisant la méthode N-FINDR.

Les données HYPERION ainsi que notre bibliothèque spectrale de terrain constituent des éléments perfectibles. En effet le rapport Signal sur Bruit des données HYPERION est très faible. Enlever le bruit contenu dans les données HYPERION permettrait de mettre en valeur les bandes d'absorption caractéristiques des composants au sol et donc cela permettrait d'utiliser les spectres HYPERION dépourvus de leur enveloppe convexe. Lors de l'identification des composants au sol, les spectres HYPERION dépourvus de leur enveloppe convexe pourraient alors être comparés aux spectres de réflectance de terrain eux-mêmes dépourvus de leur enveloppe convexe. Notre bibliothèque spectrale de terrain ne contient pas le même nombre de mesures spectrale pour toutes les familles lithologiques (calcrète, sable,...). Une homogénéisation du nombre de mesures par famille lithologique rendrait neutre la bibliothèque de terrain lors de l'identification des composants au sol.

Cette étude du potentiel des données HYPERION pour la cartographie géologique apporte une base de travail encourageante concernant le futur traitement de données hyperspectrales OMEGA. En effet les études terrestres peuvent servir de références pour valider les résultats lithologiques sur Mars.

La cartographie géologique est un cas particulier du problème général de la représentation d'un objet ou d'un phénomène dans un référentiel spatial. La méthodologie de cartographie mise en place dans cette thèse pourra être appliquée à la représentation d'un nouvel objet, tel que la végétation, les constructions humaines, les algues, les coraux, etc ...



Bibliographie

- Abouma-Simba S and Deroin J (2003). Combination of SAR, SPOT, and Geophysical Data for Geological Mapping : The Nyanga Basin (SW Gabon) Example, *IGARSS* .
- Adams J, Smith M and Johnson P (1986). Spectral Mixture Analysis Modelling : A New Analysis of Rock and Soil Types at the Viking Lander 1 Site, *Journal of Geophysical Research* pp. 8089–8122.
- An P, Chung C J F and Rencz A (1995). Digital Lithology Mapping from Airborne Geophysical and Remote Sensing Data in the Melville Peninsula, Northern Canada, Using a Neural Network Approach, *Remote Sensing of Environment* **53**, 76–84.
- Back A and Weigend A (1997). A First Application of Independent Component Analysis to Extrating Structure from Stock Returns, *International journal of neural systems* **8**(5).
- Barry P, Jarecke P, Pearlman J, Jupp D L B, Lovell J and Campbell S (2001). Use of the Lake Frome Ground Truth Campaign as a Cross-Calibration of the Hyperion Instrument, *IGARSS 2001 : proceedings : IEEE 2001 International Geoscience and Remote Sensing Symposium : scanning the present and resolving the future* pp. 2538–2540.
- Bayliss J, Gualtieri J A and Crompton R (1997). Analyzing Hyperspectral Data with Independent Component Analysis, *Proc. SPIE Applied Image and Pattern Recognition Workshop* .
- Becker T, Hoffmann K and Schreiber U (1998). Geological Map of Namibia, 1 :250000 Geological Series Sheet 2316 - Rehoboth (Provisional), Technical report, Ministry of Mines and Energy, Geological Survey of Namibia.
- Bell A and Sejnowski T (1997). The 'Independent Components' of Natural Scenes are Edge Filters, *Vision Research* **37**(23), 3327 – 3338.
- Bibring J, Langevin Y, Poulet F, Gondet B, Berthé M, Soufflot A, Drossart P, Combes M, Belluci G, Moroz V, Mangold N, Schmitt B and the OMEGA Team (2004). Perennial Water Ice Identified Around the Mars South Pole, *Nature* **428**.
- Brando V and Dekker A (2003). Satellite Hyperspectral Remote Sensing for Estimation Estuarine and Coastal Water Quality, *IEEE - Transactions on Geoscience and Remote Sensing* .

- Bucher T and Lehmann F (2000). Fusion of HyMap Hyperspectral with HRSC-A Multispectral and DEM Data for Geoscientific and Environmental Applications, *IEEE IGARSS International Geoscience and Remote Sensing Symposium* .
- Campbell S, Lovell J, Jupp D and Graetz R (2001). The Lake Frome Field Campaign in Support of Hyperion Instrument Calibration and Validation, *IGARSS Special Session 40* .
- Chabrilat S (1995), Discrimination Lithologique Par Spectro-Imagerie Visible-Proche Infra Rouge Aéroportée : Application Au Massif Péridotique de Ronda (Espagne), *Geologie spectrale*, Université Paul Sabatier.
- Chabrilat S, Pinet P, Ceuleneer G, Johnson P and Mustard J (2000). Ronda Peridotite Massif : Methodology for its Geological Mapping and Lithological Discrimination from Airborne Hyperspectral Data, *International Journal of Remote Sensing* **21**(12), 2363–2388.
- Chapman J and Regeon P (1995). The Clementine Lunar Orbiter Project, *Austrian Space Agency Summer School 1995* .
- Chevrel S (2000). Projet Européen D'évaluation et de Suivi de L'impact Environnemental Des Activités Minières Par Observation de la Terre, *IM Environnement, Société de l'Industrie Minérale* (10), 10–11.
- Chevrel S, Belocky R and Grösel K (2002). Monitoring and Assessing the Environmental Impact of Mining in Europe Using Advanced Earth Observation Techniques - MINEO, First Results of Hte Alpine Test Site, *Environmental Communication in the Information Society* pp. 518– 526.
- Chevrel S, Kuosmannen V, Belocky R, Marsh S, Tapani T, Mollat H, Quental L, Vosen P, Schumacher V, Kuronen E and Aastrup P (2001). Hyperspectral Airborne Imagery for Mapping Mining-Related Contaminated Areas in Various European Environments - First Results of the MINEO Project, *5th International Airborne Remote Sensing Conference* .
- Chewings V, Bastin G, Crawford M and Kinloch J (2002). Characterisation of Vegetation Components. In 'The Australian Arid Zone Using EO-1 Hyperion Imagery, *Proceedings of the 11th Australasian Remote Sensing Conference* pp. 634–646.
- Clark R (1999). John Wiley and Sons, chapter 1 : Spectroscopy of Rocks and Minerals and Principles of Spectroscopy, *Principles of Spectroscopy*, pp. 3–58.
- Clark R, Gallagher A and Swayze G (1990). Material Absorption Band Depth Mapping of Imaging Spectrometer Data Using a Complete Band Shape Least-Squares Fit with Library Reference Spectra, *Proceedings of the Second Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS) Workshop* pp. 176–186.
- Clark R, Swayze G, Gallagher A, King T and Calvin W (1993). The U. S. Geological Survey, Digital Spectral Library : Version 1 : 0.2 to 3.0 Microns, *U.S. Geological Survey Open File Report* p. 1340 pages.

- Cocks T, Jenssen R, Stewart A, Wilson I and Shields T (1998). The HyMap Airborne Hyperspectral Sensor : The System, Calibration and Performance, *Proc. 1st EARSeL Workshop on Imaging Spectroscopy* pp. 37–42. M. Schaepman, D. Schläpfer, and K.I. Itten, Eds.
- Collwell R (1983). second edn, American Society of Photogrammetry and remote sensing (ASPRS), pp. 344–363.
- Comon P (1994). Independant Component Analysis, a New Concept, *Signal processing* **36**(287-314).
- Cook S, Corner R, Groves R and Grealish G (1996). Application of Airborne Gamma Radiometric Data for Soil Mapping., *Australian Journal of Soil Research* pp. 182–194.
- Coops N, Smith M, Martin M and Ollinger S (2003). Prediction of Eucalypt Foliage Nitrogen Content from Satellite Derived Hyperspectral Data, *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing* **41**(6), 1338–1346.
- Cudahy T and Barry P (2002). Earth Magmatic-Seawater Hydrothermal Alteration Revealed Through Satellite-Borne Hyperion Imagery at Panorama, Western Australia, *Proceedings IEEE 2002 International Conference on Geoscience and Remote Sensing* .
- Cudahy T, Hewson R, Huntington J, Quigley M and P.S.Barry (2001). The Performance of the Satellite-Borne HYPERION Hyperspectral VNIR-SWIR Imaging System for Mineral Mapping at Mount Fitton, South Australian, *Proceedings IEEE 2001 International Conference on Geoscience and Remote Sensing* .
- Datt B, McVicar T, Niel T V, Jupp D and Pearlman J (2003). Preprocessing EO-1 Hyperion Hyperspectral Data to Support the Application of Agricultural Indexes, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **41**(6), 1246– 1259.
- Dickson B and Scott K (1997). Interpretation of Aerial Gamma-Ray Surveys - Adding the Geochemical Factors, *AGSO Journal of Geology and Geophysics* **17**(2), 187–200.
- Drake N, Mackin S and Settle J (1999). Mapping Vegetation, Soils and Geology in Semiarid Shrublands Using Spectral Matching and Mixture Modeling of SWIR AVIRIS Imagery, *Remote Sensing of Environment* **68**, 12–25.
- Drury S (1993). *Image Interpretation in Geology*, second edn, Chapman and Hall.
- Eberle D and Hutchins D (1996). The Regional Magnetic Data Set of Namibia ; Comments on Compilation and Geological Overview, Technical Report 2, Directorate of geological Survey, Ministry of Mines and Energy.
- ERSDAC E R S D A C (2001). ASTER User's Guide, Technical report.
- Folkman M, Pearlman J, Liao L and Jarecke P (2001). EO-1 / HYPERION Hyperspectral Imager Design, Development, Characterization, and Calibration, *Hyperspectral Remote Sensing of the Land and Atmosphere, SPIE proceeding* **4151**, 40–51.

- Foote R and Humphrey N (1976). Airborne Radiometric Techniques and Applications to U Exploration, *Exploration for U ore deposits* pp. 17–34.
- Freund J (1992). *Mathematical Statistics*, 5, New Jersey, Prentice Hall.
- Galbraith J and Saunders D (1983). Rock Classification by Characteristics of Aerial Gamma-Ray Measurements, *Journal of Geochemical Exploration* **18**, 49–73.
- Gao B, Heidebrecht K and Goetz A (1992). *ATmospheric REMoval Program (ATREM) User's Guide*, Center for the Study of Earth From Space document, University of Colorado.
- Gao B, Heidebrecht K and Goetz A (1993). Derivation of Scaled Surface Reflectances from AVIRIS Data, *Remote Sensing of Environment* **44**, 145–163.
- Girard M and Girard C (1999). *Traitement Des Données de Télédétection*, DUNOD Ed., Paris.
- Goetz A, Ferry M, Kindel B and Qu Z (2002). Atmospheric Correction of HYPERION Data and Techniques for Dynamic Scene Correction, *IEEE* .
- Goetz A and Rowan L (1981). Geological Remote Sensing, *Science* pp. 781–791.
- Gomez C, Delacourt C, Allemand P and Ledru P (2004). Potentials and Limitations of Coupling ASTER and Airborne Geophysical Data for Improvement of Geological Mapping in Arid Region (Namibia, Rehoboth Region), *Remote Sensing for Environmental Monitoring, GIS Applications, and Geology III*, edited by Manfred Ehlers, Hermann J. Kaufmann, Ulrich Michel, *Proceedings of SPIE* **5239**, 98–108.
- Green A, Berman M, Switzer P and Craig M (1988). A Transformation for Ordering Multispectral Data in Terms of Image Quality with Implications for Noise Removal, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **26**, 65–74.
- Green R and Boardman S (2000). Exploration of the Relationship Between Information Content and Signal-to-Noise Ratio and Spatial Resolution, *In Proc. 9th AVIRIS Earth Science and Applications Workshop* .
- Gregory A and Horwood J (1961). A Laboratory Study of Gamma-Ray Spectra at the Surface of Rocks, *Depratement of Energy, Mines and Resources, Ottawa, Mines Branch Research report* .
- Gritzmann P and Klee V (1994). *On the Complexity of some Basic Problems in Computational Convexity II : Volume and Mixed Volumes*, Boston : Kluwer Academic.
- Guyot G (1984). Caractéristiques Spectrales Des Couverts Végétaux Dans Le Visible et Le Proche Infra-Rouge. Application À la Télédétection., *Bull. Société française photogrammetrie de télédétection* **95**, 5–22.
- Hapke B (1993). *Theory of Reflectance and Emittance Spectroscopy*, New York.

- Herauld J, Jutten C and Ans B (1985). Détection de Grandeurs Primitives Dans un Message Composite Par Une Architecture de Calcul Neuromimétique En Apprentissage Non Supervisé, *Xième colloque GRETSI* **2**, 1017–1022.
- Hotelling K (1933). Analysis of a Complex of Statistical Variables Into Principal Components, *Journal of Educational Psychology* pp. 417–441.
- Hunt G (1977). Spectral Signature of Particulate Minerals in the Visible and Near Infrared, *Geophysics* **42**, 501–513.
- Hunt G (1979). Near-Infrared (1300-2400 Nm) Spectra of Alteration Minerals-Potential for Use in Remote Sensing, *Geophysics* **44**, 1974–1986.
- Hunt G and Salisbury J (1970). Visible and Near Infrared Spectra of Minerals and Rocks : I Silicates Minerals, *Modern Geology* **1**, 283–300.
- Hunt G and Salisbury J (1971). Visible and Near Infrared Spectra of Minerals and Rocks : II Carbonates, *Modern Geology* **2**, 23–30.
- Hunt G, Salisbury J and Lenhoff C (1971a). Visible and Near Infrared Spectra of Minerals and Rocks. III. Oxides and Hydroxides, *Modern Geology* **2**, 195–205.
- Hunt G, Salisbury J and Lenhoff C (1971b). Visible and Near Infrared Spectra of Minerals and Rocks. IV. Sulphides and Sulphates, *Modern Geology* **3**, 1–14.
- Hunt G, Salisbury J and Lenhoff C (1972). Visible and Near Infrared Spectra of Minerals and Rocks. V. Halides, Arsenates, Vanadates, and Borates, *Modern Geology* **3**, 121–132.
- Hunt G, Salisbury J and Lenhoff C (1973). Visible and Near Infrared Spectra of Minerals and Rocks. VI. Additional Silicates, *Modern geology* **4**, 85–106.
- Hutchins D (1998). Airborne Geophysical Surveys : Stimulating Exploration Activity., *Namibia Brief* **21**, 128–132.
- Hyvärinen A (1998). New Approximations of Differential Entropy for Independent Component Analysis and Projection Pursuit, *Advances in Neural information Processing Systems* **10**, 273–279.
- Hyvärinen A, Karhunen J and Oja E (2001). *Independent Component Analysis*, John Wiley and Sons.
- Hyvärinen, A. Oja E (1999). *Independant Component Analysis : A Tutorial*, Téléchargeable sur <http://www.cis.hut.fi/projects/ica>.
- Inzana J, Kusky T, Higgs G and Tucker R (2003). Supervised Classifications of LANDSAT TM Band Ratio Images and LANDSAT TM Band Ratio Image with Radar for Geological Interpretations of Central Madagascar, *Remote Sensing of Environment* **37**, 59–72.
- Jung T, Makeig S, McKeown M, Bell A, Lee T and Sejnowski T (2001). Imaging Brain Dynamics Using Independant Component Analysis, *Proceedings of the IEEE* **89**(7).

- Jupp D and Datt B (2001). *Evaluation of HYPERION Performance at Australian Hyperspectral Calibration and Validation Sites*, CSIRO Office of Space Science and Applications.
- Jupp D, Huntington J, Cudahy T, Held A, Graetz D and Pickup G (2000). Evaluation of Hyperion Performance at Australian Hyperspectral Calibration and Validation Sites, EO-1 Evaluation and Validation NRA-99-OES-01, **DC 20546**, 28.
- Kaiser H (1958). The Varimax Criterion for Analytic Rotation in Factor Analysis, *Psychometrika* **23**, 187–200.
- Koon R, Helmke P and Jackson M (1980). Association of Trace Elements with Iron Oxides During Rock Weathering, *Soil Science Society of America* **44**, 155–159.
- Kosak P and Duke E (2000). Mapping Metamorphic Processes by Hyperspectral Remote Sensing Methods : An Example from Metamorphism at Ubehebe Peak, California, *CSEG Conference* .
- Kruse F (1996). Geological Mapping Using Combined Analysis of Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS) and SIR-C/X-SAR Data, *International Symposium on Optical Science* **2819**, 24–35.
- Kruse F (2000). The Effects of Spatial Resolution, Spectral Resolution and SNR on Geologic Mapping Using Hyperspectral Data, Northern Grapevine Mountains, Nevada, *9th JPL airborne Earth Science Workshop* pp. 261–269.
- Kruse F (2003a). Comparaison Between AVIRIS and HYPERION for Hyperspectral Mineral Mapping, *12th JPL Airborne Geoscience Workshop* .
- Kruse F (2003b). Mineral Mapping with AVIRIS and EO-1 Hyperion, *12th JPL Airborne Geoscience Workshop* .
- Kruse F A, Lefkoff A B and Dietz J B (1993a). The Spectral Image Processing System (SIPS) - Interactive Visualization and Analysis of Imaging Spectrometer Data, *Remote Sensing of Environment* **44**, 145 – 163.
- Kruse F and Boardman J (2000). Characterization and Mapping of Kimberlites and Related Diatremes Using Hyperspectral Remote Sensing, *IEEE* .
- Kruse F, Boardman J and Huntington J (1999). Fifteen Years of Hyperspectral Data : Northern Grapevine Mountains, Nevada, *8th JPL airborne Earth Science Workshop* pp. 247–258.
- Kruse F, Boardman J and Huntington J (2002). Comparison of EO-1 Hyperion and Airborne Hyperspectral Remote Sensing Data for Geological Applications, *Proceedings, SPIE Aerospace Conference* .
- Kruse F, Boardman J and Huntington J (2003). Comparison of Airborne Hyperspectral Data and EO-1 HYPERION for Mineral Mapping, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **41**(6).

- Kruse F, Boardman J, Lefkoff B, Young J, Kierein-Young K, Cocks T, Janssen R and Cocks P (2000). HyMap : An Australian Hyperspectral Sensor Solving Global Problems – Results from USA HyMap Data Acquisitions, *10th Australasian Remote Sensing and Photogrammetry Conference* .
- Kruse F, Lefkoff B and Dietz J (1993*b*). Expert System-Based Mineral Mapping in Northern Death Valley, California/Nevada, Using the Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS), *Remote Sensing of Environment* **44**, 309–336.
- Kruse F, Richardson L and Ambrosia V (1997). Techniques Developed for Geologic Analysis of Hyperspectral Data Applied to Near-Shore Hyperspectral Ocean Data, *Fourth International Conference on Remote Sensing for Marine and Coastal Environments* .
- Kutser T, Miller I and Jupp D (2002). Mapping Coral Reef Benthic Substrates Using Hyperspectral Space Borne Images and Spectral Libraries, *IEEE -Transactions on Geoscience and Remote Sensing* .
- Launeau P, Girardeau J, Sotin C and Tubia J (2004). Comparison Between Field Measurements and Airborne Visible and Infrared Mapping Spectrometry (AVIRIS and HyMap) of the Ronda Peridotite Massif (South-West Spain), *International Journal of Remote Sensing* **25**(14), 2773–2792.
- Launeau P, Sotin C and Girardeau J (2002). Cartography of the Ronda Peridotite (Spain) by Hyperspectral Remote Sensing, *Bulletin de la Société Géologique* **6**, 491–508.
- Lawson C and Hanson R (1995). *Solving Least Squares Problems*, SIAM Society for Industrial and Applied Mathematics.
- LeBorgne H (2001), Analyse de Scènes Naturelles Par Composantes Indépendantes, PhD thesis, INPG, Grenoble, France.
- Ledru P, Becker R, Wackerle R, Hutchins D, Truffer C and Tourliere B (2004). Crustal Blocks and Accretionary Process in the Southern Dama Foreland (Namibia, Rehoboth Region), New Insights from High-Resolution Airborne Geophysical Surveys, *Precambrian Research* . in press.
- Lee J, Woodyatt A and Berman M (1990). Enhancement of High Spectral Resolution Remote Sensing Data by a Noise-Adjusted Principal Components Transform, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **28**, 295–304.
- Lelong C, Pinet P and Poilvé H (1998). Hyperspectral Imaging and Stress Mapping in Agriculture : A Case Study on Wheat in Beauce (France), *remote sensing of environment* pp. 179–191.
- LeMouélic S and Langevin Y (2001). The Olivine at the Lunar Crater Copernicus as Seen by Clementine NIR Data, *Planetary Space Science* **49**, 65–70.
- LeMouélic S, Langevin Y and Erard S (1999). The Distribution of Olivine in the Crater Aristarchus Inferred from Clementine NIR Data, *Geophys. Res. Lett.* **26**, 1195–1198.

- Lennon M, Maupin P, Mercier G, Prasher S, Landry J and Goel P (2002). Independent Component Analysis of Airborne Hyperspectral Data for the Study of Weed and Nitrogen Stress in Corn Crops, *Third European Conference on Precision Agriculture (ECPA)* .
- Lennon M, Mercier G, Mouchot M and Hubert-Moy I (2001*a*). Independent Component Analysis as a Tool for the Dimensionality Reduction and the Representation of Hyperspectral Images, *IGARSS* .
- Lennon M, Mercier G, Mouchot M and Hubert-Moy I (2001*b*). Independent Component Analysis as a Tool for the Dimensionality Reduction and the Representation of Hyperspectral Images, *IGARSS* .
- Lennon M, Mercier G, Mouchot M and Hubert-Moy I (2001*c*). Spectral Unmixing of Hyperspectral Images with the Independent Component Analysis and Wavelet Packets, *IGARSS* .
- Lennon M, Mouchot M and Talec P (1999). Etude de la Pollution Par Les Algues Vertes Dans la Baie de St-Michel-En-Grève À L'aide Du Spectrographe Imageur Hyperspectral CASI, *CoastGIS'99, GIS and new advances in integrated coastal management* .
- Levesque J, Staenz K, Shang J, Neville B, Yearwood P and Singhroy V (1999). Temporal Monitoring of Mine Tailings Revegetation Using Hyperspectral Data, Sudbury, Ontario, *Thirteenth International Conference on Applied Geological Remote Sensing* **2**, 21–28.
- Levesque J, Szeredi T, Staenz K, Singhroy V and Bolton D (1997). Spectral Unmixing for Monitoring Mine Tailings Site Rehabilitation Copper Cliff Mine, Sudbury, Ontario, *Twelfth International Conference and Workshops on Applied Geological Remote Sensing* **1**, 340–347.
- Lillesand T and Kiefer R (2000). *Remote Sensing and Image Interpretation*, fourth edn, John Wiley and Sons.
- Mather P M (1999). *Computer Processing of Remotely-Sensed Images*.
- McDonald P and Pettifer G (1992). The Application of Airborne Radiometric Classification Techniques to Salinity Studies in Western Victoria, *Geological Society of Australia* p. 305.
- Minty B (1997). Fundamentals of Airborne Gamma-Ray Spectrometry, *AGSO Journal of Geology and geophysics* **17**(2), 39–50.
- Minty B, Luyendyk A and Brodie R (1997). Calibration and Data Processing for Airborne Gamma-Ray Spectrometry, *AGSO Journal of Geology and geophysics* **17**(2), 51–62.
- Nascimento J and Dias J (2004). On Independent Component Analysis Applied to Unmixing Hyperspectral Data, *Image and signal processing for remote sensing IX* **5238**, 306–315.
- Ninomiya Y (2004). Lithologic Mapping with Multispectral ASTER TIR and SWIR Data, *Sensor, Systems, and Next generation Satellites VII. SPIE* **5234**, 180–190.

- Palluconi F and Meeks G (1985). Thermal Infrared Multispectral Scanner (TIMS) : An Investigator's Guide to TIMS Data, *Jet Propulsion Laboratory Publication* .
- Pearlman J, Carman S, Segal C, Jarecke P and Barry P (2001). Overview of the Hyperion Imaging Spectrometer for the NASA EO-1 Mission, *IGARSS Special Session* .
- Pearlmutter B and Parra L (1996). A Context-Sensitive Generalization of ICA, *International Conference on Neural Information Processing* .
- Pearlmutter B and Parra L (1997). Maximum Likelihood Blind Source Separation : A Context-Sensitive Generalization of ICA, *Advances in Neural Information Processing Systems 9* pp. 613–619.
- Pearson K (1901). On Lines and Planes of Closest Fit to Systems of Points in Space, *Philos. Mag.* **2**, 559–572.
- Penn B S and Livo K E (2001). Using AVIRIS Data to Map Geologic Signatures of Copper Flat Porphyry Copper Deposit, Hillsboro, New Mexico, *JPL Publication, in Proceedings of the Tenth JPL airborne earth science workshop*. (Report no. 02-1), 289–298.
- Pinet P, Shevchenko V, Chevrel S, Daydou Y and Rosemberg C (2000). Local and Regional Lunar Regolith Characteristics at Reiner Gamma Formation : Optical and Spectroscopic Properties from Clementine and Earth-Based Data, *Journal of Geophysical Research* **105**, 9457–9475.
- Press W, Teukolsky S, Vetterling W and Flannery B (1992). *Numerical Recipes in FORTRAN : The Art of Scientific Computing*.
- Puget P, Beney J, Bibring J, Langevin Y, Semery A and Soufflot A (1995). OMEGA IR Spectral Imager for Mars 96 Mission, *Proceeding of SPIE Advanced and Next-Generation Satellites* **2583**, 323–354.
- Ranjbar H, Honarmand M and Moezifar Z (2004). Analysis of ETM+ and Airborne Geophysical Data for Exploration of Porphyry Type Deposits in the Central Iranian Volcanic Belt, Using Fuzzy Classification, *Remote Sensing for Environmental Monitoring, GIS applications, and Geology III, SPIE* pp. 165–173.
- Reston M and Cocks T (1998). Mineral Mapping in the Mt Fitton Area, Flinders Ranges, South Australia, Using Hymap Airborne Imaging Spectrometer Data, *9th Australasian Remote Sensing Conference* .
- Richards J and Xiuping J (1999). *Remote Sensing Digital Image Analysis : An Introduction*.
- Robila S and Varshney P (2002). Target Detection in Hyperspectral Images Based on Independent Component Analysis, *Proc. SPIE Automatic Target Recognition XII* **4726**, 173–182.

- Rockwell B, Clark R, Cunningham C, Sutley S, Gent C, McDougal R, Livo K and Kokaly R F (2000). Mineral Mapping in the Marysvale Volcanic Field, Utah Using AVIRIS Data, in *Summaries of the 9th Annual JPL Airborne Earth Science Workshop* pp. 407–417.
- Root R, Ustin S, Zarco-Tejada P, Pinilla C, Kokaly R, Anderson G, Brown K, Dudek K, Hager S and Holroyd E (2002). Comparaison of AVIRIS and EO-1 HYPERION for Classification and Mapping of Invasive Leafy Spurge in Theodore Roosevelt National Desert, *AVIRIS Workshop Proceedings* .
- Rowan L, Abrams M and Mars J (2003). Mapping Hydrothermally Altered Rocks at Cuprite, Nevada, Using the Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER), a New Satellite-Imaging System, *Economic Geology and the Bulletin of the Society of Economic Geologists* **98**(5), 1019–1027.
- Rowan L and Mars J (2002). Lithological Mapping in the Mountain Pass, California Area Using Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) Data, *Remote Sensing of Environment* (3), 350–366.
- Safavian S and Landgrebe D (1991). A Survey of Decision Tree Classifier Methodology, *IEEE Trans. on System, Man and Cybernetics* pp. 660–674.
- Salisbury J, Walter L and Vergo N (1987). *Mid Infrared (2.1-25 M) Spectral Minerals : First Edition*, Report 87-263, United States Geological Survey.
- Schetselaar E, Chung C J F and Kim K (2000). Integration of LANDSAT TM, Gamma-Ray, Magnetic, and Field Data to Discrimate Lithological Units in Vegetated Granite-Gneiss Terrain, *Remote Sensing of Environment* pp. 89–105.
- Steuler D, Lucey P, Winter E and LeMouelic S (2002). Efficient Material Mapping Using Clementine Multispectral Data, *The Moon beyond 2002 : Next steps in Lunar Science and Exploration* .
- Steuler D, Winter E, Lucey P and LeMouelic S (2002). Efficient Interpretation of Remote Sensing Data : Aristarchus Plateau, *Lunar and Planetary Science Conference* .
- Swain P and David S (1978). *Remote Sensing : The Quantitative Approach*, McGraw-Hill, New York.
- Tanre D, Deroo C, Duhaut P, Herman M, Morcrette J, Perbos J and Deschamps P (1986). *Simulation of Satellite Signal in the Solar Spectrum (6S), User's Guide*, U.S.T. de Lille, Laboratoire d'Optique Atmosphérique, Lille.
- Teillet P (1989). Surface Reflectance Retrieval Using Atmospheric Correction Algorithms, *IGARSS'89 and the 12th Canadian Symposium on remote Sensing* pp. 864–867.
- Teillet P, Guindon B and Goodenough D (1982). On the Slope-Aspect Correction of Multispectral Scanner Data, *Canadian Journal of Remote sensing* **8**(2), 84–106.
- Torkkola K (1996). Blind Separation of Delayed Sources Based on Information Maximization, *Actes ICASSP* .

- Tourlière B, Perrin J, LeBerre P and Pasquet J (2003). Use of Airborne Gamma-Ray Spectrometry for Kaolin Exploration, *Journal of Applied Geophysics* **53**(2-3), 91–102.
- TRW (2001). EO-1 Hyperion Document, Technical report.
- Tsuchida S and Iwasaki A (2002). Equations for ASTER Radiometric Calibration Ver.0.11, <http://staff.aist.go.jp/s.tsuchida/aster/cal/info/equation/index.html>.
- Valley S (1965). *Handbook of Geophysics and Space Environments*, Mac Graw-Hill ed.
- VanDerMeer F (2004). Analysis of Spectral Absorption Features in Hyperspectral Imagery, *International journal of applied earth observation and geoinformation* **1**, 55–68.
- Vane G (1987). First Results from Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS), *Proceedings, 31st Annual International Technical Symposium, Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers* **834**, 166–174.
- Verdel C, Knepper J D, Livo K, McLemore V, Penn B and Keller R (2001). Mapping Minerals at the Copper Flat Porphyry, New Mexico Using AVIRIS Data, *AVIRIS Airborne Geoscience Workshop*.
- Vermillion S and Salder S (1999). Use of the Minimum Noise Fraction (MNF) Transform to Analyze Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS) Data of Northern Forest Types, *AVIRIS Workshop*.
- Vincent R, Rowan L, Gillespie R and Knapp C (1975). Thermal-Infrared Spectra and Chemical Analyses of Twenty-Six Igneous Rock Samples, *Remote Sensing of Environment* pp. 199–209.
- White K, Walden J, Drake N and Eckardt F (1997). Mapping the Iron Oxide Content of Dune Sands, Namib Sand Dea, Namibia, Using LANDSAT Thematic Mapper Data, *Remote Sensing of Environment* **62**, 30–39.
- Wilford J (1992). Regolith Mapping Using Integrated Landsat TM Imagery and Resolution Gamma-Ray Spectrometry Imagery -Cape York Peninsula, *Bureau of Ressources, Australia*.
- Wilford J, Bierwirth P and Craig M (1997). Application of Airborne Gamma-Ray Spectrometry in Soil/Regolith Mapping and Applied Geomorphology, *AGSO Journal of Geology and geophysics* **17**(2), 201–216.
- Winter E (1999). N-FINDR : An Algorithm for Fast Autonomous Spectral End-Member Determination in Hyperspectral Data, *Proceedings of SPIE : Imaging Spectrometry V* **3753**.
- Wood R, Grotzinger J and Dickson J A D (2002). Proterozoic Modular Biomineralized Metazoan from the Nama Group, Namibia, *Science* **296**(5577), 2383–2386.
- Zibulevsky M (2002). Blind Source Separation with Relative Newton Method.

Annexe A

Illustration de l'ACI

L'identification des signaux sources obtenus par les méthodes d'Analyse en Composantes Indépendantes est une étape délicate. Dans le cas d'études en imagerie médicale, cette étape consiste généralement à étudier visuellement les données obtenues, donc à les étudier qualitativement.

La figure A.1 illustre la séparation de deux sources. Ces deux sources sont des photos bien distinctes, représentant l'une des building et l'autre des falaises. L'étude visuelle des deux composantes indépendantes obtenues par ACI permet de retrouver chacune des photos et donc de valider la méthode.

Néanmoins cette validation par analyse visuelle ne peut avoir lieu que lorsque les sources sont réellement distinctes. Une expérience similaire de séparation de deux sources a été réalisée à partir de deux photos d'un même paysage (Figure A.2). Seul l'éclairage et l'angle de prise de vue change entre les deux photos. L'étude visuelle des deux composantes indépendantes obtenues par ACI ne permet pas de retrouver chacune des photos et donc de valider la méthode.

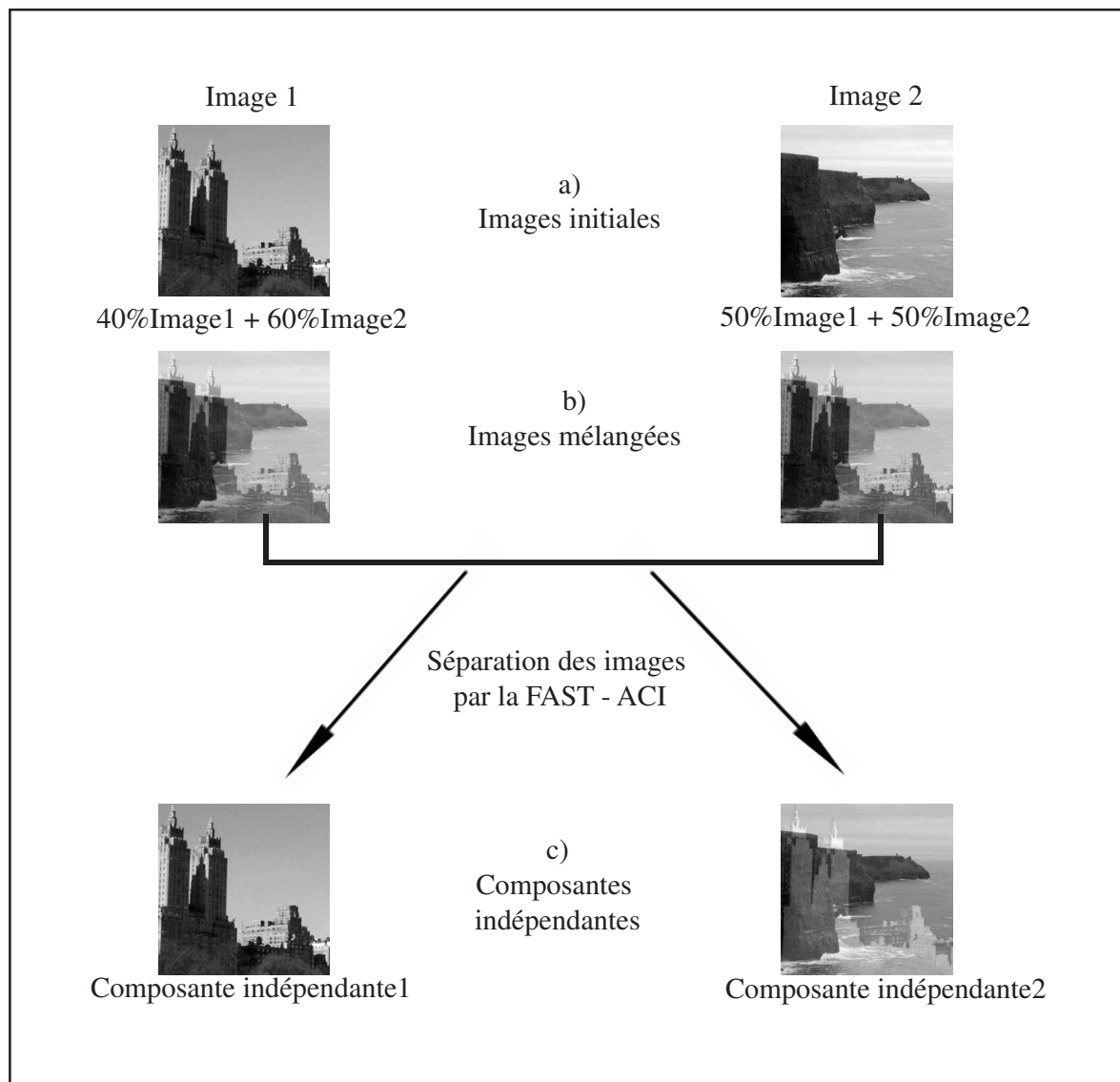


FIG. A.1 – Illustration de la séparation de 2 sources indépendantes.

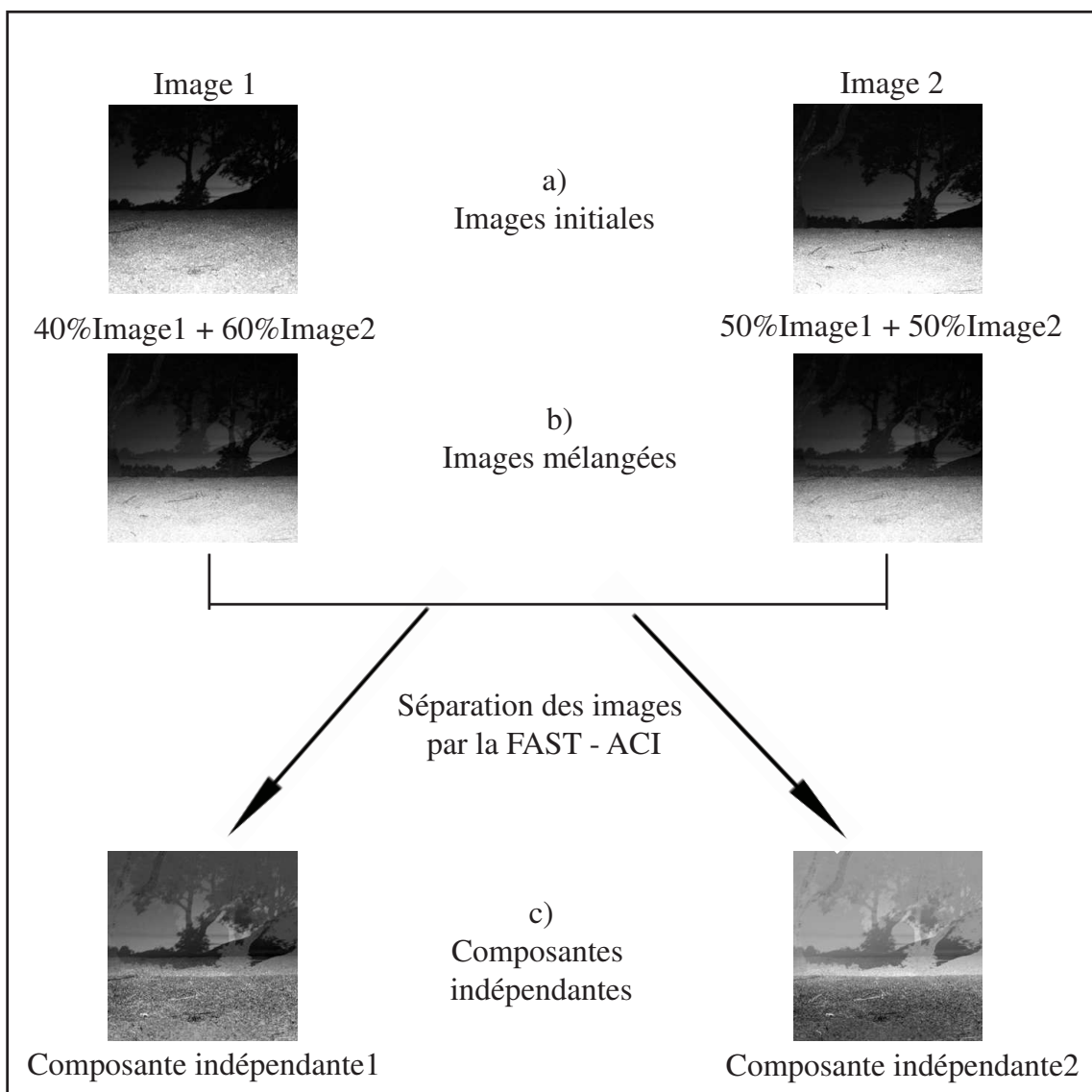


FIG. A.2 – Illustration de la séparation de 2 sources indépendantes.

Annexe B

Publications

C. Gomez, C. Delacourt, P. Allemand, P. Ledru, "Potentials and limitations of coupling ASTER and airborne geophysical data for improvement of geological mapping in arid region (Namibia, Rehoboth region)," in *Remote Sensing for Environmental Monitoring, GIS Applications, and Geology III*, edited by Manfred Ehlers, Hermann J. Kaufmann, Ulrich Michel, Proceedings of SPIE Vol. 5239 (SPIE, Bellingham, WA, 2004), Pages 98-108.

C. Gomez, C. Delacourt, P. Allemand, P. Ledru, R. Wackerle, "Using ASTER remote sensing data set for geological mapping, in Namibia". *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, Volume 30, Issues 1-3, 2005, Pages 97-108.

Résumé :

Les données de télédétection dans le domaine du Visible, de l'Infrarouge et du rayonnement Gamma ont un potentiel pour la cartographie géologique. Ce potentiel est évalué sur l'exemple de la carte géologique de Rehoboth, zone semi aride de Namibie en contexte sédimentaire. Une méthode de détermination des contours géologiques a été mise au point à partir d'une combinaison de données multispectrales ASTER (3 bandes dans le Visible, 6 bandes dans l'Infrarouge Moyen), de données hyperspectrales HYPERION (242 bandes du visible à l'Infrarouge Moyen) et de données de rayonnement Gamma (K, U, Th). Cette méthode permet de préciser la géométrie de la carte. Le potentiel des données HYPERION a ensuite été évalué pour l'identification et la quantification des lithologies à partir de deux techniques : la méthode N-FindR et la méthode d'Analyse en Composantes Indépendantes (ACI). Les tests montrent que la méthode ACI permet d'identifier de façon plus fiable les composants lithologiques présents dans un pixel.

Mots clés : cartographie géologique, Hyperspectral, Multispectral, Radioéléments, fusion de données, classification supervisée, Analyse en Composantes Indépendantes, analyse de mélanges spectraux linéaires sous contraintes.

Abstract :

Remote sensing data in the Visible and Infrared domains and Gamma ray data have a potential for the geological mapping. This potential is evaluated on the example of the geological map of Rehoboth, semi arid region of Namibia in sedimentary context. A determination method of geological layers boundaries is proposed from a combination of multispectral ASTER data (3 bands in the Visible and Near Infrared, 6 bands in the Short Waves Infrared), hyperspectral HYPERION data (242 bands from Visible to Short Waves Infrared) and Gamma ray data (K, U, Th). This method permits to precise the geometry of the map. Then the potential of HYPERION data has been estimated for the identification and quantification of lithologies from two techniques : the N-FindR method and the Independent Components Analysis (ICA). The tests show that the ICA method allows to identify with more reliability the lithological components present in a pixel.

Keywords : geological mapping, Hyperspectral, Multispectral, Radioéléments, data fusion, supervised classification, Independent Component Analysis, constrained linear spectral mixture analysis.

Thèse préparée au
Laboratoire de Sciences de la Terre (UMR5570 CNRS - ENS Lyon - UCB Lyon 1)
2 rue Raphael Dubois, 69622 Villeurbanne cedex