

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC

MÉMOIRE

PRÉSENTÉ À

L'UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À CHICOUTIMI

COMME EXIGENCE PARTIELLE

DE LA MAÎTRISE EN RESSOURCES RENOUVELABLES

PAR

EL MUSTAPHA BAHRI

B.SC. EN MATHÉMATIQUES

**CARACTÉRISATION SPECTRALE DE LA DÉGRADATION DES MILIEUX ¹
NATURELS EN RÉGIONS SEMI-ARIDES, À PARTIR DES DONNÉES ASTER :
CAS DU MOYEN ATLAS AU MAROC**

JUIN 2007



Mise en garde/Advice

Afin de rendre accessible au plus grand nombre le résultat des travaux de recherche menés par ses étudiants gradués et dans l'esprit des règles qui régissent le dépôt et la diffusion des mémoires et thèses produits dans cette Institution, **l'Université du Québec à Chicoutimi (UQAC)** est fière de rendre accessible une version complète et gratuite de cette œuvre.

Motivated by a desire to make the results of its graduate students' research accessible to all, and in accordance with the rules governing the acceptance and diffusion of dissertations and theses in this Institution, the **Université du Québec à Chicoutimi (UQAC)** is proud to make a complete version of this work available at no cost to the reader.

L'auteur conserve néanmoins la propriété du droit d'auteur qui protège ce mémoire ou cette thèse. Ni le mémoire ou la thèse ni des extraits substantiels de ceux-ci ne peuvent être imprimés ou autrement reproduits sans son autorisation.

The author retains ownership of the copyright of this dissertation or thesis. Neither the dissertation or thesis, nor substantial extracts from it, may be printed or otherwise reproduced without the author's permission.

DÉDICACE

*H**Mes très chers parents,**Ma chère épouse Hünane, ma chère petite fille Doaa**Et tout le reste de ma famille au Maroc, frères et sœurs ...*

RÉSUMÉ

La cédraie du Moyen Atlas, au Maroc, est caractérisée par l'hétérogénéité de ses peuplements ainsi que par la fragmentation de son espace forestier. Ces caractéristiques sont causées par l'interaction de divers facteurs anthropiques, pédologiques et climatiques. Ces hétérogénéités spatiales et spectrales limitent la fiabilité des méthodes conventionnelles de classification de l'imagerie satellitaire. Dans la présente étude, on suggère d'utiliser les méthodes basées sur la similarité spectrale pour cartographier les espèces forestières dominantes de l'écosystème de la cédraie, soit l'analyse de mixture spectrale linéaire (AMSL) et le *Spectral angle mapper* (SAM). Les objectifs poursuivis consistent à comparer des procédures d'extraction des signatures spectrales « pures » prototypes, dites *endmembers*, et les approches de l'AMSL et du SAM en termes de cartographie des espèces végétales dominantes de cette forêt. Pour atteindre ces objectifs, on a utilisé des images acquises par le capteur ASTER (*Advanced spaceborne thermal emission and reflection radiometer*). Les résultats obtenus montrent que l'utilisation des méthodes de l'AMSL et du SAM a abouti à des résultats similaires en termes de répartition des espèces cartographiées, mais avec des différences au plan des superficies affectées par ces espèces. La comparaison des résultats obtenus à l'aide de l'AMSL et du SAM avec ceux de la classification par maximum de vraisemblance (notre référence) démontre que l'AMSL a permis de classer les espèces forestières dominantes avec une meilleure précision que le SAM, ce qui s'exprime avec un coefficient Kappa de l'ordre de 0,70 pour la méthode de l'AMSL contre 0,66 pour l'approche du SAM.

Mots clés : analyse de mixture spectrale linéaire ; *spectral angle mapper* ; indice de pureté du pixel ; analyse d'erreur itérative ; cartographie forestière ; ASTER

ABSTRACT

The cedar forest of the Middle Atlas of Morocco is characterized by the heterogeneity of its stands and its fragmentation caused by the interaction among various factors, such as human activities, soil variability and climatic fluctuations. This results in a spatial and spectral heterogeneity that limits the reliability of the conventional methods used for classification of satellite imagery. To address this issue, the present study uses methods based on the spectral similarity to map major forest species of the cedar forest of Morocco: the linear spectral mixture analysis (LSMA) and the spectral angle mapper (SAM). The aim of the study was to compare: (i) methods used to extract spectral signature of pure pixels (*endmembers*) from the imagery, and (ii) the performances of LSMA and SAM in terms of appropriately mapping major forest species of the Middle Atlas. To achieve these goals, we used ASTER (Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer) images for the forest mapping. The results showed that SMA and SAM have led to similar patterns of the spatial distribution of studied forest species, but they have generated noticeable differences in the areas assigned to each mapped class. The classification results obtained by SMA and SAM were compared to those generated by the maximum likelihood classification method (our reference). This procedure showed that SMA has yielded a better classification of the dominant forest species than SAM; this is illustrated by the value of Kappa Coefficient which was about 0.70 for SMA method and 0.66 for SAM approach.

Keywords: Linear spectral mixture analysis; spectral angle mapper; pixel purity index; iterative error analysis; forest cover mapping; ASTER.

REMERCIEMENTS

En tant que candidat à l'obtention du grade de maîtrise en ressources renouvelables, je présente mon mémoire sous forme d'un article accepté en Mars 2007 par la revue scientifique arbitrée Télédétection, et dont je suis le premier auteur. Les co-auteurs sont mon directeur de recherche Dr. Driss Haboudane de l'Université du Québec à Chicoutimi, mon co-directeur le défunt Dr. Ferdinand Bonn de l'Université de Sherbrooke, Dr. Abderrazak Bannari de l'Université d'Ottawa et Dr. Lahcen Chilasse de l'Université Moulay Ismaïl, Meknès, Maroc.

Si je peux soutenir mon habilitation aujourd'hui, je le dois en partie à la bienveillance de plusieurs personnes qui m'ont aidé et inspiré pendant mes études. Il est impossible ici de les mentionner tous, mais je leur suis très reconnaissant.

Tout d'abord je tiens à remercier de tout cœur mon directeur de recherche, Dr. Driss Haboudane, pour m'avoir témoigné une confiance inestimable au long de mon projet. Il m'a fait l'honneur de m'accueillir au sein de son laboratoire (Laboratoire d'expertise et de recherche en télédétection et géomatique : LERTG) et de me faire profiter pleinement de ces compétences scientifiques. Je le remercie également pour avoir dirigé tous mes travaux, pour m'avoir soutenu et pour avoir été disponible du début à la fin. Son soutien, sa disponibilité, sa patience et ses compétences scientifiques sont exemplaires.

Ce mémoire est dédié à Ferdinand Bonn qui m'avait fait l'honneur de codiriger mon sujet de recherche en collaboration avec mon directeur Driss Haboudane. À titre de codirecteur de ma maîtrise, Prof. Bonn avait grandement contribué à la formulation de mon sujet de recherche ainsi qu'à la préparation du présent article.

Ce projet n'aurait pas été possible sans le soutien financier du programme Security Through Science de l'OTAN (subvention de D. Haboudane, CLG Ref. 981374), du Conseil de Recherches en Sciences et Génie (CRSNG) du Canada (subvention de D. Haboudane, No. 261897) et du Fonds Québécois de Recherche sur la Nature et les Technologies (FQRNT) (subvention de D. Haboudane NC-98062). Je tiens à remercier tous ces organismes pour leurs contributions essentielles.

J'exprime ma gratitude aussi à MM. Mohamed Benhiba et Majid El Midaoui de la Direction régionale des eaux et forêts du Moyen Atlas, Meknès (Maroc) pour leur support lors des visites sur le terrain.

Finalement, j'adresse mes plus sincères remerciements à tous les membres de ma famille et à tous mes proches et amis qui m'ont toujours soutenu et encouragé au cours de la réalisation de ce mémoire, dans les bons et moins bons moments.

TABLES DES MATIÈRES

RÉSUMÉ	iii
ABSTRACT	v
REMERCIEMENTS	vii
TABLES DES MATIÈRES	x
LISTE DES TABLEAUX	xi
LISTE DES FIGURES	xiii
1. TRODUCTION	1
2. ZONE D'ÉTUDE	6
3. MATÉRIELS ET MÉTHODES	9
3.1. Imagerie satellitaire	10
3.2. Prétraitements	10
3.3. Méthodes d'extraction de l'information à partir de l'imagerie	11
3.3.1. Méthodes d'analyse de mixture spectrale linéaire (AMSL).....	13
3.3.2. Méthode du <i>spectral angle mapper</i> (SAM).....	15
3.4. Méthodes de sélection des signatures prototypes	17
3.4.1. Indice de pureté du pixel (PPI).....	17
3.4.2. Analyse de l'erreur itérative (AEI).....	20
4. RÉSULTATS ET DISCUSSION	21
4.1. Sélection des signatures prototypes	22
4.2. Distinction des espèces forestières à l'aide des méthodes du SAM et de l'AMSL	28
5. CONCLUSION	35
RÉFÉRENCES	38

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1. Comparaison des méthodes de l'analyse de l'erreur itérative (AEI) et de l'indice de pureté du pixel (PPI) par régression linéaire des fractions générées par l'AMSL.....	21
Tableau 2. Comparaison des résultats de classification générés par les méthodes de l'AMSL et SAM.....	28
Tableau 3. Comparaison des méthodes du SAM et de l'AMSL avec la classification par maximum de vraisemblance (CMV). Bilan des précisions extrait des matrices de confusion confrontant le SAM et l'AMSL à CMV.....	30

LISTE DES FIGURES

- Figure 1.** Localisation de la zone d'étude (région d'Azrou - Khénifra) : a) carte du Maroc et b) composé coloré d'une image ASTER de la zone d'étude, avec la bande 2 dans le rouge, la bande 3 dans le vert et la bande 1 dans le bleu. Image de 30 km par 37 km.....6
- Figure 2.** Organigramme méthodologique illustrant la démarche générale suivie pour l'identification de l'occupation des terres.....9
- Figure 3.** Concept de la méthode du SAM où α est l'angle spectral entre le spectre référence et le spectre évalué dans un espace à deux dimensions.....14
- Figure 4.** Les composantes de MNF (Minimum noise fraction) utilisées par l'indice de pureté du pixel (PPI) : (a) à (f) six images de MNF obtenues par transformation des neuf bandes ASTER ; (g) composée en (RVB) des trois premières de MNF ; (h) la variance en fonction du nombre de MNF. Images de 30 km par 37 km.....16
- Figure 5.** Les signatures prototypes extraites à partir de l'image ASTER par les méthodes de l'AEI (a) et de l'indice PPI (b).....19

Figure 6. Résultats de la méthode de l'AMSL utilisant les signatures prototypes provenant de la méthode de l'AEI : (a) composé coloré de l'image ASTER (R = bande 2, V = bande 3, B = bande 1) ; (b) fraction du chêne vert ; (c) fraction du cèdre ; (d) fraction de la végétation irriguée ; (e) fraction des roches et des sols nus ; (f) composé coloré (RVB) des fractions végétation irriguée, chêne vert et cèdre ; (g) erreur quadratique moyenne (RMSE) et (h) l'histogramme de la RMSE. Les tons clairs correspondent à une abondance élevée et les tons sombres à une faible abondance. Images de 30 km par 37 km.....22

Figure 7. Résultats de la méthode de l'AMSL utilisant les signatures prototypes de l'indice PPI : (a) composé coloré de l'image ASTER (R = bande 2, V = bande 3, B = bande 1) ; (b) fraction du chêne vert ; (c) fraction du cèdre ; (d) fraction de la végétation irriguée ; (e) fraction des roches et des sols nus (non forestier) ; (f) composé coloré (RVB) des fractions végétation irriguée, chêne vert et cèdre ; (g) erreur quadratique moyenne (RMSE) et (h) l'histogramme de RMSE. Les tons clairs correspondent à une abondance élevée et les tons sombres à une faible abondance. Images de 30 km par 37 km.....23

Figure 8. Classification des espèces forestières dominantes de la forêt de cèdre du Moyen Atlas (région d'Azrou - Khénifra), obtenues par la méthode du SAM. Image de 30 km par 37 km.26

Figure 9. Classification des espèces forestières dominantes de la forêt de cèdre du Moyen Atlas (région d’Azrou-Khénifra), obtenues par la méthode de l’AMSL. Image de 30 km par 37 km.....	27
--	-----------

1. INTRODUCTION

La présente étude vise d'abord à identifier et à cartographier les espèces forestières dominantes de la forêt du Moyen Atlas (Maroc) en utilisant des approches basées sur la similarité spectrale, soit l'analyse de mixture spectrale linéaire (AMSL) et le *Spectral angle mapper* (SAM). Elle vise aussi à comparer ces méthodes en termes de distinction des espèces végétales dominantes. Elle vise enfin à comparer les méthodes de sélection des signatures prototypes, dites *endmembers*, et à identifier celle qui est la plus adéquate pour la classification de l'imagerie satellitaire des milieux semi-arides.

La présence humaine dans les secteurs forestier et périforestier ainsi que la diversification des activités socio-économiques sont les principales causes de dégradation de la forêt de cèdres du Moyen Atlas, au Maroc. Ainsi, le pastoralisme, le déboisement, la destruction du sous-bois et l'intensification d'autres activités agro-forestières ont conduit à la fragilisation de l'écosystème de la cédraie et à la disparition de nombreuses espèces végétales (Tarrier et Delacre, 2007) Cette dégradation a abouti à une forêt secondaire très fragmentée dont les secteurs déboisés ont fait place aux terrains agricoles, aux pâturages, aux sols dégradés et au substratum rocheux dénudé. À cette variabilité spatiale s'ajoute l'hétérogénéité au sein des peuplements caractérisés par une association mixte regroupant des espèces de feuillus et de conifères. Les espèces les plus importantes, aux points de vue représentativité et intérêt économique, sont le Cèdre (*Cedrus atlantica*) et le Chêne vert (*Quercus rotundifolia*).

Du point de vue de la télédétection, cette région, comme toutes les régions forestières dégradées, est caractérisée par une double hétérogénéité, l'une spatiale et l'autre spectrale. Ce fait représente un défi majeur pour l'application des méthodes de télédétection à la

classification et à la cartographie forestière. Les raisons sont les effets des propriétés optiques des sols, les perturbations atmosphériques, l'effet de l'environnement et l'information au niveau du sub-pixel, d'où la difficulté de l'identification spectrale des espèces végétales et de leur classification par les méthodes de télédétection.

Traditionnellement, l'estimation du taux de couverture de la végétation à partir de l'imagerie satellitaire se fait soit à l'aide de la classification conventionnelle soit à l'aide d'indices de végétation (Cyr *et al.*, 1995 ; Biard and Baret, 1997 ; Hill *et al.*, 1998 ; Arsenault and Bonn, 2001). Les résultats obtenus par ces indices sont souvent entachés d'erreurs en raison de la contamination due à l'atmosphère et aux sols sous-jacents (Bannari *et al.*, 1999). L'effet de ces derniers domine surtout dans les milieux où la végétation est plus au moins éparse (Elmore *et al.*, 2000 ; Hostert *et al.*, 2003). Par ailleurs, les nouveaux développements des outils de la télédétection ont constitué un atout pour quantifier et identifier les différentes espèces du couvert végétal (Clark *et al.*, 1995). Ainsi, la cartographie des espèces végétales a bénéficié de la mise au point de nouvelles approches, les unes basées sur l'intelligence artificielle telles que les réseaux de neurones et les automates cellulaires, les autres basées sur la similarité spectrale comme l'AMSL (Adams *et al.*, 1989), le SAM (Kruse *et al.*, 1993) et la MTMF (*Mixture tuned matched filtering*) (Boardman, 1998). Les premières, fondées sur le concept d'entraînement et d'apprentissage, ont montré une précision élevée en comparaison avec les méthodes de classification basées sur des statistiques classiques (Dai and Khorram, 1999 ; Liu *et al.*, 2005). Quant aux deuxièmes, elles exploitent la similarité spectrale et l'information au niveau du sous-pixel pour la contribution relative des éléments constituant la tâche. La

méthode de l'AMSL (Adams *et al.*, 1989) a été d'abord développée dans le contexte de l'analyse des données hyperspectrales et, pourtant, différentes études ont aussi confirmé son potentiel pour les données multibandes (Adams *et al.*, 1993 ; Hill and Schutt, 2000 ; Asner and Heidebrecht, 2002).

Des études antérieures ont montré que la méthode de l'AMSL est capable de surmonter l'obstacle de l'hétérogénéité et avec plus de précision (Smith *et al.*, 1990 ; Roberts *et al.*, 1993). Les applications de cette méthode en télédétection sont nombreuses telles :

- l'étude de l'utilisation des terres et la cartographie de la couverture du sol (Ustin *et al.*, 1999 ; Theseira *et al.*, 2002 ; Lu *et al.*, 2003 ; Buddenbaum *et al.*, 2005) ;
- l'estimation des paramètres biophysiques, tel que l'indice de surface foliaire (LAI) et le taux de couverture (Gilabert *et al.*, 2000) ;
- l'estimation de la biomasse et de la productivité primaire nette (Hall *et al.*, 1995 ; Garcia-Haro *et al.*, 1996 ; Peddle *et al.*, 2001) ;
- l'estimation de l'abondance de la végétation urbaine (Small, 2001) ;
- la dégradation des sols et la végétation éparse (Hill *et al.*, 1995 ; Van der Meer, 1997 ; Meternicht and Fermont, 1998 ; Haboudane, 1999 ; McGwire *et al.*, 2000) ;
- la détection de changements (Ustin *et al.*, 1998 ; Elmore *et al.*, 2000 ; Roberts *et al.*, 2002).

Le SAM a été utilisé avec succès pour l'étude de la dégradation des sols et la désertification au sud de l'Espagne par Margat et Shrestha (2001) et au nord du Maroc par Chikhaoui *et al.* (2005). L'approche a été aussi mise en œuvre pour l'étude de la dégradation des milieux

naturels arides et elle a donné des résultats satisfaisants (Sohn *et al.*, 1999 ; Yang *et al.*, 1999 ; Sohn and Rebello, 2002 ; Zhang *et al.*, 2003).

Ces méthodes se fondent sur la similarité spectrale entre les différentes composantes homogènes du milieu observé. Le succès de leur application à l'analyse et à la classification des images dépend de la qualité et de la représentativité des signatures prototypes sélectionnées pour représenter ces composantes homogènes. Ainsi, l'étape la plus cruciale est l'extraction d'un nombre limité de signatures prototypes pouvant caractériser et expliquer la variabilité spectrale dans l'image. À cette fin, plusieurs méthodes d'extraction peuvent être employées : 1) la sélection manuelle par l'utilisateur, soit à partir d'une banque de spectres mesurés en laboratoire ou sur le terrain (Tompkins *et al.*, 1997), soit à partir de l'image elle-même (Adams *et al.*, 1993 ; Bateson et Curtiss, 1996) ; 2) la sélection automatique basée sur l'une des approches suivantes : a) les espaces spectraux R vs PIR ou R et MIR (Sang-Wook and Chong-Hwa, 2004) ; b) analyse en composantes principales (ACP) (Boardman, 1993) ; c) analyse d'erreur itérative (AEI) (Nadeau, C., 2000) ; d) indice de pureté du pixel dit PPI (*Pixel purity index*) (Boardman *et al.*, 1995) et e) la moyenne des PPI dite APP (*Average pixels purity*) (Quarmby *et al.*, 1992 ; Foody and Cox, 1994).

2. ZONE D'ÉTUDE

La zone retenue pour cette étude est située au cœur du Moyen Atlas, au Maroc, entre les latitudes 32°55' et 33°47' Nord et les longitudes 5°35' et 5°70' Ouest (**Figure 1**), à une altitude qui varie entre 826 et 2 713 m. Assurant la transition entre le Haut Atlas et le Plateau Central, le massif du Moyen Atlas a un relief accidenté où alternent zones montagneuses et régions de plateaux. La géologie de la région est dominée par des formations calcaires, souvent karstiques, avec la présence d'étendues de roches d'origines volcaniques et de régions couvertes d'argiles triasiques (El Arabi *et al.*, 2001). Quant au climat, il est de type continental et est caractérisé par un été chaud et sec et un hiver froid et neigeux (TARRIER et DELACRE, 2007) Les précipitations varient en fonction de l'altitude avec des moyennes annuelles variant de 400 à 700 mm (Données météorologiques, direction de la météorologie Nationale, 2005) Quant aux températures, les moyennes mensuelles oscillent entre -17 °C en décembre et janvier, et 28 °C en août (station d'Ifrane située juste au nord de la zone d'étude) (Données météorologiques, direction de la météorologie Nationale, 2005)

En ce qui concerne le couvert forestier, parmi les étages qui ont été identifiés en termes de type de parcours (QARRO, 2006), on trouve la cédraie pure et à Chêne vert à des altitudes dépassant 1 600 m d'altitude et les chênaies se situant entre 1 200 et 1 600 m d'altitude.

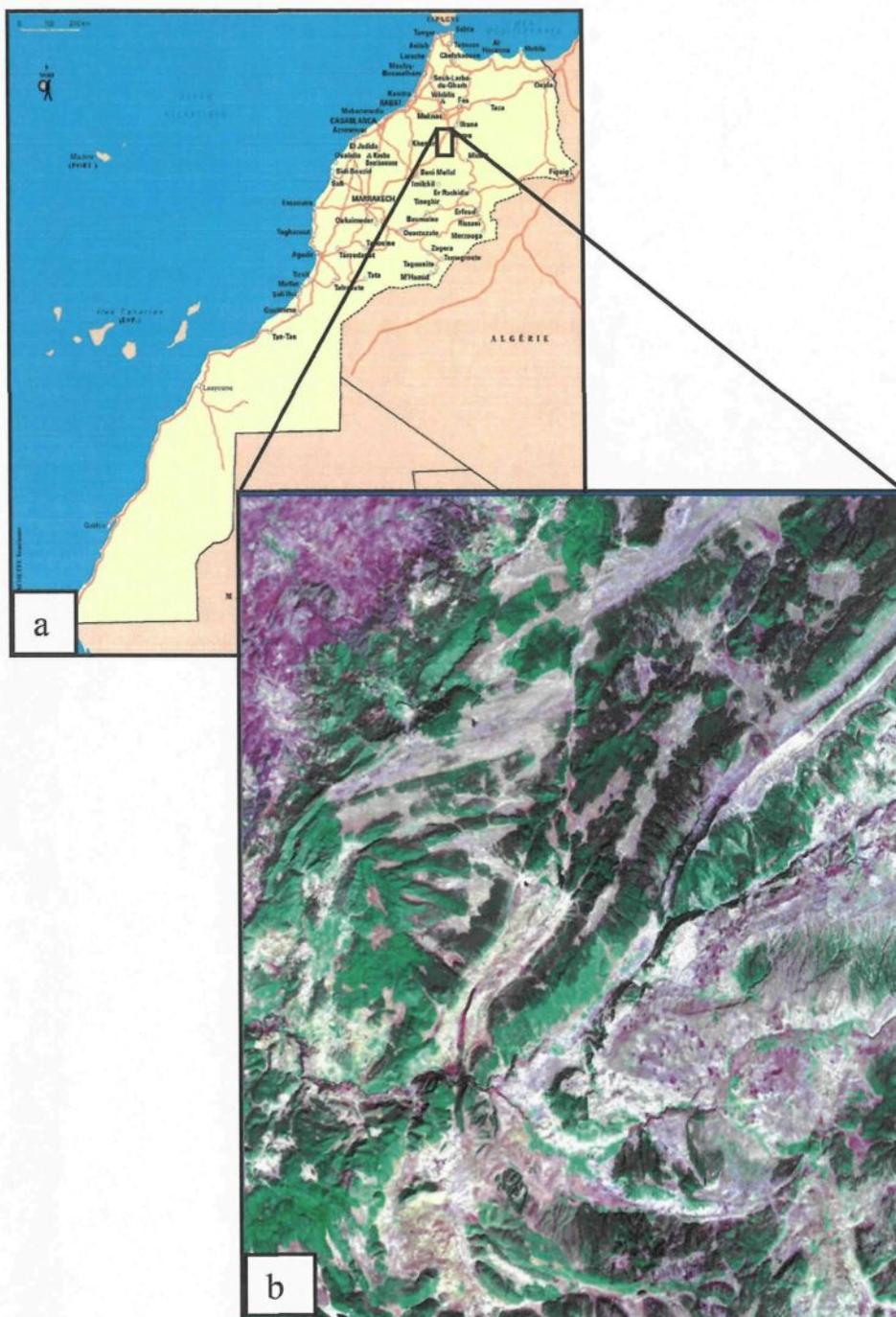


Figure 1. Localisation de la zone d'étude (région d'Azrou - Khénifra) : a) carte du Maroc et b) composé coloré d'une image ASTER de la zone d'étude, avec la bande 2 dans le rouge, la bande 3 dans le vert et la bande 1 dans le bleu. Image de 30 km par 37 km.

3. MATÉRIELS ET MÉTHODES

3.1. Imagerie satellitaire

Les données satellitaires utilisées comprennent des images du capteur ASTR (*Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer*) et du capteur ETM+ (*Enhanced Thematic Mapper Plus*) de Landsat. La zone d'étude étant allongée du sud-ouest au nord-est, sa couverture a nécessité l'utilisation de deux images ASTER (60 km × 60 km). Acquises en septembre 2003, ces images (pixel de 15 m (Visible et Proche Infrarouge) et 30 m (Moyen Infrarouge)) ne contiennent pas de couverture nuageuse et correspondent à la période sèche où la végétation vivante herbacée ne s'est pas encore développée, ce qui permet de minimiser les effets du sous-bois sur la distinction des espèces forestières. Quant à l'image ETM+ (pixel de 30 m), il s'agit d'une ortho-image du mois de juillet 2001; elle a été utilisée pour faire les corrections géométriques des images ASTER.

3.2. Prétraitements

Les images ASTER ont été transformées en réflectances en suivant la chaîne classique de traitement d'images, c'est-à-dire la correction des distorsions géométriques ainsi que la correction des effets atmosphériques et radiométriques.

La correction des distorsions géométriques a été effectuée par rapport à l'ortho-image ETM+. C'est une correction image à image en utilisant l'approche polynomiale (Richards, J. A., 1999).

Les corrections radiométriques et atmosphériques ont été effectuées à l'aide du modèle FLAACH (*Fast line-of-sight atmospheric analysis of spectral hypercubes*) du logiciel ENVI (ENVI, 2005). C'est une approche de correction utilisant des *Look-up tables* (LUT) à cinq dimensions (Kaufman *et al.*, 1997 ; Staenz *et al.*, 2002), soient la longueur d'onde, la position du pixel, la vapeur d'eau atmosphérique, l'altitude du terrain et l'épaisseur optique de l'atmosphère. Les calculs de réflectance y sont effectués en utilisant le modèle de transfert radiatif Modtran 4 (Isaacs *et al.*, 1987 ; ENVI, 2005).

Les bandes corrigées du moyen infrarouge (MIR) de résolution spatiale de 30 m ont été rééchantillonnées à 15 m, puis regroupées avec les bandes du visible et du proche infrarouge (VPIR) dont la résolution spatiale est déjà de 15 m. Quant aux bandes spectrales thermiques (TIR), elles n'ont pas été utilisées. Finalement, une mosaïque des deux images ASTER a été élaborée pour couvrir toute la zone d'étude.

3.3. Méthodes d'extraction de l'information à partir de l'imagerie

Une fois les images de réflectance obtenues, la démarche méthodologique suivante a été suivie (**Figure 2**) :

- application de différentes méthodes d'extractions des signatures prototypes ;

- estimation de l'abondance relative de ces signatures prototypes en utilisant les méthodes de l'AMSL et du SAM ;
- classification des espèces forestières dominantes à l'aide de la combinaison des abondances relatives résultant des méthodes précédentes ;
- comparaison des méthodes utilisées.

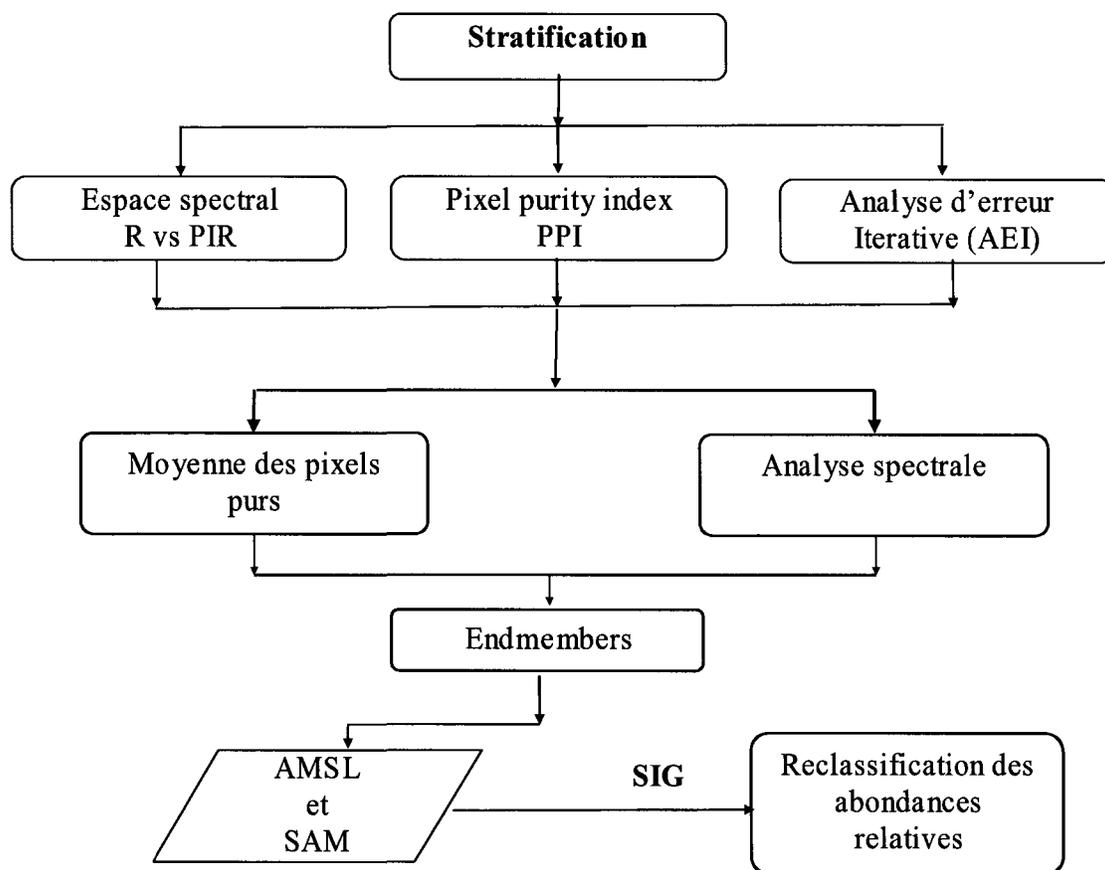


Figure 2. Organigramme méthodologique illustrant la démarche générale suivie pour l'identification de l'occupation des terres.

3.3.1. Méthode d'analyse de mixture spectrale linéaire (AMSL)

Cette approche de l'AMSL est un modèle physique qui considère que la signature spectrale des pixels comme étant un mélange de quelques signatures prototypes. Ces signatures pures sont les contributions spectrales propres des objets rencontrés dans l'image (Adams *et al.*, 1989). En première approximation, le mélange spectral peut être modélisé comme une combinaison linéaire de composantes spectrales homogènes, tel que (Adams *et al.*, 1989 ; Hill, 1993) :

$$R_i = \sum_{j=1}^n F_j RC_{ij} + \varepsilon_i \quad (1)$$

Avec $\sum_{j=1}^n F_j = 1$ et $0 \leq F_j \leq 1$

Où :

R_i : réflectance dans la bande i ;

RC_{ij} : réflectance de la signature prototype j dans la bande i ;

F_j : fraction de la surface représentée par la signature prototype j ;

ε_i : erreur résiduelle dans la bande i ;

n : nombre total de signatures prototypes j ;

Le nombre de signatures prototypes doit être inférieur ou égal au nombre de bandes plus un. Ceci permettra de trouver les fractions optimales des signatures prototypes qui offrent le meilleur ajustement entre les signatures spectrales mesurées et celles qui sont modélisées

(mélange). La validité du modèle de l'AMSL sera évaluée par le biais de l'erreur moyenne quadratique (RMSE) (Adams *et al.*, 1989 ; Hill, 1993) :

$$RMSE = \sum_k^m \left(\sqrt{\left(\left(\sum_{j=1}^n (R_{jk} - R'_{jk})^2 \right) \frac{1}{n} \right)} \right) \frac{1}{m} \quad (2)$$

où :

R_{jk} , R'_{jk} : respectivement, réflectance modélisée et réflectance mesurée du pixel k ;

n, m : respectivement, nombre de bandes spectrales et nombre de pixels de l'image.

La RMSE est une évaluation des résidus spectraux qui ne sont pas représentés par la combinaison des signatures prototypes retenues. Elle permet de comprendre si les signatures prototypes choisies expliquent bien la variabilité spectrale de l'image. Plus la RMSE est faible, plus le modèle est robuste (Mather, 1999). Cette erreur peut être due à différentes raisons, (Foppa *et al.*, 2002), soit : la contrainte imposant le choix d'un nombre limité de signatures prototypes, l'hypothèse de combinaison linéaire des composantes spectrales homogènes, la non-similarité entre les signatures évaluées et les signatures de référence, les conditions radiométriques intrinsèques du capteur et les variations topographiques de la zone d'étude.

Par ailleurs, étant donné que le site d'étude est une région forestière en milieu montagneux, le facteur ombre exerce une influence majeure sur la réflectance de l'image, ce qui, en démixage spectral, produit une forte corrélation entre les fractions de la végétation et de

l'ombre. Pour tenir compte de cet effet, une signature prototype représentant l'ombre est intégrée dans le processus de démixage (Adams *et al.*, 1993). Ainsi, pour une meilleure interprétation des résultats, les abondances relatives obtenues à l'aide de la SMA sont normalisées par rapport à l'ombre en les multipliant par un facteur f (équation 3), avec F_{ombre} représentant la fraction de l'ombre (Smith *et al.*, 1990) :

$$f = \frac{1}{1 - F_{\text{ombre}}} \quad (3)$$

3.3.2. Méthode du *Spectral angle mapper* (SAM)

La méthode du SAM est une approche de classification basée sur la similarité angulaire entre les spectres de l'image et des spectres de référence. Extraits de l'image elle-même, ces derniers sont des spectres extrêmes, dits pôles spectraux, par rapport auxquels la méthode du SAM mesure l'angle spectral des pixels (Kruse *et al.*, 1993). Ces derniers et les pôles spectraux sont considérés comme des vecteurs ayant des valeurs dans un espace de dimension égale au nombre de bandes de l'image utilisée. Leur représentation dans un espace multidimensionnel permet de mesurer l'écart angulaire qui les sépare (**Figure 3**). Cet angle spectral α est calculé à l'aide de l'équation (4) (Kruse *et al.*, 1993) :

$$\alpha = \arccos \left(\frac{\vec{s} \cdot \vec{t}}{\|\vec{s}\| \cdot \|\vec{t}\|} \right)$$

(4)

où :

\vec{s} est le spectre de référence ;

\vec{t} est le spectre évalué.

L'attribution d'un pixel à un thème donné se base sur la mesure de l'angle α , c'est-à-dire l'angle entre le vecteur du spectre de référence et celui de chaque vecteur dans l'image. Plus l'angle est petit, plus la similarité entre le spectre du pixel évalué et la référence est grande. Ainsi, le pixel sera affecté à la classe du pôle spectral avec lequel il a le plus petit écart angulaire. Cette mesure est peu sensible aux variations de l'éclairement dont l'augmentation ou la diminution n'affecte pas la direction du vecteur, mais plutôt son amplitude (Clark *et al.*, 1995). Un mauvais choix de l'angle α peut engendrer un nombre minimal de classes, soit des confusions non souhaitables et un nombre maximal de pixels non classés (Cròsta *et al.*, 1998).

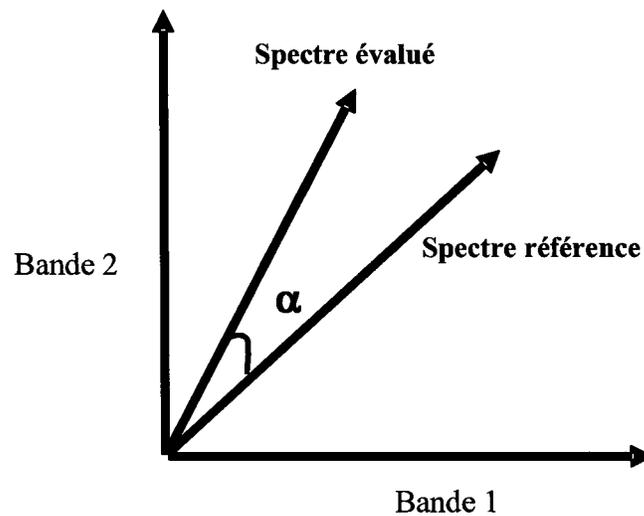


Figure 3. Concept de la méthode du SAM où α est l'angle spectral entre le spectre référence et le spectre évalué dans un espace à deux dimensions (D'après Kruse et al. (1993)).

3.4. Méthodes de sélection des signatures prototypes

3.4.1. Indice de pureté du pixel (PPI)

L'indice de pureté du pixel PPI est une procédure d'identification de pixels spectralement purs dans une image de télédétection. Ces pixels représentent des composantes spectrales homogènes au sol (Boardman *et al.*, 1995). Il s'agit d'une procédure répétitive des opérations suivantes : création au hasard d'un vecteur ancré à l'origine de l'espace spectral, projection des points du nuage sur ce vecteur, marquage des pixels à l'intérieur d'un seuil des valeurs minimales et maximales comme étant extrêmes. De cette façon, on produit une image où la valeur du pixel représente le nombre de fois que le pixel a été identifié comme

extrême. Ces extrêmes représentent les pixels purs de l'image et, donc, les signatures prototypes recherchées (Green *et al.*, 1988).

Pour extraire les signatures prototypes, l'indice PPI exige le calcul de composantes dites de MNF (*Minimum noise fraction*) à partir d'une procédure similaire à l'analyse en composantes principales (Green *et al.*, 1988). C'est une transformation qui consiste à minimiser le bruit en comprimant l'information dans un nombre fini de bandes de MNF (Green *et al.*, 1988 ; Boardman and Kruse, 1994). Pour l'image utilisée dans cette étude, les cinq premières composantes sont jugées significatives (**Figure 4h**) et sont illustrées sur les **Figures 4a à 4f**.

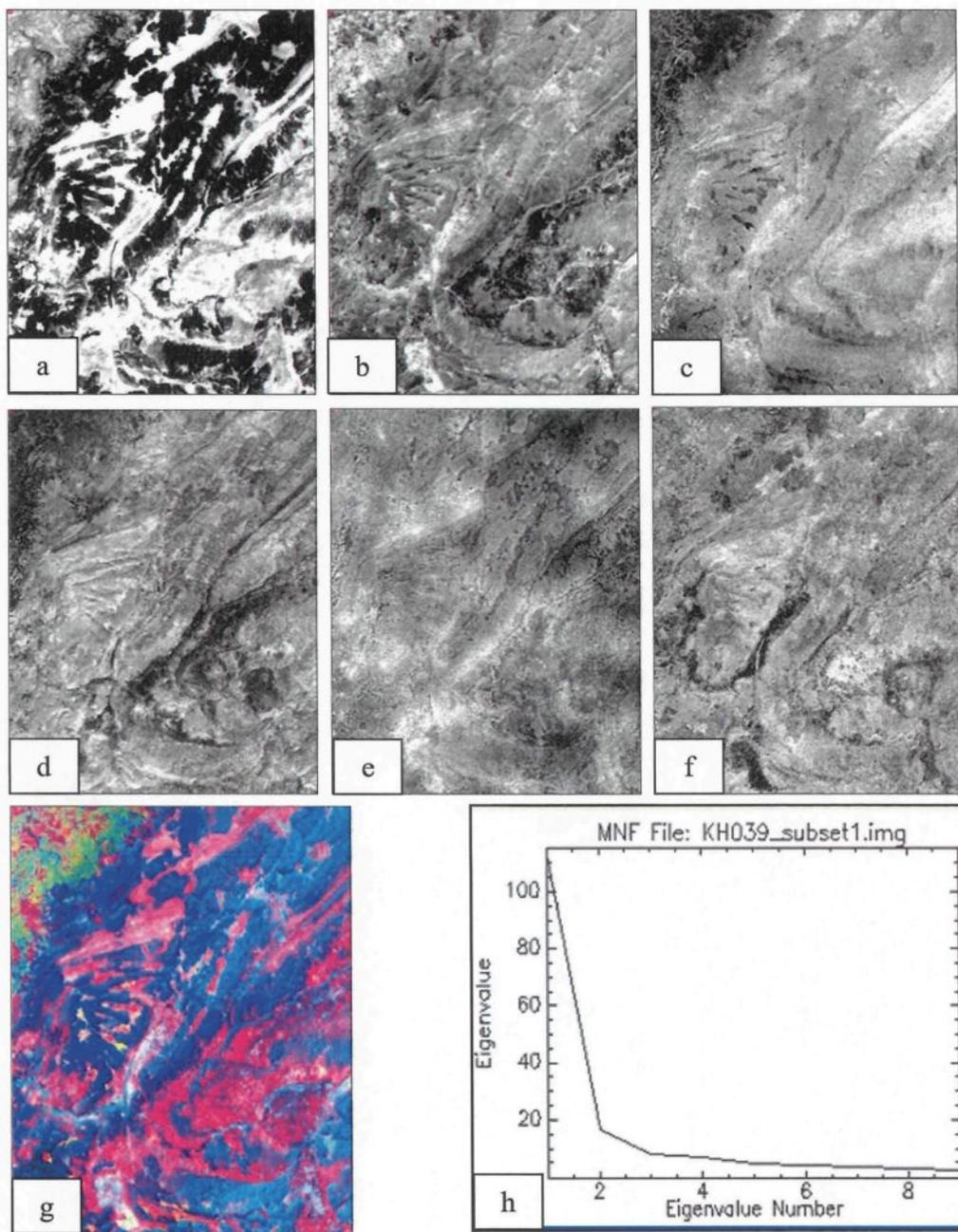


Figure 4. Les composantes de MNF (Minimum noise fraction) utilisées par l'indice de pureté du pixel (PPI) : (a) à (f) six images de MNF obtenues par transformation des neuf bandes ASTER ; (g) composée en (RVB) des trois premières de MNF ; (h) la variance en fonction du nombre de MNF. Images of 30 km by 37 km.

3.4.2. Analyse de l'erreur itérative (AEI)

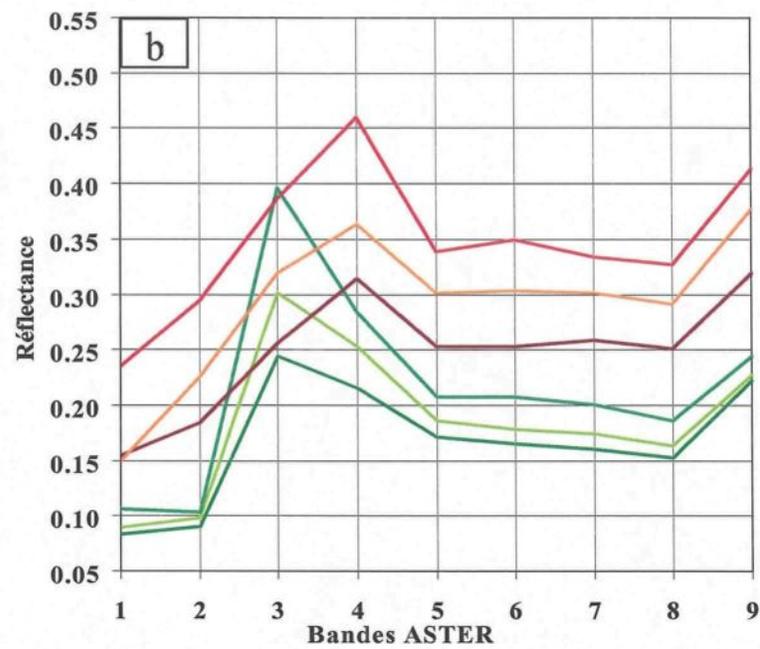
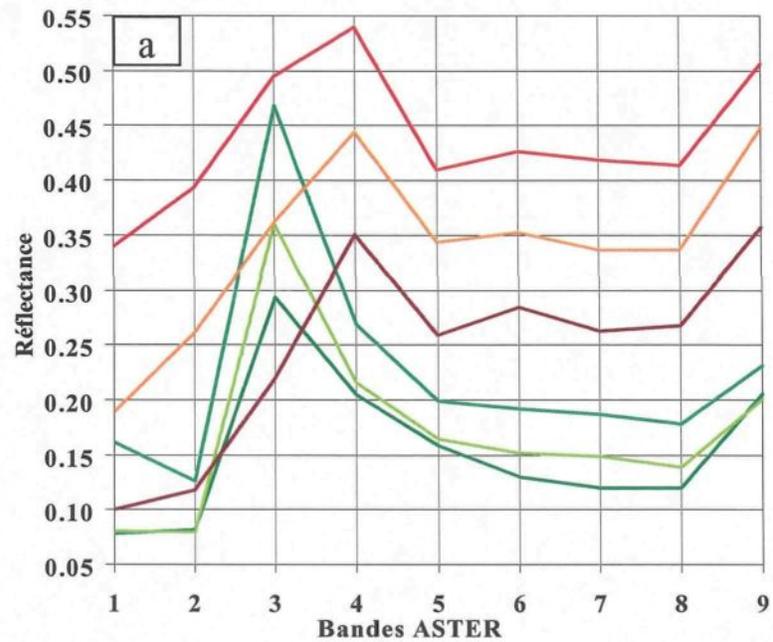
La méthode de l'analyse de l'erreur itérative (AEI) est une approche d'identification des pôles spectraux de l'image en vue de les utiliser comme des signatures prototypes. Il s'agit des points extrêmes des données image identifiés à partir de l'application d'une séquence de démixage spectral avec contraintes (Gruninger *et al.*, 2002). Partant d'un vecteur initial, représenté par le spectre moyen de l'image, une première opération de démixage est exécutée et une image d'erreur est produite. La moyenne des spectres des pixels ayant les erreurs les plus élevées (plus grande distance du vecteur initial) est considérée comme la première signature prototype. Ce processus est répété jusqu'à l'obtention du nombre de signatures prototypes souhaité par l'utilisateur (Nadeau, C., 2000). L'erreur, considérée comme une distance euclidienne entre le spectre moyen et les autres spectres étudiés dans l'image, est identifiée pour chaque pixel de l'image en calculant la différence entre son spectre et le spectre moyen, à l'aide de la méthode du moindre carré.

4. RÉSULTATS ET DISCUSSION

4.1. Sélection des signatures prototypes

Les signatures prototypes extraites par les méthodes de l'AEI et de l'indice PPI sont présentées sur la figure 5. Il s'agit de spectres représentant trois catégories de végétation forestière (cèdres, chênes verts et végétation irriguée regroupant les feuillus caducs et les vergers) et trois catégories de « roches et sols nus » représentant les affleurements des formations carbonatées et schisteuses (schistes paléozoïques, avec étendues d'argiles rouges du Trias) ainsi que les sols nus. Les résultats des deux méthodes semblent différents à différents égards (**Figure 5**) :

- amplitude du signal : les spectres dérivés par la méthode de l'AEI montrent un niveau de réflectance relativement supérieur à celui des spectres obtenus par l'indice PPI, en particulier dans les bandes du visible et du proche infrarouge et dans la première bande de l'infrarouge moyen ;
- spectres des « roches et sols nus » : ces spectres produits à l'aide de l'indice PPI ont des formes similaires et des niveaux de brillance rapprochés tandis que ceux produits à l'aide de la méthode de l'AEI se différencient aussi bien par leur forme que par leur niveau de brillance ;
- spectres de la végétation forestière : quoique assez similaires, les spectres obtenus par les deux méthodes montrent quelques différences dans le détail ; les spectres provenant de la méthode de l'AEI expriment mieux le comportement spectral de la végétation, en particulier les bandes 1, 2, 3 et 4, correspondant respectivement au vert, au rouge, au proche infrarouge et à l'infrarouge moyen.



■ Cèdre ■ Chêne vert ■ Végétation irriguée
■ Roches carbonatées ■ Sols nus ■ Formations schisteuses

Figure 5. Les signatures prototypes extraites à partir de l'image ASTER par les méthodes de l'AEI (a) et de l'indice PPI (b).

Les deux ensembles de signatures prototypes, plus l'ombre, ont été utilisés séparément pour effectuer le démixage spectral de l'image ASTER à l'aide de l'AMSL. Cette dernière fournit, en sortie, tant les résultats de la modélisation sous forme d'images de fractions relatives des thèmes retenus que les paramètres de contrôle de la validité de cette modélisation comprenant les images de l'erreur quadratique moyenne et des erreurs résiduelles tributaires de la longueur d'onde. Chaque image de fractions représente l'abondance relative d'une composante homogène donnée. Elle exprime sa répartition proportionnellement aux autres composantes impliquées dans le modèle. Elle traduit donc son taux d'occupation des terres. Ainsi, chaque composante homogène peut être reclassifiée et éditée sous forme de carte thématique, facilitant ainsi l'analyse et l'interprétation des conditions de surface du territoire étudié.

Afin d'évaluer les performances de l'indice PPI et la méthode de l'AEI, les images d'abondance relative de chaque thème (cèdre, chêne vert, etc.), obtenues à partir des signatures prototypes de l'indice PPI et de la méthode de l'AEI ont été confrontées en utilisant une régression linéaire. Les résultats obtenus ont montré, qu'exception faite du thème « roches et sols nus », les signatures prototypes de l'indice PPI et celles de la méthode de l'AEI ont généré une abondance relative différente pour chacune des espèces végétales étudiées (**Tableau 1**). Ce constat est illustré par une corrélation relativement faible, avec un coefficient de corrélation à l'ordre de 0,5 et une erreur résiduelle variant de 0,72 à 0,78. Cependant, ces deux méthodes ont abouti à des patrons de répartition similaires pour chacune des espèces végétales (**Figures 6 et 7**). Nous y rencontrons des tons de gris

variant du noir, pour les fractions nulles, au blanc, pour les fractions égales à l'unité. Donc, plus le ton est clair plus l'abondance relative est élevée.

Tableau 1. Comparaison des méthodes de l'analyse de l'erreur itérative (AEI) et de l'indice de pureté du pixel (PPI) par régression linéaire des fractions générées par l'AMSL.

Classe	Coefficient de corrélation (R)	Erreur résiduelle RMSE
Cèdre	0,52	0,72
Chêne vert	0,47	0,78
Végétation irriguée	0,48	0,77
Roches et sols nus	0,93	0,13

Ainsi, les méthodes de l'indice PPI et de l'AEI aboutissent à des résultats qualitatifs similaires en termes de cartographie de la répartition, mais elles génèrent des résultats quantitatifs différents en termes de la valeur de l'abondance relative des espèces forestières. Cela aura une répercussion sur les procédures de combinaison de l'abondance des espèces pour des fins de classification forestière et d'interprétation écologique.

En ce qui concerne l'erreur quadratique moyenne (RMSE) de la modélisation de la variabilité spectrale de l'image par démixage, les deux méthodes de l'indice PPI et de l'AEI ont abouti à une précision similaire aussi bien au point de vue répartition des zones moins bien modélisées (Figures 6g et 7g) qu'au point de vue fréquence de la RMSE et dont les histogrammes sont pratiquement les mêmes (Figures 6h et 7h).

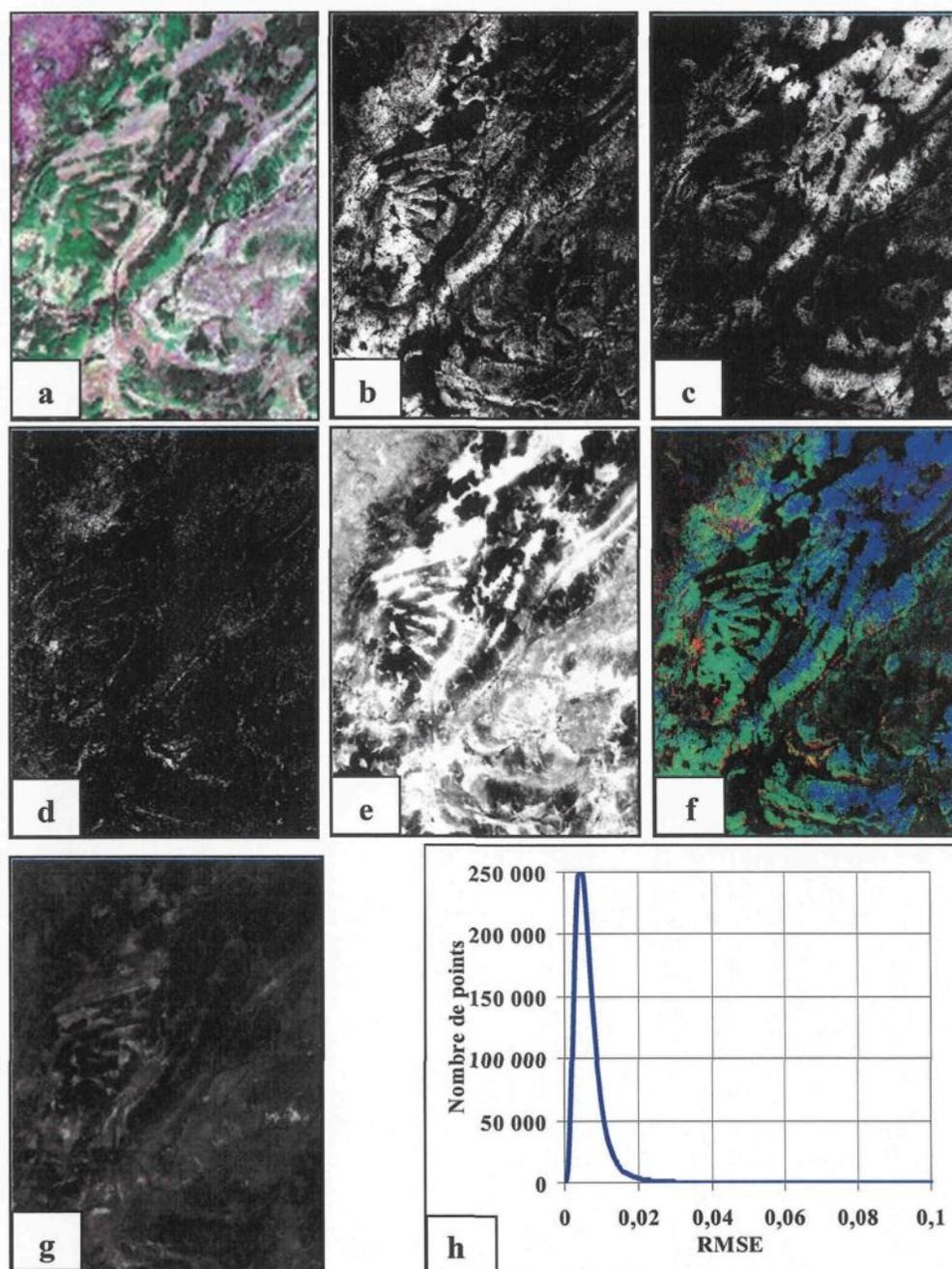


Figure 6. Résultats de la méthode de l'AMSL utilisant les signatures prototypes provenant de la méthode de l'AEI : (a) composé coloré de l'image ASTER (R = bande 2, V = bande 3, B = bande 1) ; (b) fraction du chêne vert ; (c) fraction du cèdre ; (d) fraction de la végétation irriguée ; (e) fraction des roches et des sols nus ; (f) composé coloré (RVB) des fractions végétation irriguée, chêne vert et cèdre ; (g) erreur quadratique moyenne (RMSE) et (h) l'histogramme de la RMSE. Les tons clairs correspondent à une abondance élevée et les tons sombres à une faible abondance. Images de 30 km par 37 km.

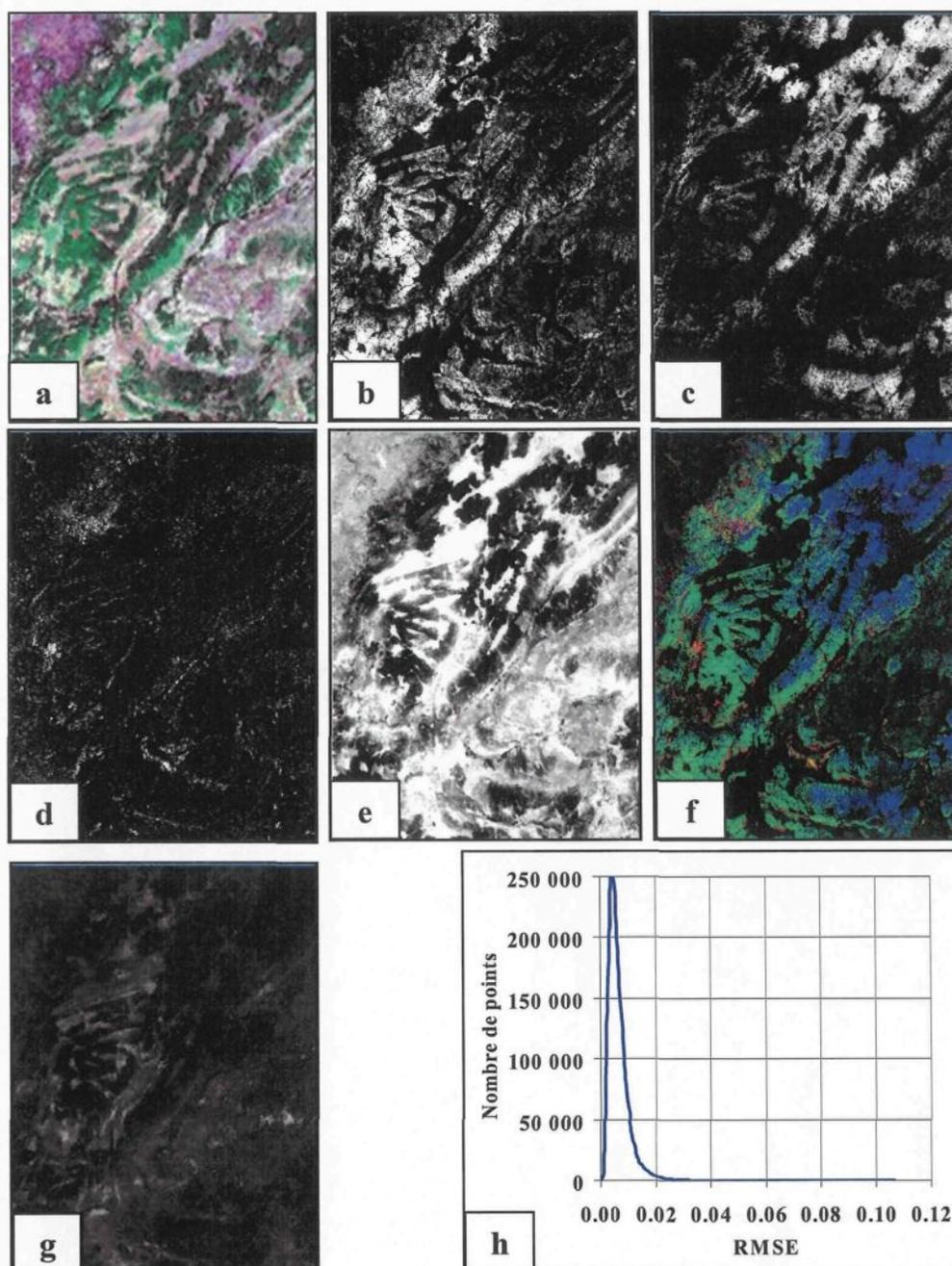


Figure 7. Résultats de la méthode de l'AMSL utilisant les signatures prototypes de l'indice PPI : (a) composé coloré de l'image ASTER (R = bande 2, V = bande 3, B = bande 1) ; (b) fraction du chêne vert ; (c) fraction du cèdre ; (d) fraction de la végétation irriguée ; (e) fraction des roches et des sols nus (non forestier) ; (f) composé coloré (RVB) des fractions végétation irriguée, chêne vert et cèdre; (g) erreur quadratique moyenne (RMSE) et (h) l'histogramme de RMSE. Les tons clairs correspondent à une abondance élevée et les tons sombres à une faible abondance. Images de 30 km par 37 km.

4.2. Distinction des espèces forestières à l'aide des méthodes du SAM et de l'AMSL

Dans le cas de la forêt du Moyen Atlas, les répartitions spatiales du cèdre, du chêne vert, de la végétation irriguée ainsi que des roches et sols nus, résultant des méthodes du SAM et de l'AMSL, sont illustrées, respectivement, sur les figures 8 et 9. Les cèdres montrent un taux de couverture élevé dans les régions nord-est et sud-est de la zone d'étude tandis que les chênes verts dominent le secteur sud-ouest. Ailleurs, la forêt de chênes est parsemée de peuplements de cèdres fragmentés (nord-ouest et centre-ouest de l'image). En fait, la coupe sélective de la canopée faite de cèdres a mis à découvert le sous-bois constitué principalement de chênes verts. Quant à la végétation irriguée, elle occupe les vallées et certaines dépressions où l'abondance d'eau et l'irrigation permettent le développement de l'arboriculture.

Pour la mise en œuvre de l'approche du SAM, plusieurs essais ont été effectués pour identifier la combinaison entre l'angle spectral optimal et les signatures prototypes appropriées pour modéliser l'image utilisée. Le meilleur résultat est obtenu pour un angle de 0,18 radians en combinaison avec les signatures prototypes générées par la méthode de l'indice PPI, ce qui a permis de distinguer trois classes de végétation et trois classes des roches et sols nus. Contrairement au démixage spectral, la méthode du SAM ne génère pas des images d'abondance relative représentant les thèmes étudiés, mais plutôt une image unique correspondant à la classification des thèmes basée sur la similarité spectrale ainsi que des images d'écarts angulaires représentant chacune des signatures prototypes. Les résultats obtenus sont illustrés sur la figure 8 où les classes correspondant aux

affleurements rocheux et sols nus ont été fusionnées en un seul thème dit « roches et sols nus ». C'est donc une représentation de l'occupation des terres à partir de l'imagerie de télédétection. Sa comparaison avec les résultats de la méthode de l'AMSL exige l'intégration des images d'abondance relative produites par l'AMSL pour en dériver une classification comparable. Pour ce faire, les abondances relatives peuvent être soit combinées selon des règles décisionnelles dans le cadre d'un système d'information géographique (SIG), soit impliquées dans des procédures de classification basée sur les statistiques bayésiennes.

Ayant opté pour la recombinaison dans un SIG, nous avons utilisé le logiciel *ArcGIS* pour établir la répartition des espèces étudiées à partir des images d'abondances relatives, et ce en se basant sur le principe de la dominance relative des composantes homogènes. Une image synthèse (**Figure 9**) a été produite en attribuant à chaque pixel le thème qui y possède l'abondance la plus élevée. Elle représente une classification du couvert forestier telle que établie à partir de l'analyse du démixage spectral de l'image ASTER. Elle illustre la répartition et l'agencement de certains éléments géo-écologiques de la cédraie du Moyen Atlas, à savoir : les cèdres, les chênes verts, la végétation irriguée ainsi que les roches et sols nus. Ces variables des environnements physique et biologique peuvent être utilisées à des fins d'interprétation éco-forestière.

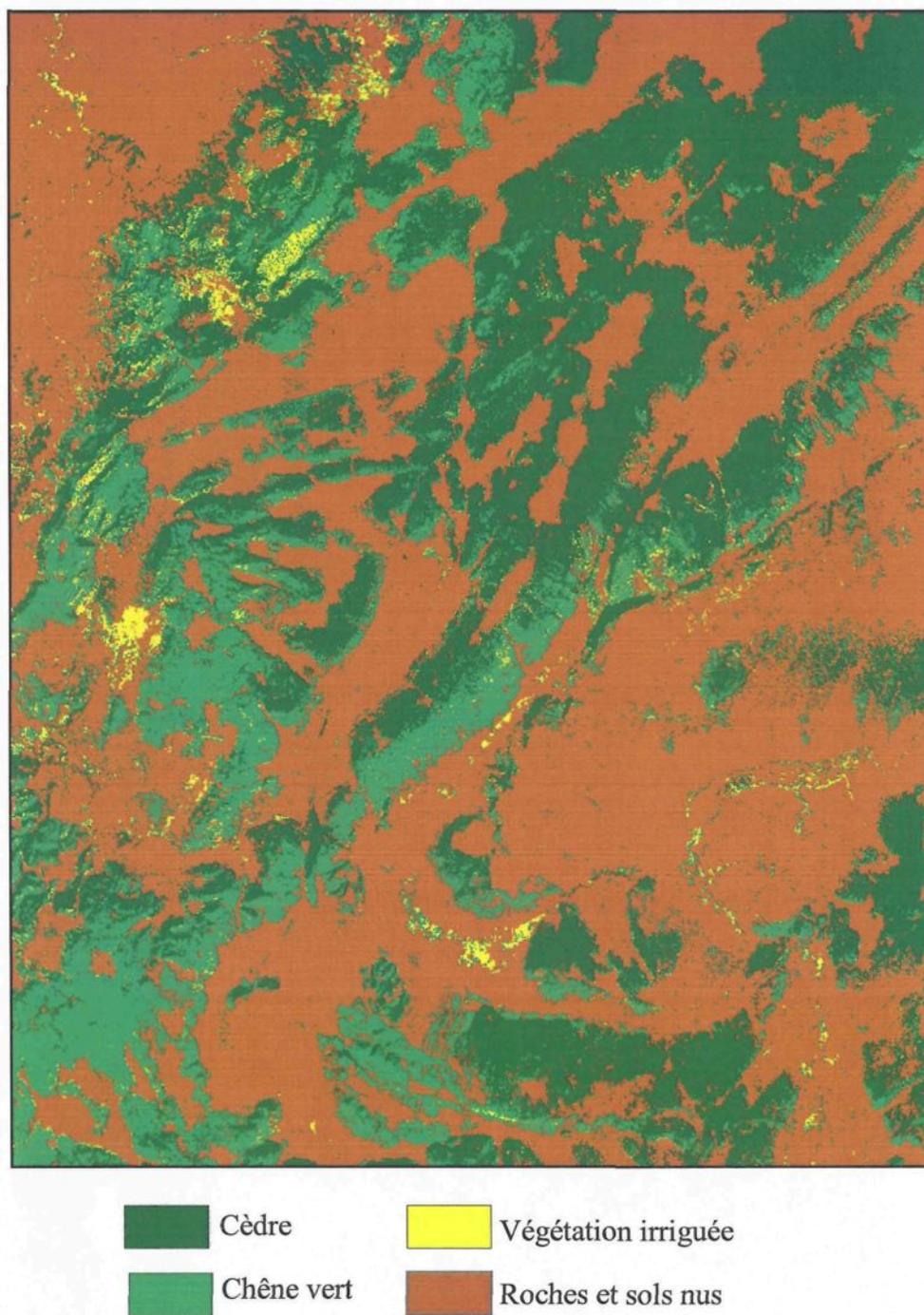


Figure 8. Classification des espèces forestières dominantes de la forêt de cèdre du Moyen Atlas (région d'Azrou - Khénifra), obtenues par la méthode du SAM. Image de 30 km par 37 km.



Figure 9. Classification des espèces forestières dominantes de la forêt de cèdre du Moyen Atlas (région d'Azrou-Khénifra), obtenues par la méthode de l'AMSL. Image de 30 km par 37 km.

En général, les classifications du couvert forestier produites à l'aide des approches de l'AMSL et du SAM présentent une certaine similarité au point de vue répartition globale des espèces forestières de la cédraie du Moyen Atlas (**Figures 8 et 9**). Dans le détail, elles montrent des différences appréciables (**Tableau 2 ; Figures 8 et 9**) :

Tableau 2. Comparaison des résultats de classification générés par les méthodes de l'AMSL et du SAM.

Classe	Pixels attribués en pourcentage (%)	
	SAM	AMSL
Cèdre	28,6	24,2
Chêne vert	18,6	25,7
Végétation irriguée	2,8	2,9
Roches et sols nus	49,2	47,2
Non convergeant	0,7	0

- la superficie occupée par la classe des cèdres semble beaucoup plus grande dans le cas du SAM que de l'AMSL ; cela pourrait s'expliquer par la prise en compte de l'ombre dans le cas de la méthode de l'AMSL ; en effet, la différence est plus marquée sur les versants orientés vers le nord-ouest ;
- certains versants orientés vers le sud-est sont classés « chêne vert » à l'aide de l'AMSL et « végétation irriguée » à l'aide de la méthode du SAM ; cette dernière semble confondre localement « végétation irriguée » et « chêne vert » dans les régions où il y a eu coupe sélective des cèdres ;
- l'aire représentant les roches et sols nus est surestimée par la méthode du SAM qui a, en fait, attribué la végétation très éparse à cette classe.

Par ailleurs, il est évident que la comparaison des deux méthodes ne saurait être complète sans une procédure de validation permettant de confronter les résultats obtenus à des produits de référence (cartes thématiques, vérification de terrain, etc.). Malheureusement, exception faite des visites sur le terrain effectuées en août 2005 et 2006, nous ne disposons pas de documents cartographiques forestiers ou éco-forestiers de la région. Par conséquent, nous avons opté pour l'élaboration d'une classification à l'aide de la méthode du maximum de vraisemblance (CMV) et son utilisation comme référence pour l'appréciation des performances des approches de l'AMSL et du SAM. Le choix de la CMV est dû à sa réputation comme méthode de classification robuste et fiable souvent utilisée pour fins de comparaison (Qiu *et al.*, 2006 ; Belluco *et al.*, 2006). Nous avons ainsi produit des matrices de confusion confrontant les classifications de l'AMSL et du SAM à celle de la CMV. Ensuite, nous avons calculé la précision (par thème et globale) et calculé le coefficient de Kappa pour les méthodes du SAM et de l'AMSL (**Tableau 3**). L'analyse de ce tableau montre que les critères précision globale et le coefficient Kappa démontrent un avantage en faveur de la méthode de l'AMSL. En effet, cette dernière obtient une précision globale à l'ordre de 81 % contre 77 % pour la méthode du SAM. De plus, elle offre une meilleure concordance avec la CMV, avec un coefficient de Kappa (0,70) relativement supérieur à celui du SAM (0,66).

Tableau 3. Comparaison des méthodes du SAM et de l'AMSL avec la classification par maximum de vraisemblance (CMV). Bilan des précisions extrait des matrices de confusion confrontant le SAM et l'AMSL à la CMV.

Classe	Précision de la classification (%)			
	SAM		AMSL	
	Réalisateur	Utilisateur	Réalisateur	Utilisateur
Cèdre	63,2	84,7	72,7	80,2
Chêne vert	71,9	74,3	75,3	57,7
Végétation irriguée	48,7	19,2	22,7	34,9
Roches et sols nus	94,2	79,1	90,6	93,7
Précision globale (%)	77,5		81,0	
Coefficient Kappa	0,66		0,70	

5. CONCLUSION

Le travail présenté dans cet article porte sur la distinction des espèces forestières dominantes de la forêt de cèdre du Moyen Atlas au Maroc et la cartographie de leur répartition. Il a permis de comparer des méthodes développées pour prendre en compte les problèmes d'hétérogénéité spatiale et de complexité spectrale caractéristiques des régions semi-arides et des milieux naturels en dégradation. Il s'agit des méthodes d'extraction des signatures pures à partir des images de télédétection (indice de pureté du pixel et analyse de l'erreur itérative) et des approches mesurant la ressemblance des vecteurs spectraux (AMSL et SAM).

À la lumière des résultats obtenus, on a constaté que le choix des signatures prototypes est une étape déterminante dans la mise en œuvre des méthodes d'extraction de l'information, basées sur la similarité spectrale à partir des données multibandes ASTER. En effet, les méthodes de sélection de signatures prototypes à l'aide de la méthode de l'AEI et de l'indice PPI ont généré des signatures spectrales relativement différentes, ce qui a eu une influence non négligeable sur les résultats d'application du démixage spectral. Ainsi, deux ensembles différents de signatures prototypes (méthode de l'AEI et indice PPI) ont abouti à des résultats légèrement différents de la modélisation de la variabilité spectrale de l'image ASTER à l'aide de la méthode AMSL.

Par ailleurs, pour un même jeu de signatures spectrales (i.e. méthode de l'AEI), les méthodes de l'AMSL et du SAM ont généré une classification du couvert forestier

légèrement différente. Alors, la précision des méthodes de l'AMSL et du SAM dépend de la sélection des signatures prototypes utilisées pour modéliser l'image étudiée. La méthode de l'AMSL présente l'avantage de produire des images d'abondance relative offrant la flexibilité de les combiner pour générer des produits thématiques, tel que des images classifiées représentant la répartition des espèces forestières. La comparaison des résultats obtenus par l'AMSL et le SAM avec ceux de la classification par maximum de vraisemblance (notre référence) démontre que l'AMSL a permis de classifier les espèces forestières dominantes avec une meilleure précision que le SAM. Cela s'exprime par un coefficient de Kappa de l'ordre de 0,70 pour la méthode de l'AMSL contre 0,66 pour l'approche du SAM.

RÉFÉRENCES

Adams, J.B., Milton, and Gillespie, A.R. (1989) Simple models for complex natural surfaces: a strategy for the hyperspectral era remote sensing. (réd.) Proceedings of IGARSS 1989. 10-14 Jul; IEEE IGARSS'89, Vancouver (C.-B.), vol. 1, p. 16-21

Adams, J.B., Smith, M.O. and Gillespie, A.R. (1993) Imaging spectroscopy: Interpretation based on spectral mixture analysis. C.M. Pieters and P. Engelet (réd.) Remote geochemical analysis : element and mineralogical composition. Cambridge University Press, New York, p. 145-166

Arsenault, E. and Bonn, F. (2001) Evaluation of soil erosion protective cover by crop residues using vegetation indices and spectral mixture analysis of multispectral and hyperspectral data. Proceedings of the 23rd Canadian Symposium on Remote Sensing. 21-24 août 2001, Association Québécoise de télédétection, Sainte-Foy (Québec), p. 299-308.

Asner, G.P. and Heidebrecht, K.B. (2002) Spectral unmixing of vegetation, soil and dry carbon cover in arid regions: comparing multispectral and hyperspectral observations. International Journal of Remote Sensing, vol. 23, n° 19, p. 3939-3958.

Bannari, A., Teillet, P., Leckie, D. et Fedosejevs, G. (1999) Impact des conditions internes et externes au couvert forestier sur les indices spectraux dérivés de simulations spectrales de AVHRR. Télédétection, vol. 1, p. 157-181.

Bateson, A. and Curtiss, B. A. (1996) Method for manual Endmember Selection and Spectral Unmixing. *Remote Sensing of Environment*, vol. 55, n° 3, p. 229-243.

Belluco, E., Camuffo, M., Ferrari, S., Modenese, L., Silvestri, S., Marani, A. and Marani, M. (2006) Mapping salt-marsh vegetation by multispectral and hyperspectral remote sensing. *Remote Sensing of Environment*, vol. 105, n° 1, p. 54-67.

Biard, F. and Baret, F. (1997) Crop residue estimation using multiband reflectance. *Remote Sensing of Environment*, n° 59, p. 530-536.

Boardman, J. (1993) Automated spectral unmixing of AVIRIS data using convex geometry concepts. (éd) *Summaries of the fourth annual JPL Airborne Geoscience Workshop*. Jet Propulsion Laboratory, Pasadena, JPL Publication, vol. 1, p. 11-14,

Boardman, J.W. (1998) Leveraging the high dimensionality of AVIRIS data for improved sub-pixel target unmixing and rejection of false positives : mixture tuned matched filtering. *Summaries of the seventh JPL Airborne Geoscience Workshop*. Jet Propulsion Laboratory, Pasadena, JPL Publication, vol. 97, n° 1, p.55.

Boardman, J.W. and Kruse, F.A. (1994) Automated spectral analysis : a geological example using AVIRIS data, north Grapevine Mountains, Nevada. (éd.) *Proceedings of ERIM Tenth Thematic Conference on Geologic Remote Sensing*. Environmental Research Institute of Michigan, Ann Arbor (MI), p.407-418.

Boardman, J.W., Kruse, F.A. and Green, R.O. (1995) Mapping target signatures via partial unmixing of AVIRIS data. Summaries of the V JPL Airborne Earth Science Workshop. Jet Propulsion Laboratory, Pasadena, JPL Publication, vol. 95, n° 1, p. 23-26

Buddenbaum, H., Sclerf, M. and Hill, J. (2005) Classification of coniferous tree species and age classes using hyperspectral data and geostatistical methods. *International Journal of Remote Sensing*, vol 26, n° 24, p. 5453-5465.

Chikhaoui, M., Bonn, F., Bokoye, I.A. and Merzouk, A. (2005) A spectral index for land degradation mapping using ASTER data: Application to a semi-arid Mediterranean catchment. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol 7, p. 140-153.

Clark, R.N., King, T.V.V., Ager, C. and Swayze, G.A. (1995) Initial vegetation species and senescence/stress mapping in the San Luis Valley, Colorado using imaging spectrometer data. P. 64-69, *in* H.H. Posey, J.A. Pendelton and D. Van Zyl (éd.) *Proceedings : Summitville Forum 95*. Colorado Geological Survey Special Publication, Colorado, vol. 38, p. 56-73.

Cròsta, A.P., Sabine, C. and Taranik, J.V. (1998) Hydrothermal Alteration Mapping at Bodie, California, using AVIRIS Hyperspectral Data. *Remote Sensing of Environment*, vol. 65, n° 3, p. 309-319.

Cyr, L., Bonn, F. and Pesant, A. (1995) Vegetation indices derived from remote sensing for an estimation of soil protection against water erosion. *Ecological Modelling*, vol. 79, p. 277-285.

Dai, X. and Khorram, S. (1999) Data fusion using artificial neural networks: a case study on multitemporal change analysis. *Computers, Environment and Urban systems*, vol. 23, p. 19-31.

El Arabi, H., Ouahhabi, B., and Charriere, A. (2001) Les series du Toarcien-Aalenien du SW du Moyen-Atlas (Maroc); precisions stratigraphiques et signification paleogeographique, *Bulletin de la Société Géologique de France*, vol. 172, no. 6, p. 723-736

Elmore, A.J., Mustard, J.F., Manning, S.J. and Lobell, D.B. (2000) Quantifying vegetation change in semiarid environments : precision and accuracy of spectral mixture analysis and the normalized difference vegetation index. *Remote Sensing of Environment*, vol. 73, n° 1, p. 87-102.

ENVI (ENvironment for Visualizing Images) (2005) ENVI Tutorial. Research Systems, Inc., Boulder, Colorado, 1150 p.

Foody, G.M. and Cox, D.P. (1994) Sub-Pixel land-cover composition estimation using a linear mixture model and fuzzy membership functions. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 15, n° 3, p. 619-631.

Foppa, N., Wunderle, S. and Hauser, A. (2002) Spectral unmixing of NOAA-AVHRR Data for snow cover estimation. (éd) *Proceedings of EARSeL-LISSIG-Workshop Observing our Cryosphere from Space*. 11-13 mars 2002, European Association of Remote Sensing Laboratories, Berne, p.155-162.

Garcia-Haro, F.J., Gilabert, M.A. and Melia, J. (1996) Linear spectral mixture modeling to estimate vegetation amount from optical spectral data. *International Journal of Remote Sensing*, vol.17, n° 7, p. 3373-3400.

Gilabert, M.A., Garcia-Haro, F.J. and Melia, J. (2000) A mixture modeling approach to estimate vegetation parameters for heterogeneous canopies in remote sensing. *Remote Sensing of Environment*, vol. 72, n° 3, p. 328-345.

Green, A.A., Berman, M., Switzer, P. and Craig, M.D. (1988) A transformation for ordering multispectral data in terms of image quality with implications for noise removal: *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 26, no 1, p. 65-74.

Gruninger, J., Lee, J. and Sundberg, R. (2002) Application of convex analysis to hyperspectral and multi-spectral scenes. (éd.) SPIE Proceedings. 9th International Symposium on remote sensing, 23-27 septembre 2002, Crete (Greece), vol. 4885-25, p.188-198

Haboudane, D. (1999) Intégration des données spectrales et géomorphométriques pour la caractérisation de la dégradation des sols et l'identification des zones de susceptibilité à l'érosion hydrique. Thèse de doctorat, Département de géographie et télédétection, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, 204 p.

Hall, F.G., Shimabukuro, Y.E. and Huemmrich, K.F. (1995) Remote sensing of forest biophysical structure using mixture decomposition and geometric reflectance models. *Ecological Applications*, vol. 5, p. 993-1013.

Hill, J. (1993) High precision land cover mapping and inventory with multi temporal earth observation satellite data. The Ardèche experiment, Office for Official Publications of The European Communities, Luxembourg, vol. EUR 15271 EN, 118 p.

Hill, J. and Schütt, B. (2000) Mapping complex patterns of erosion and stability in dry Mediterranean ecosystems. *Remote Sensing of Environment*, vol. 74, n° 3, p. 557-569.

Hill, J., Mègier, J. and Mehl, W. (1995) Land degradation. soil erosion and desertification monitoring in Mediterranean ecosystems. *Remote Sensing Reviews*, vol. 12, n° 1-2, p.107-130.

Hill, J., Hostert, P., Tsiurlis, G., Kasapidis, P., Udelhoven, Th. and Diemer, C. (1998) Monitoring 20 years of intense grazing impact on the Greek island of Crete with earth observation satellites. *Journal of Arid Environment*, vol. 39, p. 165-178.

Hostert, P., Röder, A. and Hill, J. (2003) Coupling spectral unmixing and trend analysis for monitoring of long-term vegetation dynamics in Mediterranean rangelands. *Remote Sensing of Environment*, vol. 87, n° 2-3, p. 183-197.

Isaacs, R.G., Wang, W.C., Worsham, R.D. and Goldenberg, S. (1987) Multiple Scattering LOWTRAN and FASCODE Models. *Applied Optics*, vol. 26, p. 1272-1281.

Kaufmann, Y.J., Wald, A.E., Remer, L.A., Gao, B.-C., Li, R.-R. and Flynn, L. (1997) The MODIS 2.-mm Channel-Correlation with Visible Reflectance for Use in Remote Sensing of Aerosol. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 35, n° 5, p. 1286-1298.

Kruse, F.A., Lefkoff, A.B., Boardman, J.W., Heiderbrecht, K.B., Shapiro, P.J. and Goetz, A.F.H. (1993) The spectral image processing system (SIPS) - interactive visualisation and analysis of imaging spectrometer data. *Remote Sensing of Environment*, vol. 44, n° 2-3, p. 145-163.

Liu, J., Shao, G., Zhu, H. and Liu, S. (2005) A neural network approach for enhancing information extraction from multispectral image data. *Canadian Journal of Remote Sensing*, vol. 31, n° 6, p. 432-438.

Lu, D., Moran, E. and Batistella, M. (2003) Linear mixture model applied to Amazonian vegetation classification. *Remote Sensing of Environment*, vol. 87, n° 4, p. 456-469.

Margate, D.E. and Shrestha, D.P. (2001) The use of hyperspectral data in identifying desert-like soil surface features in Tabernas area. (réd.) *Proceedings of the 22nd Asian Conference on Remote Sensing*, 5-9 novembre 2001, Centre for remote Imaging, Sensing and processing (CRISP), National University of Singapore; Singapore Institute of Surveyors and Valuers (SISV); Asian Association on remote Sensing (AARS), Southeast Spain Singapore, p.736-741.

Mather, P.M. (1999) *Computer processing of remotely-sensed images : An introduction*. 2^e édition, John Wiley and Sons, New York, 284 p.

McGuire, K., Minor, T. and Fenstermarker, L. (2000) Hyperspectral mixture modeling for quantifying sparse vegetation cover in arid environments. *Remote Sensing of Environment*, vol. 72, p. 360-374.

Metternicht, G.I. and Fermont, A. (1998) Estimating erosion surface features by linear mixture modelling. *Remote Sensing of Environment*, vol. 64, n° 3, p. 254-265.

Nadeau, C. (2000) Analyse des effets atmosphériques dans les données en télédétection du moyen infrarouge sur la classification des minéraux de surface en milieux aride. Mémoire de maîtrise, Département de géographie et télédétection, Faculté des lettres et sciences humaines, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, Québec, Canada, 116 p.

Peddle, D.R., Brunke, S.P. and Hall, F.G. (2001) A comparison of spectral mixture analysis and ten vegetation indices for estimating boreal forest biophysical information from airborne data. *Canadian Journal of Remote Sensing*, vol. 27, p. 627-635.

Qarro, M. (2006) Enjeux pastoraux. Rapport d'étude, École nationale forestière d'ingénieurs (ENFI), Salé (Maroc), 39 p.

Qiu, F., Abdelsalam, M. and Thakkar, P. (2006) Spectral analysis of ASTER data covering part of the Neoproterozoic Allaqi-Heiani suture. *Southern Egypt*, vol. 44, p. 169-180.

Quarmby, N.A., Townshend, J.R.G., Settle, J.J. and White, K.H. (1992) Linear mixture modeling applied to AVHRR data for crop area estimation. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 13, n° 3, p. 415-425.

Richards, J. A., 1999, *Remote Sensing Digital Image Analysis*, Springer-Verlag, Berlin, 439 p.

Roberts, D.A., Smith, M. and Adams, J. (1993) Green vegetation, vegetation, and soils in AVIRIS data. *Remote Sensing of Environment*, vol. 44, n° 2-3, p. 255-269.

Roberts, D.A. Numata, I., Holmes, K., Batista, G., Krug, T., Monteiro, A., Powell, B. and Chadwick, O.A. (2002). Large area mapping of land-cover change in Rondonia using multitemporal spectral mixture analysis and decision tree classifiers. *Journal of Geophysical Research-Atmospheres*, vol. 107, n° D20 (8073), p. 40-56

Secrétariat d'état auprès du Ministère de l'aménagement du territoire, de l'eau et de l'environnement, Chargé d'eau, (2005) Direction de la météorologie Nationale, Royaume du Maroc, <http://www.marocmeteo.ma>.

Sang-Wook, K. and Chong-Hwa, P. (2004) Linear Spectral Mixture Analysis of Landsat Imagery for Wetland Land-Cover Classification in Paldang Reservoir and Vicinity. *Korean Journal of Remote Sensing*, vol. 20, n° 3, p. 197-205.

Small, C. (2001) Estimation of urban vegetation abundance by spectral mixture analysis. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 21, n° 7, p. 1305-1334.

Smith, M.O., Ustin, S.L., Adams, J.B. and Gillespie, A.R. (1990) Vegetation in deserts : I - A regional measure of abundance from multispectral images. *Remote Sensing of Environment*, vol. 31, n° 1, p. 1-26.

Sohn, Y. and Rebello, S. (2002) Supervised and unsupervised spectral angle classifiers. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 68, p. 1271-1280.

Sohn, Y., Moran, E. and Gurri, F. (1999) Deforestation in north-central Yucatan (1985-1995) mapping secondary succession of forest and agricultural land use in sotuta using the cosine of the angle concept. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 68, p. 1271-1280.

Staenz, K., Secker, J., Gao, B.C., Davis, C. and Nadeau, C. (2002) Radiative transfer codes applied to hyperspectral data for the retrieval of surface reflectance. *ISPRS Journal of Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 57, n° 3, p. 194-203.

TARRIER, M. et DELACRE, J (2007) *Le Maroc, un royaume de biodiversité*. Éditions Ibis, Paris, 2 vol., 600 p.

Theseira, M.A., Thomas, G. and Sannier, C.A.D. (2002) An evaluation of spectral mixture modelling applied to a semi-arid environment. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 23, n° 4, p. 687-700.

Tompkins, S., Mustard, J.F., Pieters, C.M. and Forsyth, D.W. (1997) Optimization of endmembers for spectral mixture analysis. *Remote Sensing of Environment*, vol. 59, n° 3, p. 472-489.

Ustin, S.L, Roberts, D.A. and Hart, Q.J. (1998) Seasonal vegetation patterns in a california coastal savanna derived from advanced visible/Infrared imaging spectrometer (AVIRIS) data. in R.S. Lunetta, and C.D. Elvidge (réd.) Remote sensing change detection: Environmental monitoring methods and applications. Ann Arbor (MI): Ann Arbor Press, Chelsea, p. 163-180.

Ustin, S.L., Smith, M.O., Jacquemoud, S., Verstraete, M.,and Govaerts, Y. (1999) Geobotany : Vegetation mapping for Earth sciences. *In* A.N. Rencz (réd.) Remote sensing for the Earth sciences: Manual of Remote Sensing. John Wiley & Sons, New York, vol. 3, p.189-233.

Van der Meer, F. (1997) Mineral mapping and Landsat Thematic Mapper image classification using spectral unmixing. *Geocarto International*, vol. 12, p. 27-40.

Yang, H., Van Der Meer, F. and Bakker, W. (1999) A back-propagation neural network for mineralogical mapping from AVIRIS data. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 20, n° 1, p. 97-110.

Zhang, M., Qin, Z., Liu, X. and Ustin, S.L. (2003) Detection of stress in tomatoes induced by late blight disease in California, USA, using hyperspectral remote sensing. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol. 4, p. 295-310.