ESSAI DE CARTOGRAPHIE DES ESPÈCES FORESTIÈRES DOMINANTES DANS LE MOYEN ATLAS (MAROC) À L'AIDE DES DONNÉES ASTER

El Mustapha BAHRI[1,*], Driss HABOUDANE[1], Abderrazak BANNARI[2], Ferdinand BONN[3] et Lahcen CHILLASSE[4]

[1] Laboratoire d'expertise et de recherche en télédétection et géomatique (LERTG), Université du Québec à Chicoutimi (UQAC), 555, boulevard de l'Université, Chicoutimi, Québec, Canada G7H 2B1
Téléphone : 1 (418) 545-5011, poste 5673 ; courriel : El_Bahri@uqac.ca ; Driss_Haboudane@uqac.ca
[2] Laboratoire de télédétection et de géomatique de l'environnement, Université d'Ottawa, 60, rue de l'Université, Ottawa, Ontario, Canada K1N 6N5
Téléphone : 1 (613) 562-5800 poste 104 ; courriel : abannari@uottawa.ca
[3] Centre d'applications et de recherches en télédétection (CARTEL), Université de Sherbrooke, 2500, boul. de l'Université, Sherbrooke, Québec, Canada J1K 2R1
[4] Faculté des sciences, Université Moulay Ismaïl, B.P. 4010, Beni M'Hammed, 50000, Meknès, Maroc.
Courriel : chillasse@yahoo.fr

Soumis le 15 décembre 2006 ; révisé le 19 mars 2007 ; accepté le 18 mai 2007 - © Revue Télédétection, 2007, vol.7, n° 1-2-3-4, p. 283-301

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 résultent de l'interaction de divers facteurs anthropiques, pédologiques et climatiques. Ces hétérogénéités spatiale et spectrale 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 occupées 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 classifier les espèces forestières dominantes avec une meilleure précision que le SAM, ce qui s'exprime par un coefficient Kappa de l'ordre de 0,7 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

MAPPING MAJOR FOREST SPECIES OF THE MIDDLE ATLAS MOUNTAINS (MOROCCO) USING ASTER DATA

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 between 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 spectral similarity to map major forest species of the cedar forest of Morocco: Linear spectral mixture analysis (LSMA) and Spectral angle mapper (SAM). The aim of the study was to compare: (i) methods used to extract spectral signatures 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 the studied forest species, but these 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 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 the SMA method and 0.66 for the SAM approach.

Keywords: Linear spectral mixture analysis ; Spectral Angle Mapper ; pixel purity index ; iterative error analysis ; forest cover mapping ; ASTER.

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 sous-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 sousjacents (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 filtring*) (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 constituants la tachèle. 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, tels 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 and 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, 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'origine volcanique 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). D'après les données de la Direction de la météorologie nationale (2005) pour la station d'Ifrane, située au nord de la zone d'étude, les précipitations varient en fonction de l'altitude avec des moyennes annuelles variant de 400 à 700 mm. Quant aux températures, les moyennes mensuelles oscillent entre -17 °C en décembre et janvier, et 28 °C en août.

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.

3. MATÉRIEL ET MÉTHODES

3.1. Imagerie satellitaire

Les données satellitaires utilisées comprennent des images du capteur ASTER (*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 (infrarouge moyen) 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, 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 tables de recherche ou *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'extraction 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.

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

Cette approche de l'AMSL est un modèle physique qui considère 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) :

$$R_i = \sum_{j=1}^{n} F_j RC_{ij} + \varepsilon_i \qquad \text{Avec} \quad \sum_{j=1}^{n} F_j = 1 \qquad \text{et} \qquad 0 \le F_j \le 1 \qquad (1)$$

où :

R_i : réflectance dans la bande i ;

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

F_j : proportion 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 proportions 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) :

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

où :

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

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

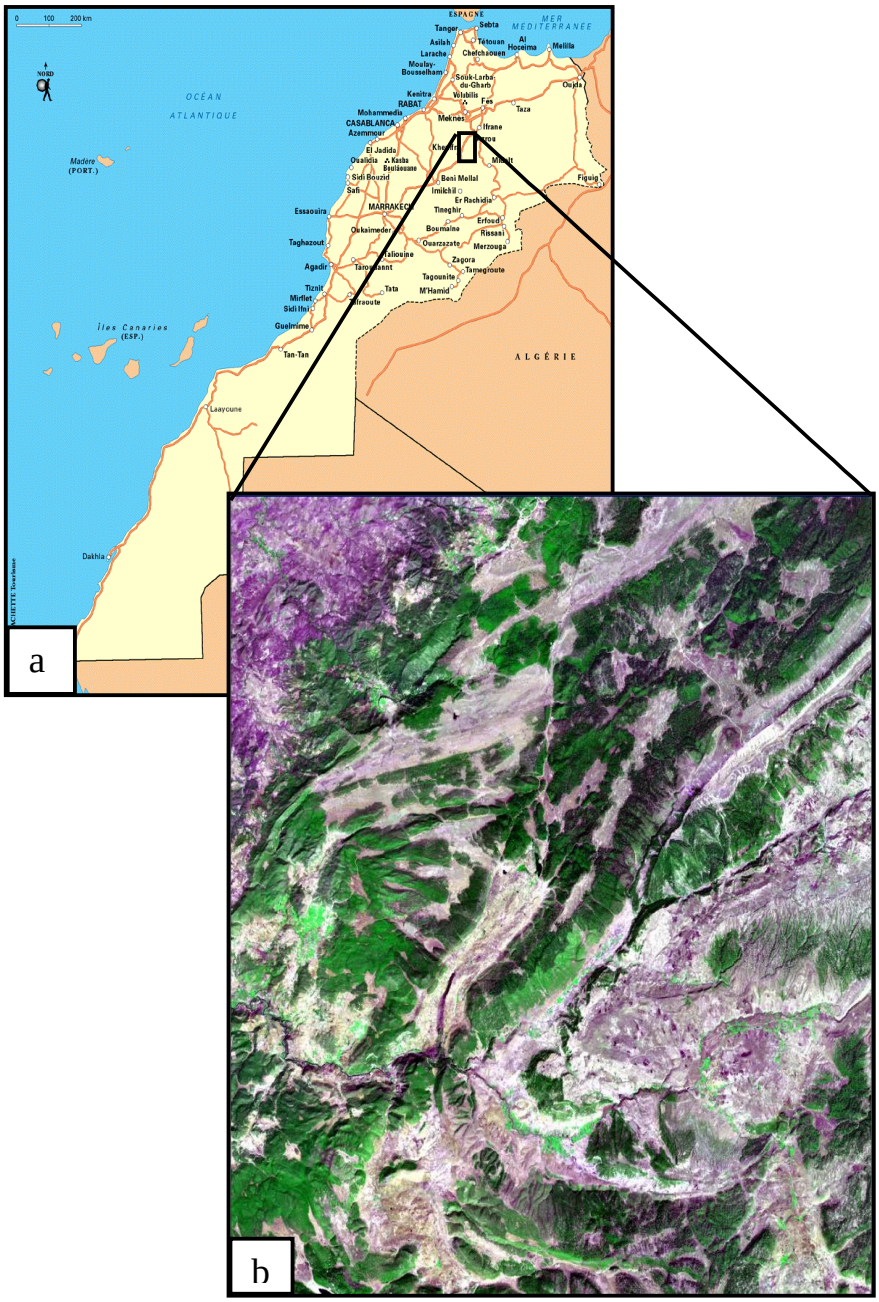


Figure 1 : Localisation de la zone d'étude (région d'Azrou—Khénifra) : a) carte du Maroc ; b) composé coloré d'une image ASTER de la zone d'étude, avec la bande 2 dans le rouge, la bande 3 dans le vert et la bande 1 dans le bleu. Image de 30 km par 37 km. *Study area (Azrou—Khenifra region) : a) Map of Morocco ; b) ASTER color composite image obtained using band 2 in the red, band 3 in the green and band 1 in the blue. 30 km by 37 km image.*

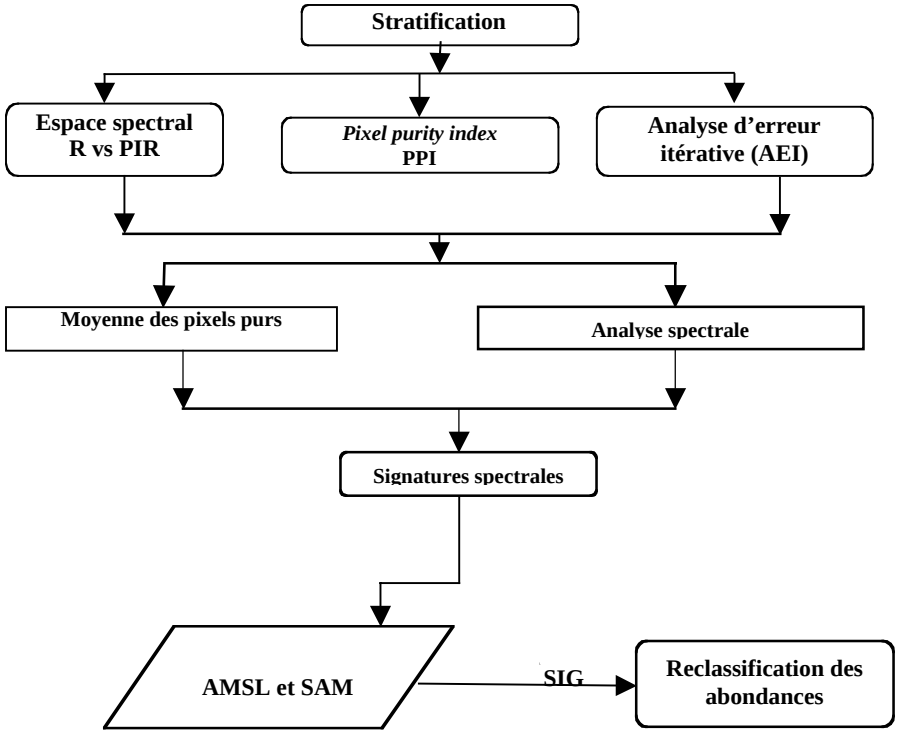


Figure 2 : Organigramme méthodologique illustrant la démarche générale suivie pour l'identification de l'occupation des terres. *Methodological flowchart illustrating the general procedure used for the identification of the land cover.*

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 proportions 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 proportion de l'ombre (Smith *et al.*, 1990) :

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

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) :

$$\alpha = \arccos\left(\frac{\vec{s} \cdot \vec{t}}{\|\vec{s}\| \cdot \|\vec{t}\|} \right) \qquad (4)$$

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).

3.4. Méthodes de sélection des signatures prototypes

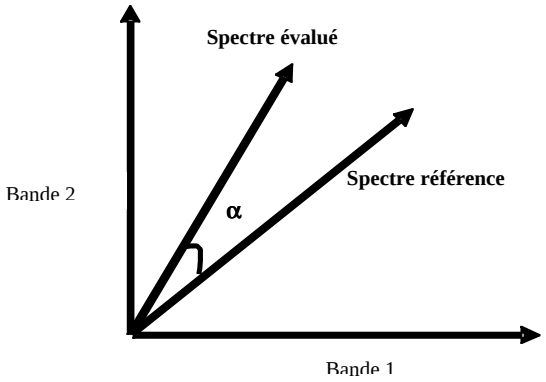
3.4.1. Indice de pureté du pixel (PPI)

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.

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, 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.



Modifié de Kruse *et al*. (1993)

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. *Concept of the SAM method, with* α *representing the spectral angle between the reference spectrum and the tested spectrum in a two dimension space.*

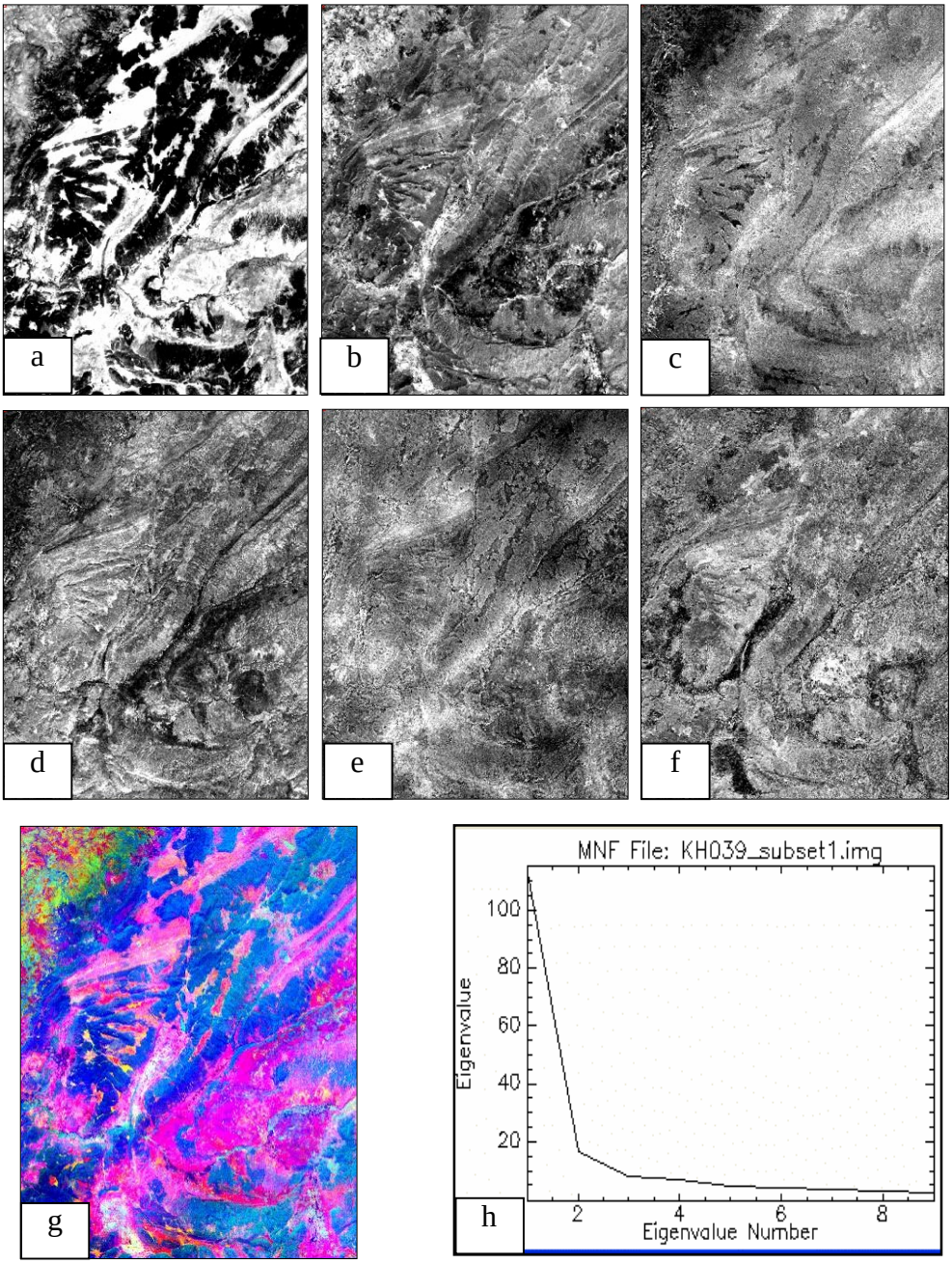


Figure 4 : Les composantes de MNF (*Minimum noise fraction*) utilisées par l'indice de pureté du pixel (PPI) : a) à f) six images de MNF obtenues par transformation des neuf bandes ASTER ; g) composée en (RVB) des trois premières de MNF ; h) la variance en fonction du nombre de MNF. Images de 30 km par 37 km. *MNF (Minimum noise fraction) components used by the pixel purity index (PPI) procedure : a) to f) six MNF images obtained by transforming the nine ASTER bands (9) ; g) color composite of the first three MNF components ; h) variance as a function of the number of MNF components. 30 km by 37 km images.*

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.

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 proportions 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 proportions 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 de 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 proportions nulles, au blanc, pour les proportions égales à l'unité. Donc, plus le ton est clair plus l'abondance relative est élevée.

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 terme 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 du point de vue répartition des zones moins bien modélisées (figures 6g et 7g) que du point de vue fréquence de la RMSE et dont les histogrammes sont pratiquement les mêmes (figures 6h et 7h).

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 proportions générées par l'AMSL. *Comparison of iterative error analysis (IEA) and pixel purity index (PPI) methods using relative abundances generated by the linear spectral mixture analysis (LSMA).*

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

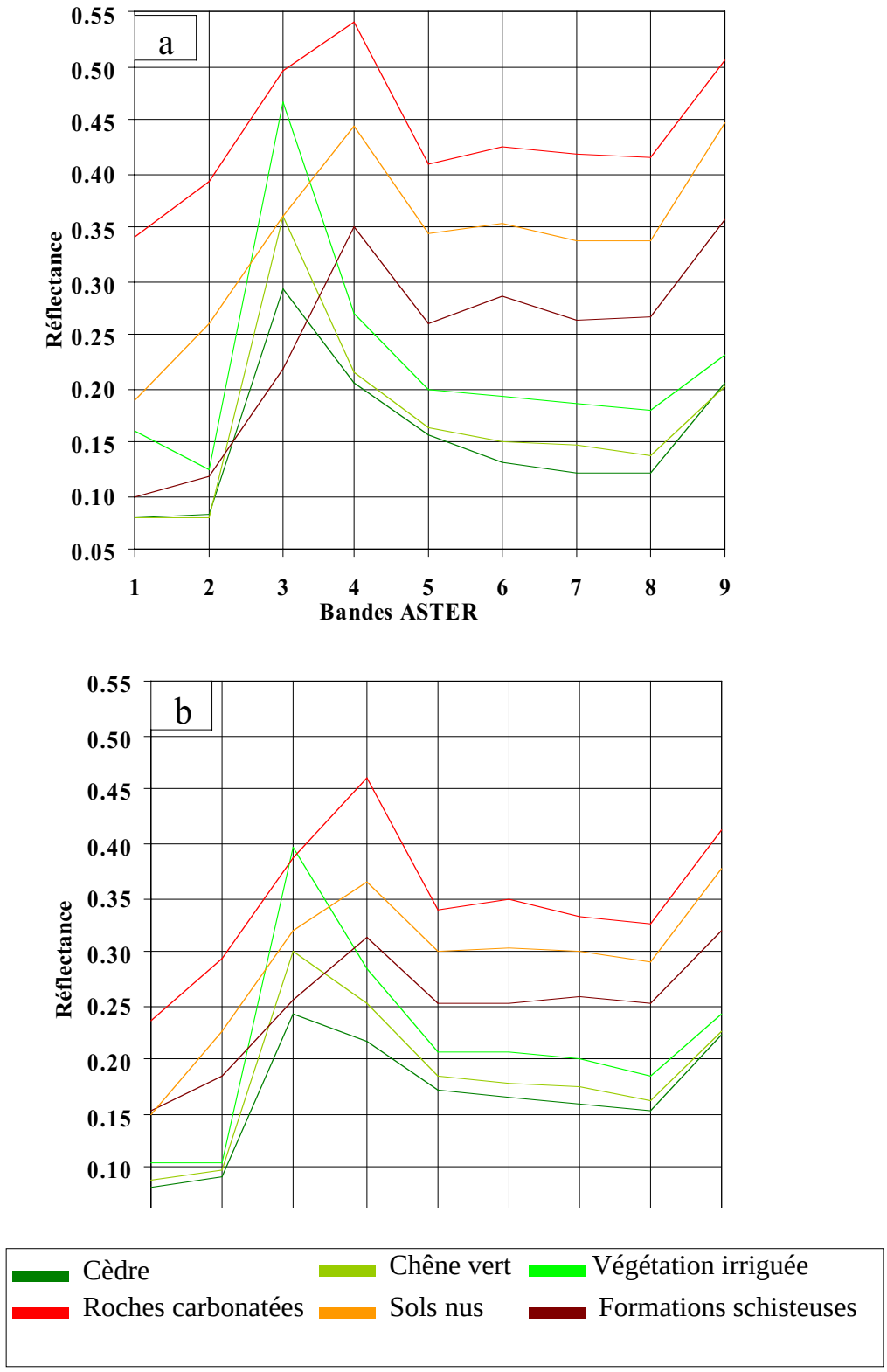


Figure 5 : Signatures prototypes extraites à partir de l'image ASTER par les méthodes de l'AEI (a) et de l'indice PPI (b). *Endmembers retrieved from the ASTER imagery using the IEA (a) and PPI (b) methods.*

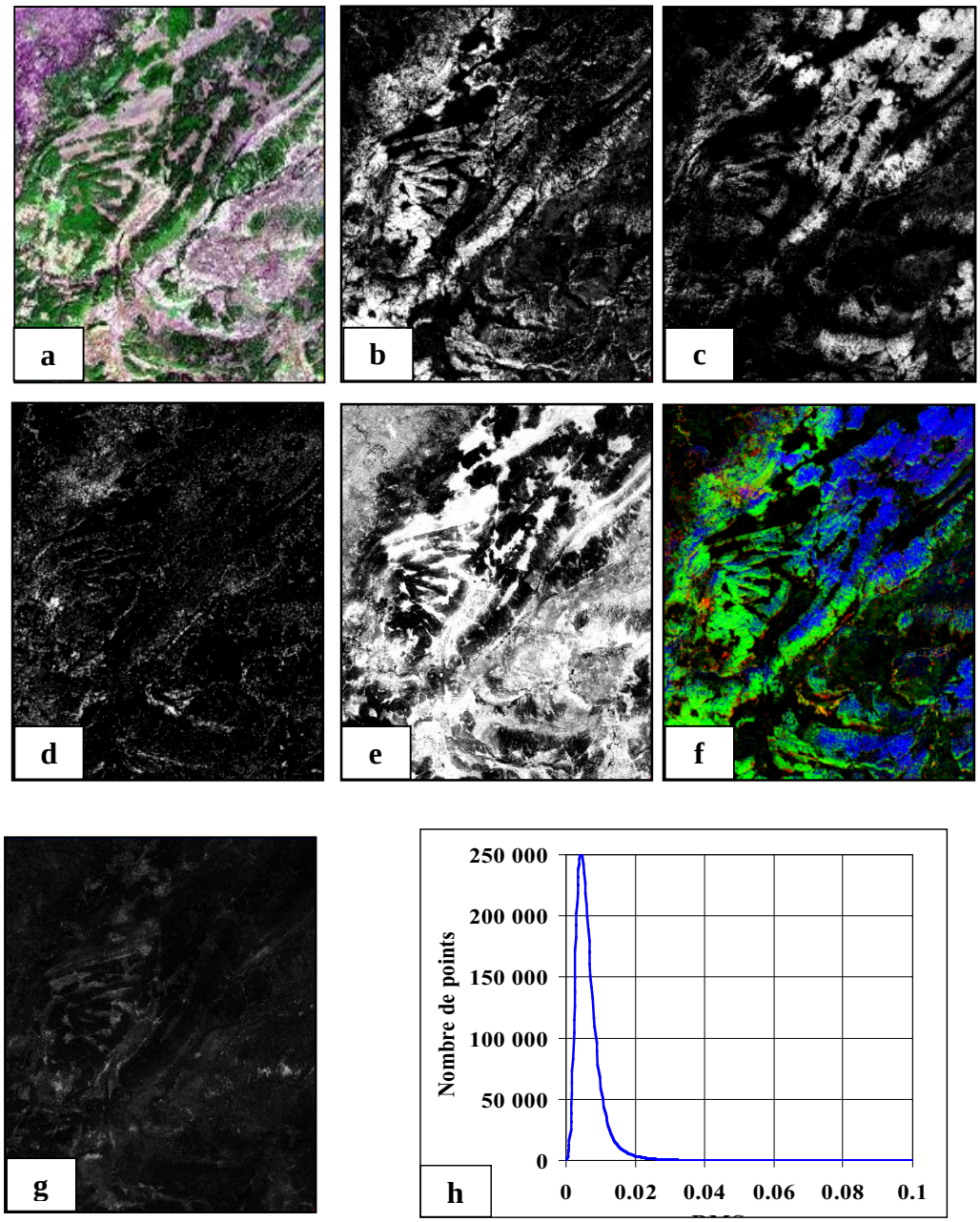


Figure 6 : Résultats de la méthode de l'AMSL utilisant les signatures prototypes provenant de la méthode de l'AEI : a) composé coloré de l'image ASTER (R = bande 2, V = bande 3, B = bande 1) ; b) proportion du chêne vert ; c) proportion du cèdre ; d) proportion de la végétation irriguée ; e) proportion des roches et des sols nus ; f) composé coloré (RVB) des proportions de la végétation irriguée, du chêne vert et du 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. *Results of LSMA method using endmembers extracted by IEA method : a) ASTER color composite (R = band 2, G = band 3, B = band 1) ; b) relative abundance of oak ; c) relative abundance of cedar ; d) relative abundance of irrigated vegetation ; e) relative abundance of rocks and bare soils ; f) color composite of the relative abundances of irrigated vegetation, oak and cedar ; g) root mean square error (RMSE) ; h) histogram of RMSE. Clear tones represent high relative abundances while and dark tones correspond to low relative abundance values. 30 km by 37 km images.*

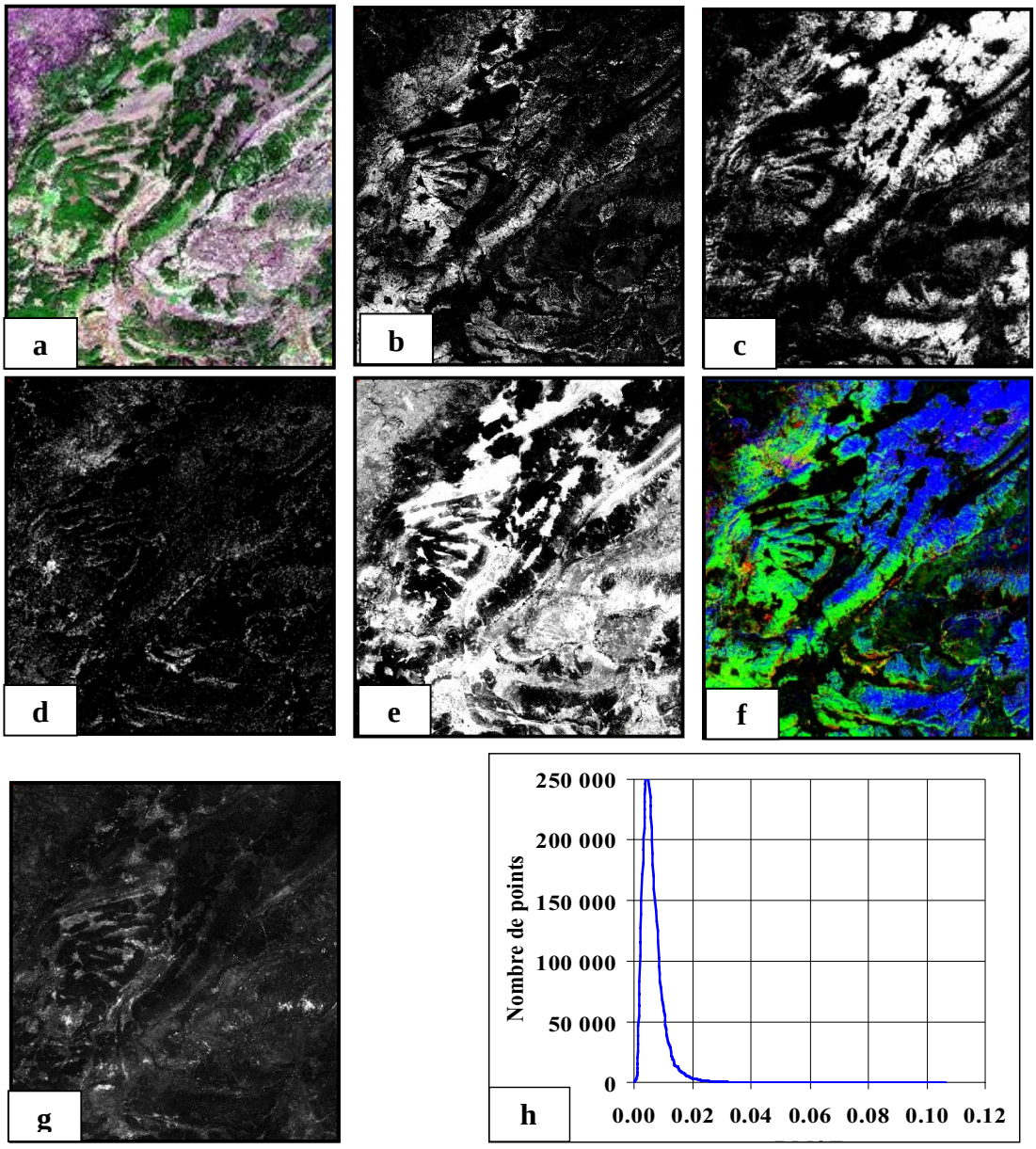


Figure 7 : Résultats de la méthode de l'AMSL utilisant les signatures prototypes de l'indice PPI : a) composé coloré de l'image ASTER (R = bande 2, V = bande 3, B = bande 1) ; b) proportion du chêne vert ; c) proportion du cèdre ; d) proportion de la végétation irriguée ; e) proportion des roches et des sols nus (non forestier) ; f) composé coloré (RVB) des proportions de la végétation irriguée, du chêne vert et du 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. *Results of the LSMA method using endmembers extracted by the PPI method : a) ASTER color composite (R = band 2, G = band 3, B = band 1) ; b) relative abundance of oak ; c) relative abundance of cedar ; d) relative abundance of irrigated vegetation ; e) relative abundance of rocks and bare soils ; f) color composite of the relative abundances of irrigated vegetation, oak and cedar ; g) root mean square error (RMSE) ; h) histogram of RMSE. Clear tones represent high relative abundances while and dark tones correspond to low relative abundance values. 30 km by 37 km images.*

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, la répartition 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, est illustrée, 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 bayesiennes.

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 nous 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. Celle-ci représente une classification du couvert forestier telle qu'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.

En général, les classifications du couvert forestier produites à l'aide des approches de l'AMSL et du SAM présentent une certaine similarité du 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) :

- 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.

Tableau 2 : Comparaison des résultats de classification générés par les méthodes de l'AMSL et du SAM. *Comparison of classification results obtained using the linear spectral mixture analysis (LSMA) and spectral angle mapper (SAM) methods.*

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

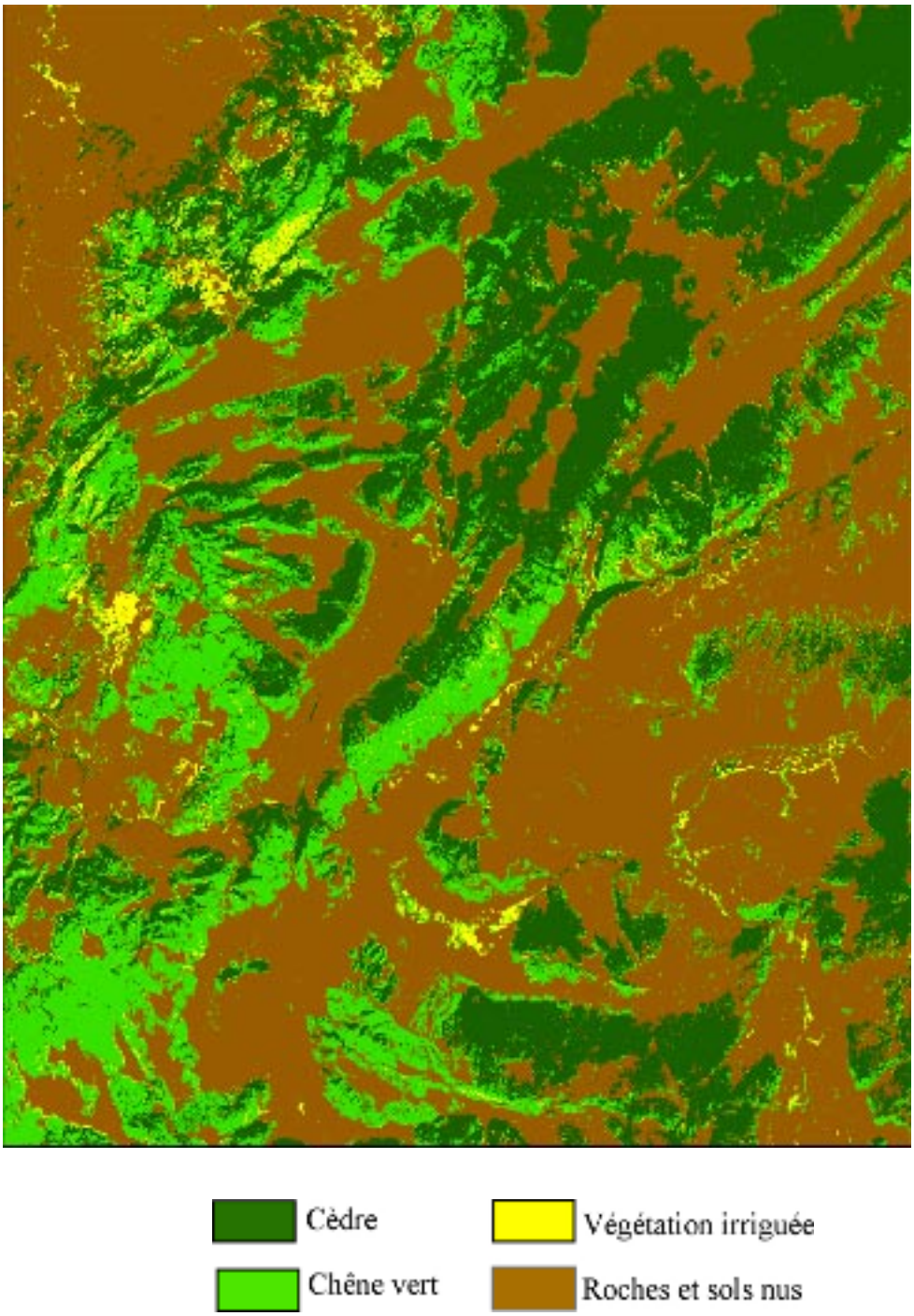


Figure 8 : Classification des espèces forestières dominantes de la forêt de cèdre du Moyen Atlas (région d'Azrou—Khénifra), obtenues par la méthode du SAM. Image de 30 km par 37 km. *Classification of the major forest species in the cedar forest of the Middle Atlas Mountains (Azrou—Khenifra region) generated by the SAM method. 30 km by 37 km image.*

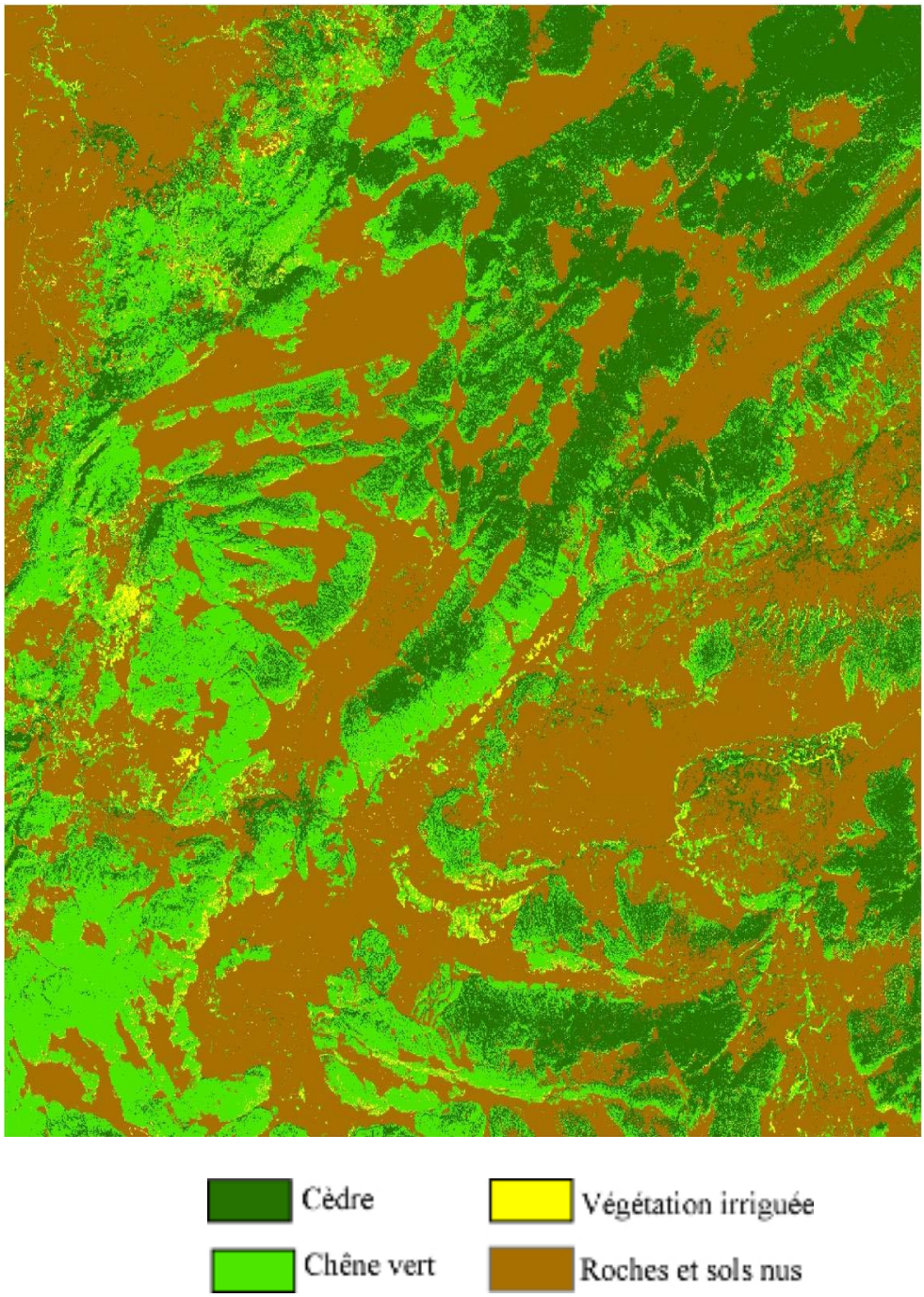


Figure 9 : Classification des espèces forestières dominantes de la forêt de cèdre du Moyen Atlas (région d'Azrou—Khénifra), obtenues par la méthode de l'AMSL. Image de 30 km par 37 km. *Classification of the major forest species in the cedar forest of the Middle Atlas Mountains (Azrou—Khenifra region) generated by the LSMA method. 30 km by 37 km image.*

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 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 de l'ordre de 81 % contre 77 % pour la méthode du SAM. De plus, elle offre une meilleure concordance avec la CMV, avec un coefficient Kappa (0,7) 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. *Comparison of the LSMA and SAM methods with the maximum likelihood classifier (MLC). Summary of accuracies extracted from the confusion matrices between MLC and LSMA and SAM.*

	Précision de la classification (%)			
	SAM		AMSL	
Classe	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 d'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 d'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, tels que des images classifiées présentant 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 Kappa de l'ordre de 0,7 pour la méthode de l'AMSL contre 0,66 pour l'approche du SAM.

REMERCIEMENTS

Cet article 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, le professeur Bonn avait grandement contribué à la formulation de mon sujet de recherche ainsi qu'à la préparation du présent article.

Les auteurs remercient le programme Security Through Science de l'OTAN (subvention de D. Haboudane, CLG Ref. 981374), le CRSNG du Canada (subvention de D. Haboudane, No. 261897) et le FQRNT du Québec (subvention de D. Haboudane NC-98062) pour leurs soutiens financiers. Ils remercient aussi 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.

RÉFÉRENCES

Adams, J.B., Milton, and Gillespie, A.R. (1989) Simple models for complex natural surfaces: a strategy for the hyperspectral era remote sensing. P. 16-21, *in* Proceedings of IGARSS '89, Geoscience and Remote Sensing Symposium/12th Canadian Symposium on Remote Sensing, Vancouver (C.-B.), 10-14 juillet 1989, vol. 1, IEEE, New York, 3001 p.

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

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. P. 299-308, *in* Comptes rendus du 23e Symposium canadien de télédétection/10e Congrès de l'Association québécoise de télédétection. Sainte-Foy (Québec), 21-24 août 2001, Canadian Aeronautics and Space Institute, sur CD.

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, no 3, 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, no 1, p. 54-67.

Biard, F. and Baret, F. (1997) Crop residue estimation using multiband reflectance. Remote Sensing of Environement, no 59, p. 530-536.

Boardman, J. (1993) Automated spectral unmixing of AVIRIS data using convex geometry concepts. P. 11-14, *in* JPL (réd.) Summaries of the fourth annual JPL Airborne Geoscience Workshop, October 25-29, Washington, Jet Propulsion Laboratory, Pasadena (CA) Publication 93-26, vol. 1.

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. P. 55-56, *in* R.O. Green (réd.) Summaries of the seventh JPL Airborne Geoscience Workshop, January 12-14, Pasadena (CA), JPL Publication 97-21, vol. 1.

Boardman, J.W. and Kruse, F.A. (1994) Automated spectral analysis : a geological example using AVIRIS data, northern Grapevine Mountains, Nevada. P. I-407-I-418, *in* ERIM (réd.) Proceedings of the ERIM Tenth Thematic Conference, Geological Remote Sensing, May 9-12, San Antonio (TX), Environmental Research Institute of Michigan, Ann Arbor (MI).

Boardman, J.W., Kruse, F.A. and Green, R.O. (1995) Mapping target signatures via partial unmixing of AVIRIS data. P. 23-26, *in* JPL (réd.) Summaries of the Fifth JPL Airborne Earth Sciences Workshop, Pasadena (CA), JPL Publication 95-1, vol. 1.

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 (réd.) Proceedings of the Summitville Forum 95. Colorado Geological Survey, Special Publication no 38, Boulder (CO).

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

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

El Arabi, H., Ouahhabi, B. et Charrière, A. (2001) Les séries du Toarcien-Aalenien du SW du Moyen-Atlas (Maroc) : précisions stratigraphiques et signification paléogéographique. *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, 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. P. 155-162, *in* EARSel (réd.) Proceedings of EARSeL-LISSIG-Workshop Observing our Cryosphere from Space, Berne, March 11-13, European Association of Remote Sensing Laboratories, Paris.

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 hyper-sepctral and multi-spectral scenes. P. 188-198, *in* M. Ehlers (réd.) Proceedings of the 9th SPIE International Symposium on Remote Sensing, 23-27 septembre 2002, Crète (Grèce), vol. 4885-25.

Haboudane, D. (1999) Intégration des données spectrales et gémorphométriques 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 multitemporal earth observation satellite data. The Ardèche experiment, EUR 15271 EN, 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., Mégier, 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 Environnent, 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 Aerosols. 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, southeast Spain. P. 736-741, *in* Centre for Remote Imaging, Sensing and Processing (CRISP) (réd.) Proceedings of the 22nd Asian Conference on Remote Sensing, 5-9 novembre, Singapour, Asian Association on Remote Sensing (AARS), Singapour, vol. 1.

Mather, P.M. (1999) Computer processing of remotely-sensed images : An introduction. 2e 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 milieu aride. Mémoire de maîtrise, Département de géographie et télédétection, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, 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, p. 40-56.

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. P. 163-180, *in* R.S. Lunetta, and C.D. Elvidge (réd.) Remote sensing change detection : Environmental monitoring methods and application. Ann Arbor Press, Ann Arbor (MI).

Ustin, S.L., Smith, M.O., Jacquemoud, S., Verstraete, M. and Govaerts, Y. (1999) Geobotany : Vegetation mapping for Earth sciences. P. 189-233, *in* A.N. Rencz (réd.) Manual of Remote Sensing : Remote Sensing for the Earth Sciences, 3^{e} edition, John Wiley and Sons, New York, vol. 3, 728 p.

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 minerological mapping from AVIRIS data. International Journal of Remote Sensing, vol. 20, n° 1, p. 97-110.