# CARTOGRAPHIE DE LA DÉGRADATION DES SOLS À L'AIDE DES APPROCHES DU *SPECTRAL ANGLE MAPPER* ET DES INDICES SPECTRAUX EN UTILISANT DES DONNÉES ASTER

**Mohamed CHIKHAOUI[1], Ferdinand BONN[2], Abdelaziz MERZOUK[3], Bernard LACAZE[4] et Alami Mohamed MEJJATI[3]**

*[1] Centre d'aménagement et de gestion des ressources hydriques (Brace), Université McGill, 21111, chemin Lakeshore, Sainte-Anne-de-Bellevue, Québec, Canada H9X 3V9*
*Téléphone : 1 514 398 8756 ; courriel : mohamed.chikhaoui@mcgill.ca*
*[2] CARTEL, Université de Sherbrooke, 2500 boulevard de l'Université, Sherbrooke, Québec, Canada, J1K 2R1*
*[3] Laboratoire de conservation des eaux et du sol, Institut agronomique et vétérinaire Hassan II (IAV), B.P. 6002, Rabat Institut, Rabat, Maroc.*
*Téléphone : 212 37 771285 ; courriel : merzouk@mtds.com*
*[4] CNRS PRODIG UMR 8586, 2, rue Valette, 75005 Paris, France. Courriel : Bernard.Lacaze@univ-paris1.fr*

Soumis le 15 décembre 2006 ; révisé le 28 février 2007 ; accepté le 29 mai 2007- © *Revue Télédétection*, 2007, vol. 7, n° 1-2-3-4, p. 343-357

***Résumé***

*L'expansion spectaculaire des processus d'érosion des sols est, au Maroc, un indicateur d'aspect inquiétant relié à la dégradation des sols. Pour analyser son état et en évaluer les risques d'expansion et d'aggravation, la télédétection s'avère un excellent outil. Dans cette étude, on caractérise l'état de dégradation des sols d'un petit bassin versant méditerranéen soumis à une forte activité anthropique en utilisant les données du capteur ASTER (*Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer*) et des données spectroradiométriques prises sur le terrain. Les données considérées correspondent au bassin expérimental de l'oued Saboun, situé dans le Rif occidental du Maroc, et pour lequel on dispose d'une bonne banque de données pédologiques, hydrologiques et d'érosion. Pour atteindre les objectifs de l'étude, on a comparé les approches des indices spectraux et du SAM (*Spectral Angle Mapper*) comme méthodes de classification. Les résultats obtenus montrent que l'intégration des bandes 2, 6 et 8 du capteur ASTER dans le calcul des indices spectraux apporte plus de précision et décrit bien la réalité de terrain. Toutefois, la comparaison des résultats obtenus à l'aide des deux approches en terme de performance accorde une meilleure précision à l'approche des indices spectraux avec un coefficient kappa de 0,75 contre 0,61 pour l'approche du SAM.*

**Mots clés :** conditions de surface, SAM, indices spectraux, ASTER, ASD et spectroradiométrie, dégradation du sol, Rif, Maroc.

## MAPPING SOIL DEGRADATION BASED ON THE SPECTRAL ANGLE MAPPER APPROACH AND SPECTRAL INDICES USING ASTER DATA

***Abstract***

*In Morocco, the spectacular expansion of erosive processes shows increasingly alarming aspects. Due to the considerable costs of detailed ground surveys for studying this phenomenon, remote sensing is an appropriate alternative for analyzing and evaluating the risks of the expansion of soil degradation. In this paper, we characterize the state of land degradation in a small Mediterranean watershed using Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) data and ground-based spectroradiometric measurements. Field measurements were carried out in the Saboun Oued experimental basin located in the Moroccan western Rif for which soil, hydrological and erosion databases were readily available. To reach the objectives set for our study, we compared the spectral indices approach and the SAM (*Spectral Angle Mapper*) as method of classification. The results obtained show that the integration of ASTER bands 2, 6 and 8 in the calculation of the spectral indices shows more precise details and describes well the ground reality. The comparison of the results obtained using the two different approaches outlined*

*shows that the spectral indices approach provides more accurate results (*Kappa *= 0.75) compared to the results obtained with SAM (*Kappa *= 0.61).*

**Keywords:** surface conditions, SAM, spectral indices, ASTER, ASD and spectroradiometry, soil degradation, Rif, Morocco.

# 1. INTRODUCTION

La dégradation des sols se définit comme un processus qui réduit le potentiel de production des sols ou de l'utilité des ressources naturelles (Barrow, 1991). Elle se définit également comme un changement de tous les aspects naturels ou biophysiques de l'environnement par une activité anthropique au détriment de la végétation, des sols, de l'état de surface, des eaux de surface et souterraines ainsi que des écosystèmes (Conacher and Sala, 1998). Les changements intervenus dans les systèmes de production agricole, comme la mécanisation et la modification des pratiques culturales, ont conduit à une dégradation des sols dans le Rif marocain. Au nord du Maroc, l'érosion hydrique est la principale source de dégradation des sols avec une dégradation spécifique dépassant 2 000 t/km$^2$/an (MAMVA, 1993). Ce phénomène a connu une expansion spectaculaire et révèle des aspects de plus en plus inquiétants (Merzouk, 1988). De façon générale, on distingue deux aspects de la dégradation : l'arrachement et le déplacement des matériaux de la surface du sol par les érosions hydrique et éolienne, et la dégradation sur place par l'action de processus chimiques ou physiques.

Plusieurs travaux ont permis de développer des méthodes afin d'évaluer l'ampleur et le niveau de dégradation des sols à l'échelle régionale. Dans le cadre de la présente étude, nous nous intéressons à la méthode GLASOD (*Global Assessment of Soil Deterioration*) développée par Oldeman *et al.* (1991) et recommandée pour l'étude des niveaux de dégradation des sols à partir de données de télédétection (Hoosbeek *et al.,* 1997) pour produire une carte quantitative des niveaux de dégradation.

Pour analyser l'état de dégradation des sols et en évaluer les risques d'expansion et d'aggravation, la télédétection s'avère un outil très pratique. Une des approches utilisées pour la cartographie de la dégradation des sols est celle des indices spectraux (Escadafal *et al.,* 1994 ; Mougenot et Cailleau, 1995 ; Escadafal and Bacha, 1996 ; Haboudane *et al.*, 2002). Ces indices ont été développés avec les données du capteur TM de Landsat et nous avons constaté que la mise en œuvre de cette approche avec les données ASTER afin d'étudier la dégradation des sols est quasi-inexistante. Parallèlement à la théorie des indices spectraux, il existe une approche alternative basée sur l'utilisation de l'approche du SAM (*Spectral Angle Mapper*). Son principe repose sur le calcul de l'écart angulaire pour mesurer la similarité entre un spectre de référence et celui d'un pixel de l'image (Kruse *et al.*, 1993). Il convient de noter que les études de comparaison entre les méthodes du SAM et celles des indices spectraux ne sont pas exhaustives (Chikhaoui, 2005).

L'objectif principal de cet article est donc de caractériser l'état de dégradation des sols en utilisant des données ASTER et d'évaluer le potentiel de l'approche des indices pour l'étude des conditions de surface. Nous décrirons d'abord les données acquises ainsi que la méthodologie adoptée puis nous présenterons les résultats ainsi que la validation de ces résultats et nous terminerons en faisant ressortir le potentiel des indices et par une comparaison des résultats obtenus à l'aide des deux approches par rapport aux travaux antérieurs.

# 2. MATÉRIEL ET MÉTHODE

## 2.1. Présentation de la zone d'étude

L'étude a été effectuée dans le bassin expérimental de l'oued Saboun (720 ha), situé dans le Rif occidental du Maroc (figure 1) et pour lequel on dispose de banques de données pédologiques, hydrologiques et d'érosion. Faisant partie du Rif occidental, le bassin versant de l'oued Saboun est constitué en grande partie de l'unité de Tanger. Il est caractérisé par des faciès prédominants d'argile et de marne schisteuse grise et jaune altérés, datés du Sénonien. On y trouve également des formations oligo-miocènes à faciès marneux et des formations quaternaires (Thauvin, 1971). La carte pédologique (figure 2) qui couvre la zone d'étude a été établie par la Direction provinciale de l'agriculture de Tétouan (INRA, 1983) et montre l'existence de quatre classes de sols (paravertisols, sols calcimagnésiques, vertisols et sols peu évolués). Une présentation détaillée des caractéristiques physico-chimiques des différentes classes de sol a déjà été publiée par Chikhaoui *et al.* (2004).

Le bassin versant de l'oued Saboun est soumis à un climat très variable et à une activité anthropique intense. Le climat de la région est de type méditerranéen. La pluviométrie moyenne annuelle est de 743 mm, avec un coefficient de variation interannuel de 23 % (Chikhaoui, 1998). Les températures mensuelles varient entre 7 °C (moyenne minimale) et 26 °C (moyenne maximale).

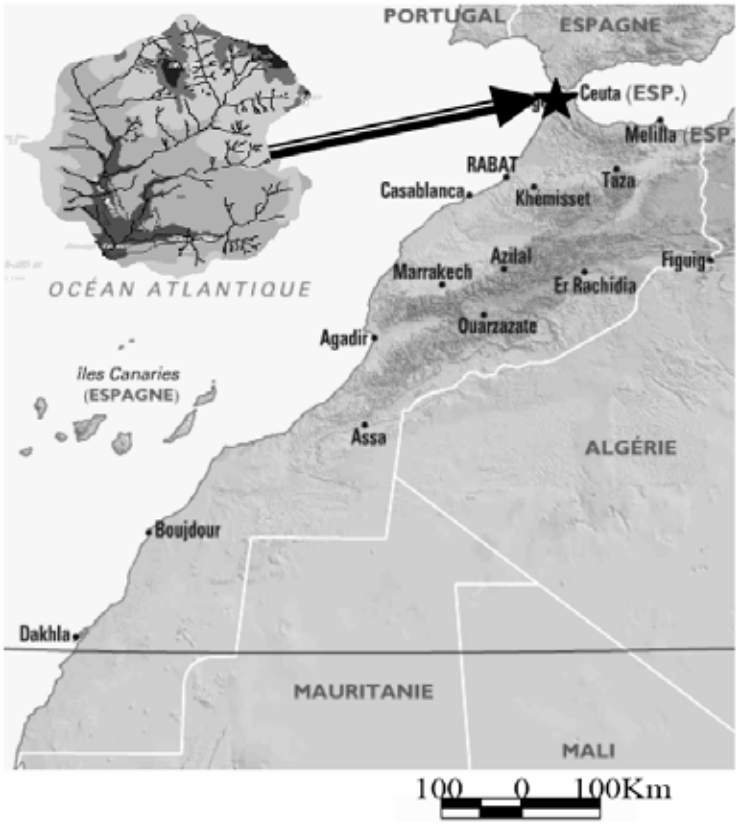



**Figure 1** : Localisation du bassin versant de l'oued Saboun. *Study area : the Saboun Oued basin in Morocco*.

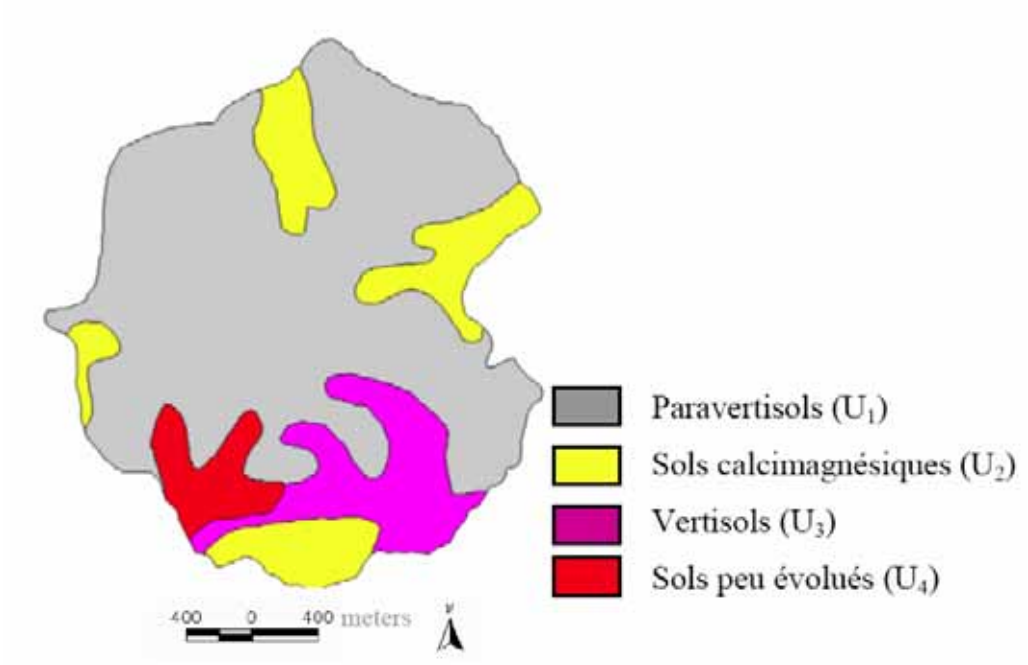



**Figure 2** : Répartition des sols du bassin de l'oued Saboun. *Soil map of the Saboun Oued basin.*

## 2.2. Données spectrales et image utilisées

Les mesures spectrales réalisées sur le terrain, dans le but de caractériser les différents éléments descripteurs du milieu, ont été effectuées sur la base de l'échantillonnage d'une vingtaine de points (figure 3). Le choix des sites d'observation est basé sur l'utilisation des cartes pédologique au 1/50 000 de 1983, géologique au 1/50 000 de 1985 et topographique au 1/50 000 de 1986 ainsi que de photographies aériennes au 1/20 000 de 1996 de manière à relever l'essentiel des unités homogènes existantes. L'instrument de mesure utilisé est un spectroradiomètre de marque ASD *(Analytical Spectral Device, Boulder, CO, USA)*, modèle FieldSpec@ProFR-jr. La campagne de mesures radiométriques s'est déroulée du 18 au 26 octobre 2000. La caractérisation des propriétés spectrales des différentes classes de sol a été basée sur une analyse statistique multivariée. Cette analyse a été déjà publiée par Chikhaoui *et al.* (2006).

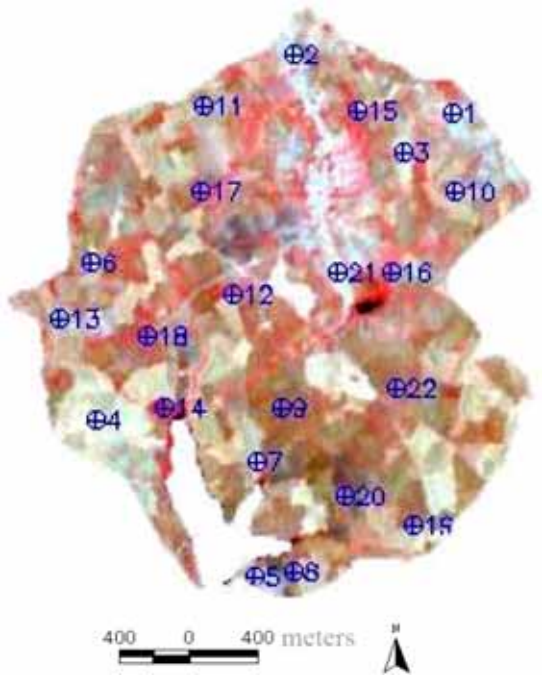



**Figure 3** : Localisation des sites de mesures spectrales sur l'image ASTER (composée colorée des bandes 3, 2 et 1). *Location of the spectral measurement sites on the ASTER image (Color composite using bands 3, 2 and 1).*

Par ailleurs, nous avons procédé à la simulation des bandes du capteur ASTER en intégrant les valeurs spectrales des échantillons du site étudié. Ces valeurs correspondent au rapport entre la largeur de la fenêtre spectrale de la bande considérée et la sensibilité relative du capteur ASTER (figure 4). Elles sont calculées à partir de l'équation suivante de Markham et Barker (1985) :

$$\rho\ (sim)_i = \frac{\sum_{\lambda_1 i}^{\lambda_2 i} \rho(\lambda)\ S(\lambda)}{\sum_{\lambda_1 i}^{\lambda_2 i} S(\lambda)} * 100 \qquad (1)$$

où :

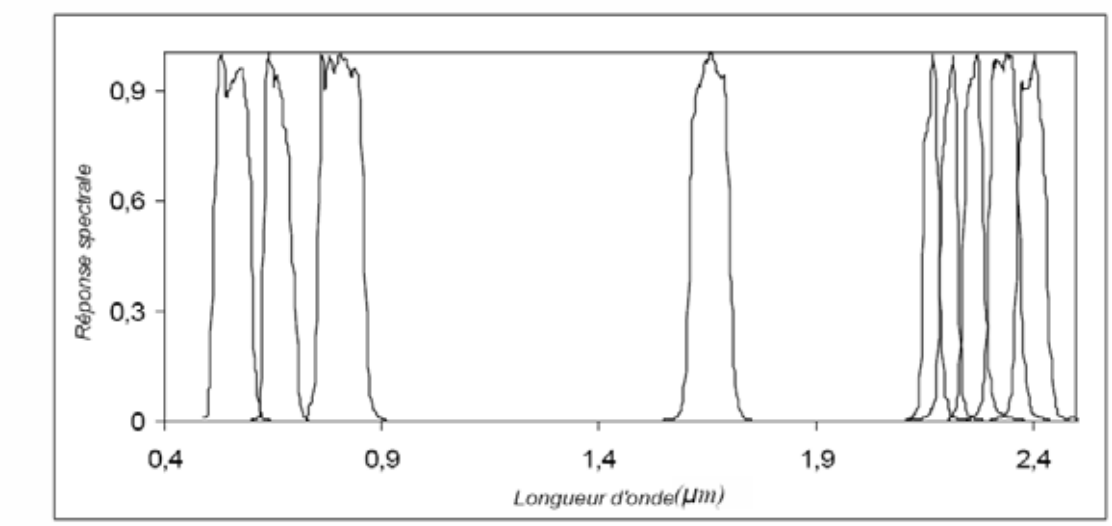
$\rho\ (sim)_i$ est la réflectance simulée pour la bande i ;

$\rho\ (\lambda)$ est la réflectance pour la longueur d'onde $\lambda$ de la bande i ;

$S(\lambda)$ est la sensibilité spectrale relative du capteur pour la longueur d'onde $\lambda$ de la bande i ;

$\lambda_{1i}$ et $\lambda_{2i}$ sont les limites inférieure et supérieure de la bande spectrale i.

Dans cette étude, nous avons adopté une image de saison sèche (6 juin 2001), plus appropriée pour étudier l'état de dégradation des sols. L'image ASTER dont nous disposons correspond au niveau 2 (AST_07) et sa résolution spatiale est de 15 m dans le visible. L'image a été corrigée de l'atmosphère par le fournisseur et comprend la réflectance au sol comprise entre 0 et 1. Cependant, la chaîne de traitement adoptée pour les données ASTER (étalonnage, correction géométrique et orthorectification) a déjà été publiée par Chikhaoui *et al.* (2005).




(Source : NASA (2005) site web ASTER (http://asterweb.jpl.nasa.gov/))

**Figure 4** : Réponse spectrale des neuf premières bandes du capteur ASTER. *Spectral response of the first nine bands of the ASTER sensor.*

### 2.3. Apport de l'approche des indices spectraux à l'étude de la dégradation des sols

L'analyse statistique multivariée a démontré qu'il est possible de discerner les niveaux de dégradation des sols en utilisant au moins deux catégories de variables : la brillance et la pente entre le visible et le proche infrarouge (Chikhaoui *et al.*, 2006). Cela nous a amené à calculer l'indice de brillance (IB) et l'indice de forme (IF). Ce dernier est fortement corrélé à la pente (Escadafal *et al.*, 1994). Pour mieux étudier la dégradation du sol, nous avons calculé l'indice RBD (*Relative absorption-band depth)* pour caractériser la présence des carbonates (Rowan and Mars, 2003) puisque le substratum rocheux est d'origine calcaire.

Dans le cadre de cette étude, nous nous intéressons à ces indices spectraux. En effet, les travaux d'Escadafal *et al.* (1994) ont proposé l'indice de forme (IF) afin d'étudier les sols. Cet indice décrit la forme du spectre de réflectance qui dépend des propriétés physico-chimiques de la cible étudiée. L'utilisation de l'IF leur a ainsi permis de discerner les différents niveaux de dégradation du sol en milieu semi-aride. Toutefois, plusieurs travaux ont démontré l'intérêt de l'intégration des bandes du domaine spectral de l'infrarouge de courtes longueurs d'ondes (*SWIR*) dans le calcul de l'IF afin d'améliorer la qualité du résultat de l'étude de la dégradation des sols (Chikhaoui, 2005 ; Haboudane *et al.*, 2002). De même, nous pouvons utiliser l'équation 2 pour combiner toutes les bandes spectrales, dans le spectre solaire, pour un capteur donné. Ainsi, l'IF permet de décrire la forme du spectre du sol selon la formule suivante :

$$IF_{862} = \frac{2\ \mathrm{AST}_8 - \mathrm{AST}_6 - \mathrm{AST}_2}{\mathrm{AST}_6 - \mathrm{AST}_2} \qquad (2)$$

tandis que l'indice de brillance (IB) permet d'identifier la réflectance globale d'une cible donnée dans le domaine du visible :

$$IB = \sqrt{AST_1^2 + AST_2^2} \qquad (3)$$

D'autres études ont développé de nouveaux indices en fonction de la localisation des pics d'absorption d'un élément donné. Il s'agit de l'indice RBD qui permet de discerner des groupements minéraux caractérisés par un pic donné. Pour un groupement donné, cette détection est basée sur le calcul du contraste spectral lié au pic correspondant. Cet indice a été développé par Crowley *et al.* (1989) pour étudier et cartographier les minéraux à regroupements d'hydroxyles et les carbonates. Il a permis d'obtenir des résultats intéressants (Rowan *et al.,* 2003, 2005). Dans notre étude, nous nous intéressons au pic d'absorption du calcaire, considéré par plusieurs études comme indice indirect de la dégradation du sol. Pour les données ASTER, la bande 8 (2,23-2,36 µm) couvre le pic d'absorption des $CaCO_3$, alors que les bandes 7 et 9 encadrent ce pic. L'indice $RBD_{798}$ se calcule à partir de données ASTER selon la formule suivante :

$$RBD_{798} = \frac{\text{AST}_7 + \text{AST}_9}{\text{AST}_8} \qquad (4)$$

## 2.4. Identification par l'approche du SAM des sols dégradés

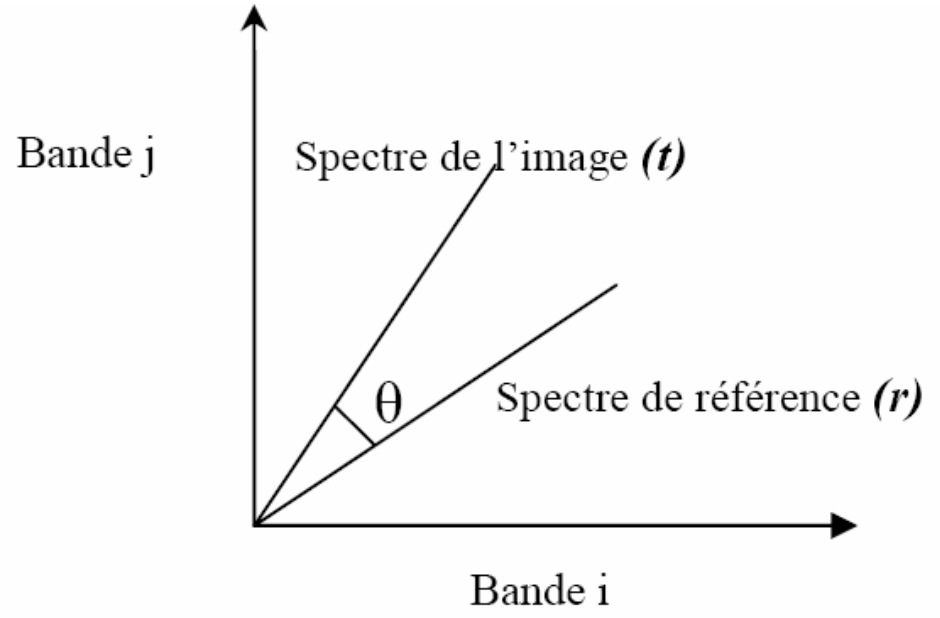
Le SAM est une approche de classification basée sur un concept physique et développée par Kruse *et al.* (1993). Dans cette approche, on utilise toutes les bandes spectrales. L'approche détermine, par calcul de l'angle θ (en radian), la similarité entre un spectre de référence et un spectre de l'image (figure 5). La génération des signatures spectrales de référence peut être réalisée à partir de l'image ou en utilisant des spectres de terrain. Cet angle spectral est calculé à partir de l'équation suivante :

$$\theta = \arccos\left(\frac{\vec{t}\,.\,\vec{r}}{\|\vec{t}\|.\|\vec{r}\|}\right) \qquad (5)$$

où :

$\vec{r}$ est le vecteur du spectre de référence (prototype) ;

$\vec{t}$ est le vecteur du spectre test (pixel).




Source: (Kruse *et al.*, 1993)

**Figure 5** : Angle spectral entre le spectre de référence et le spectre image, dans un espace bidimensionnel. *Spectral angle between the reference spectrum and the image spectrum in a bidimensional space.*

L'approche considère les valeurs du pixel comme un vecteur dans un espace ayant une dimension égale au nombre de bandes. C'est une approche rigoureuse non sensible à l'albédo à condition d'utiliser des données calibrées (Kruse *et al.*, 1993). L'affectation de chaque pixel de l'image à une classe donnée se base sur la mesure de l'angle entre le vecteur du spectre de référence et chaque vecteur de l'image dans l'espace à *n* dimensions, où *n* est le nombre de bandes.

L'exécution de l'approche du SAM permet d'obtenir une image d'angle θ pour chaque spectre de référence. À partir des images d'angle θ, nous réalisons un seuillage afin d'attribuer à chaque pixel le thème qui y possède la valeur la plus faible de θ : plus l'écart angulaire est petit, plus la similarité est importante. Ce concept de classification est assez intéressant pour la cartographie de l'état de surface et des ressources naturelles (sols, végétation) (Sohn *et al.*, 1999 ;

Sohn and Rebello, 2002) car les méthodes conventionnelles, telles que Isodata et la distance minimum, utilisent la distance euclidienne simple comme critère de similarité (Sohn and Rebello, 2002).

Le choix de cette approche, dans la présente étude, s'explique par le fait que, d'une part, Margate et Shrestha (2001) ont adopté le SAM pour l'étude de la dégradation des sols et la désertification dans le sud de l'Espagne et ont obtenu des résultats satisfaisants et, d'autre part, le SAM est une approche conçue pour un espace spectral à *n* dimensions. En outre, dans le cadre de nombreuses études dans un milieu semi-aride, l'approche du SAM a permis d'obtenir des résultats intéressants pour le traitement des données spectrales (Zhang *et al.*, 2003).

## 2.5. Méthode de validation et d'évaluation de la qualité des résultats

Dans les travaux antérieurs, on présente plusieurs approches de validation et d'évaluation de la qualité des résultats d'une classification. Parmi ces dernières, nous nous sommes intéressés notamment aux approches quantitatives basées tant sur le calcul du coefficient Kappa que sur des documents existants, tels que les photos aériennes ou les données de terrain (Congalton, 1991 ; Bannari *et al.*, 1998 ; Haboudane, 1999). Le coefficient Kappa développé par Cohen (1960) utilise tous les éléments de la matrice de confusion. Il tient compte à la fois des erreurs de commission et d'omission. Ce coefficient très populaire se calcule par l'équation suivante :

$$\hat{K} = \frac{N\sum_{i=1}^{r} x_{ii} - \sum_{i=1}^{r} (x_{i+}\ x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^{r} (x_{i+}\ x_{+i})} \qquad (6)$$

où :

*r* est le nombre de lignes de la matrice ;

$x_{ii}$ est le nombre d'observations dans la ligne *i* et la colonne *i* ;

$x_{i+}$ et $x_{+i,}$ sont, respectivement, le total marginal de la ligne *i* et de la colonne *i* ;

N est le nombre total d'observations.

À ce stade, nous avons évalué l'exactitude propre à chaque approche de classification. Pour interpréter les résultats du coefficient Kappa, nous avons utilisé une approche statistique appelée test Z, qui permet de vérifier la présence d'une différence significative entre deux méthodes (Cohen, 1960). Ce test se calcule selon l'équation suivante :

$$Z = \frac{\hat{K}_1 - \hat{K}_2}{\sqrt{\hat{\sigma}_1^2 + \hat{\sigma}_2^2}} \qquad (7)$$

N.B. La formule du calcul de la variance du coefficient Kappa est présentée en annexe.

Théoriquement, la distribution du coefficient Kappa est normale ainsi que celle du Z (Congalton and Mead, 1983). La mise en œuvre de ce test exige la fixation a priori d'un degré de confiance qui représente en même temps la probabilité de refuser l'hypothèse nulle. Ainsi, nous considérons deux approches significativement différentes si et seulement si le test Z est supérieur à 1,96, avec un degré de confiance de l'ordre de 95 %.

Par ailleurs, nous tenons à signaler que les différents paramètres et coefficients ont été calculés après un traitement de post-classification. Il s'agit de l'application d'un filtrage modal avec une fenêtre de 3 x 3 afin d'obtenir des classes homogènes et de limiter la présence de pixels isolés. Toutefois, il faut noter que nous avons utilisé la même réalité de terrain pour les deux méthodes.

Par la suite, l'utilisation du résultat de la photo-interprétation et d'un MNA (modèle numérique d'altitude), établi par la numérisation des courbes de niveau d'une carte topographique au 1/50 000, avec une équidistance de 10 m, a servi comme deuxième outil de validation des résultats. Les différentes cartes ont été ramenées à la même échelle afin de les intégrer et de les superposer dans ArcView 3.2.

Par ailleurs, dans le but d'approfondir notre analyse et notre évaluation de l'approche des indices spectraux, nous avons calculé l'indice de séparabilité entre les différentes classes. Pour ce faire, nous nous sommes intéressés à la mesure de la distance. Nous avons donc adopté la distance de Jeffries-Matusita (ou la distance de Bhattacharya) qui a l'avantage d'être utilisée couramment en télédétection. En effet, cette distance est reliée directement à la probabilité d'erreur de classification dans la méthode bayesienne (Pratt, 1991).

Finalement, il est également important de procéder à la description de la nomenclature des classes de dégradation qui sont présentes dans notre zone d'étude en fonction de la méthode GLASOD. Ces classes se définissent comme suit :

- **sol peu dégradé :** sol dont une partie de l'horizon de surface est érodée par l'érosion en nappe ; il s'agit généralement d'oliveraies et de parcelles agricoles de céréaliculture ;

- **sol modérément dégradé :** sol dont la grande partie de l'horizon de surface est érodée par l'érosion en nappe, en rigoles et en ravins ; il s'agit des parcours et des jachères où le taux de recouvrement de la végétation est épars à dense ;

- **sol très dégradé :** sol où la manifestation de l'érosion est spectaculaire (érosion en ravins, en rigoles ou diffuse) avec la décapitation de l'horizon de surface ; il s'agit des zones où les modes d'occupation entraînent la détérioration physique des sols à cause du surpâturage et de l'activité anthropique intense (techniques culturales inadéquates tel le labour dans le sens de la pente).

# 3. RÉSULTATS

## 3.1. Cartographie de la dégradation des sols par l'approche des indices spectraux

Dans un premier temps, nous avons calculé les indices spectraux à partir de données spectroradiométriques en simulant les bandes du capteur ASTER. Sur la figure 6, on montre que l'intégration des bandes 2, 6 et 8 du capteur ASTER dans le calcul des indices spectraux apporte plus de précision et décrit bien la réalité de terrain. Ce résultat peut être expliqué par le fait que les bandes 6 et 8 représentent respectivement les pics d'absorption des argiles et des calcaires, considérés par plusieurs études comme des indices indirects de la dégradation des sols. Par ailleurs, plusieurs travaux (Mathieu *et al.,* 2007 ; Haboudane *et al.,* 2002) ont démontré que les sols dégradés ont une forte réflectance dans la bande spectrale du rouge, d'où l'intérêt d'intégrer la bande 2 du capteur ASTER dans le calcul des indices. De même, la combinaison des indices IB, RBD et IF a permis de mieux distinguer les niveaux de dégradation du sol.

La projection des indices spectraux dans le diagramme bidimensionnel de l'IB-IF et dans celui du RBD-IF permet de caractériser les différents niveaux de dégradation des sols. L'analyse de la figure 6 montre que chaque indice spectral a son propre comportement vis-à-vis du niveau de dégradation du sol. On constate que l'indice de brillance varie en fonction de l'état de dégradation des sols. Les sols très dégradés ont un IB relativement élevé, tandis que l'inverse s'observe pour l'indice de forme IF. Cependant, l'analyse des figures 6a et b montre qu'un nombre réduit de sites forme un sous-nuage caractérisé par des valeurs élevées de l'IB. Il s'agit des sols très réfléchissants en raison de l'affleurement de la roche mère. Par ailleurs, le comportement spectral des sols peu dégradés se traduit par une croissance de l'IF et de l'indice RBD.

Dans une seconde étape, nous avions comme objectif de vérifier que les mêmes indices spectraux permettent d'obtenir le même résultat à partir des données image. Pour ce faire, nous avons extrait 200 signatures spectrales (pixels) correspondant aux états de dégradation du sol, semblables à ceux observés sur le terrain. Cet échantillon comprend trois catégories : la première représente les sols peu dégradés, la deuxième les sols modérément dégradés et la troisième les sols très dégradés. Les signatures spectrales ont été extraites en se basant sur le résultat de la classification des données spectroradiométriques ainsi que les données et les observations effectuées sur le terrain et localisés à l'aide d'un GPS.

La répartition des sols dans l'espace bidimensionnel de l'IF-RBD, de l'IF-IB et du RBD-IB a permis de conforter les résultats obtenus à l'aide des données spectroradiométriques (figure 7). Ces résultats montrent l'intérêt de l'utilisation de ces indices spectraux pour l'étude de la dégradation des sols, à partir de données de télédétection.

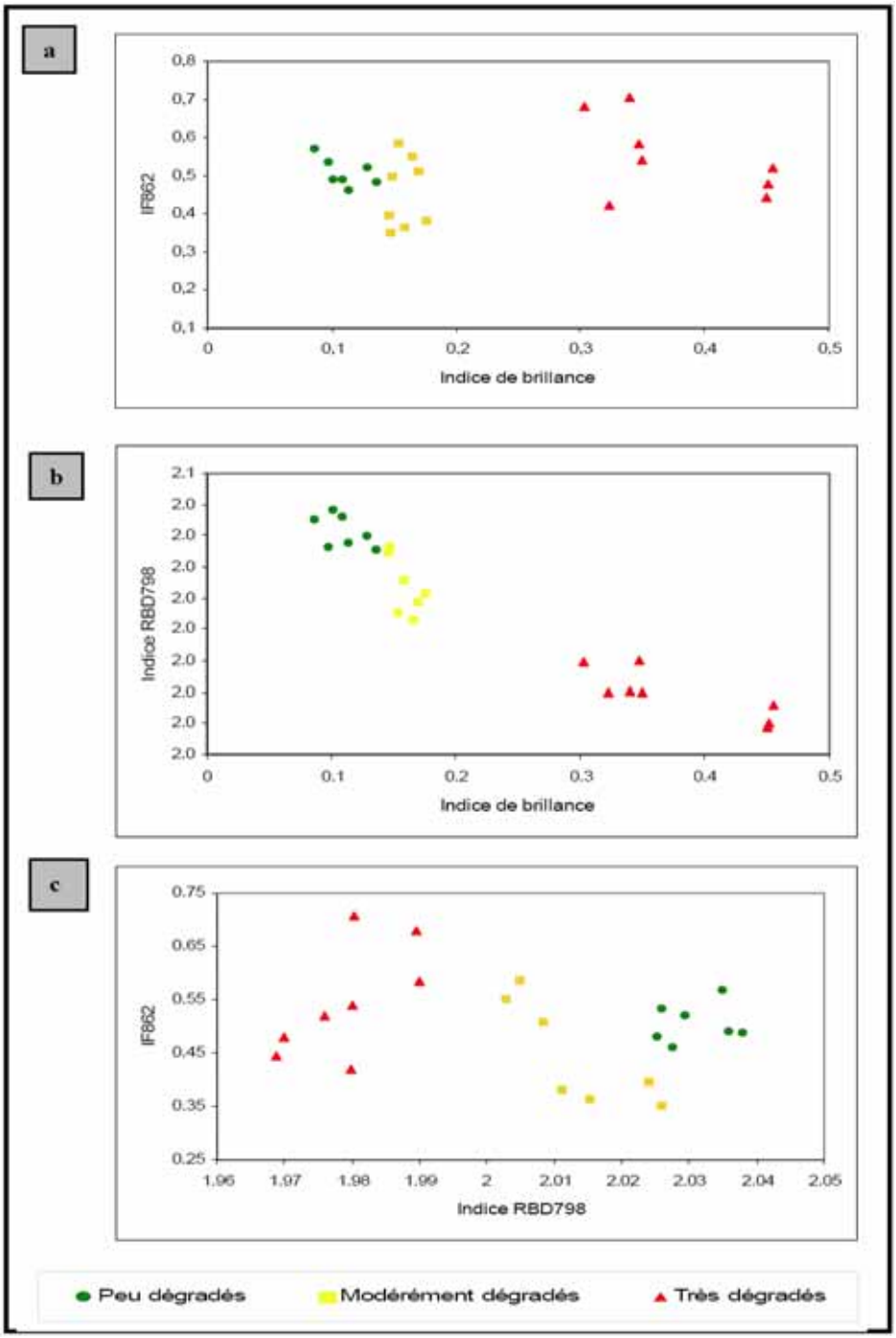
Sur la figure 7, on montre que le degré de distinction des trois classes est satisfaisant. Cependant, en examinant la figure 7b, nous remarquons qu'une certaine confusion existe entre les sols modérément dégradés et ceux très dégradés. Toutefois, l'application de l'indice RBD permet de mieux grouper et de faire la distinction entre ces deux classes. Ce contraste est moins prononcé en utilisant l'indice de brillance (figures 7a et c). Cette tendance pourrait s'expliquer par le fait que cet indice est très sensible aux variations de l'état de surface associé à la rugosité (parcelle labourée), à l'existence des chaumes (saison de la moisson) et à l'humidité du sol.

Également, l'évaluation de l'apport de ces indices a été basée sur le calcul de la moyenne de séparabilité entre les différentes classes. Pour ce faire, nous avons procédé au calcul de cette moyenne en utilisant en premier lieu l'IB et l'IF. Les résultats obtenus montrent que la moyenne de séparabilité est de l'ordre de 1,33. Toutefois, l'intégration de l'indice RBD se traduit par une amélioration de cette moyenne de 0,40 (1,73). Cette dernière valeur montre que l'adoption des trois indices pour l'étude de la dégradation des sols offre une meilleure distinction que l'utilisation de deux indices (IB et IF). Ce constat confirme l'analyse précédente basée sur l'analyse graphique.

Ensuite, nous avons appliqué une analyse par la moyenne mobile (*K-means).* Cette dernière nous a permis de représenter les conditions de surface du bassin. Pour arriver à ces résultats, trois néobandes, représentant les trois indices calculés, ont été utilisées. Sur la figure 8, on présente la carte résultante de la dégradation des sols de la zone

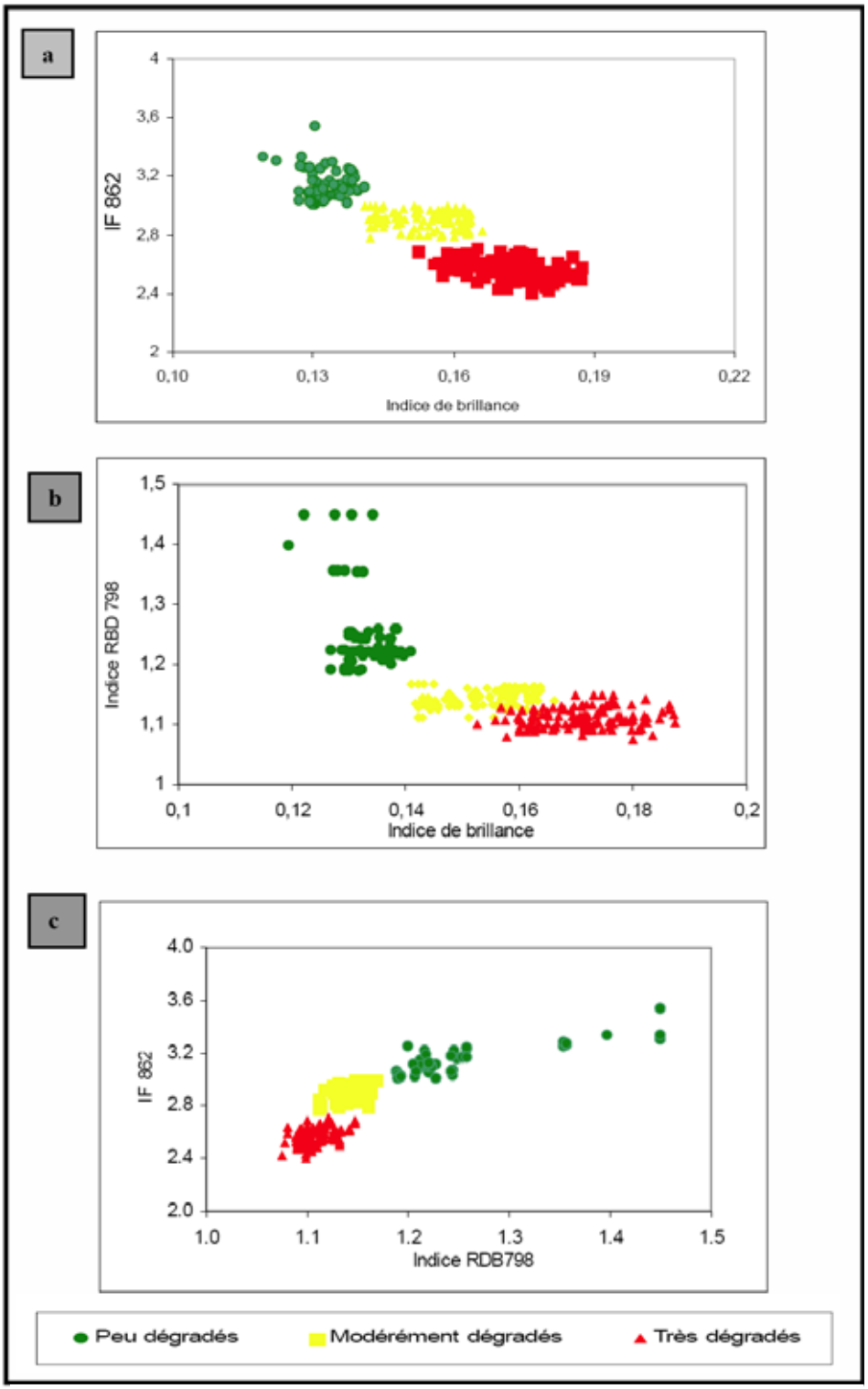
d'étude. Celle-ci comporte quatre classes : lac du barrage, sols très dégradés, sols modérément dégradés et sols peu dégradés.

Sur le tableau 1, on présente les différents éléments calculés à partir de la matrice de confusion. L'examen de ce tableau montre une exactitude globale de classification des trois classes de 83 %. Les sols très dégradés sont classés avec une précision satisfaisante (précision de commission et d'omission supérieures à 92 %) tandis que le degré de précision des autres classes n'atteint pas ce niveau. Ce résultat pourrait être lié à la confusion observée lors de l'analyse du diagramme bidimensionnel (figure 7).




**IF** : indice de forme ; **IB** : indice de brillance ; **RBD** : *Relative absorption-band depth*

**Figure 6** : Diagramme bidimensionnel des indices spectraux calculés à partir des mesures sur le terrain pour les différents niveaux de dégradation des sols. a) IB-IF ; b) IB-RBD ; c) RBD-IF. *Two-dimensional diagram of the spectral indices calculated using ground-based measurements for different levels of soil degradation. a) IB-IF ; b) IB-RBD ; c) RBD-IF.*




**IF** : indice de forme ; **IB** : indice de brilliance ; **RBD** : *Relative absorption-band depth*

**Figure 7** : Diagramme bidimensionnel des indices spectraux calculés à partir des données ASTER pour les différents niveaux de dégradation des sols. a) IB-IF, b) IB-RBD ; c) RBD-IF. *Two-dimensional diagram of the spectral indices calculated using ASTER data for different levels of soil degradation. a) IB-IF ; b) IB-RBD ; c) RBD-IF.*

**Tableau 1** : Taux de précision de la classification pour les approches des indices spectraux et du SAM**.** *Accuracy assessment result of the spectral indices approach and the SAM classification method.*

| Classes | Indices spectraux | | SAM | |
|---|---|---|---|---|
| | **Précision d'omission** | **Précision de commission** | **Précision d'omission** | **Précision de commission** |
| **Sols peu dégradés** | 0,80 | 0,77 | 0,65 | 0,70 |
| **Sols modérément dégradés** | 0,78 | 0,80 | 0,68 | 0,76 |
| **Sols très dégradés** | 0,92 | 0,92 | 0,87 | 0,74 |
| **Exactitude globale** | 0,83 | | 0,73 | |
| **Coefficient Kappa et la variance** | $\hat{K} = 0,75$<br>$\sigma^2 = 0,0016$ | | $\hat{K} = 0,61$<br>$\sigma^2 = 0,0024$ | |

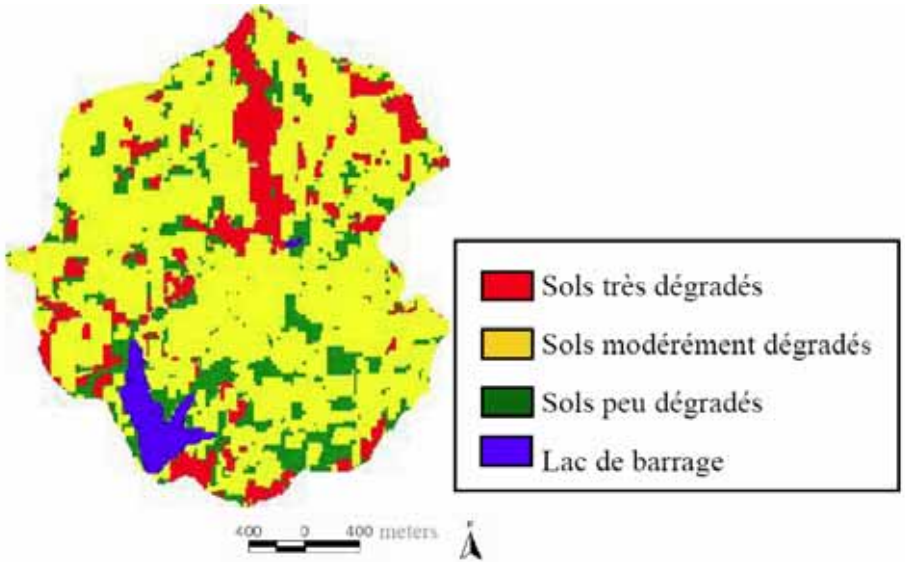



**Figure 8** : Carte des conditions de surface des sols obtenues à l'aide de l'approche des indices spectraux. *Soil surface conditions map obtained using the spectral indices approach.*

## 3.2. Apport de l'approche du SAM à la cartographie des sols dégradés

Le choix des spectres susceptibles de représenter au mieux la réalité de terrain a été essentiellement basé sur le résultat de l'analyse statistique des données spectroradiométriques (Chikhaoui *et al.,* 2006). Nous générons ainsi une image de l'angle θ pour chaque signature spectrale de référence. À partir de ces images, nous réalisons, en premier lieu, une carte thématique du sol en attribuant à chaque pixel le thème qui y possède une faible valeur de θ. Plus la valeur de θ est faible, plus la similarité est importante. La valeur de 0,2 radian est définie comme valeur de seuillage pour l'angle maximum entre le vecteur image et le vecteur du spectre de référence. Cette valeur a permis d'obtenir plusieurs classes thématiques.

Par la suite, nous avons étudié l'état de dégradation du sol en identifiant les signatures spectrales reliées aux différents niveaux de dégradation. Le regroupement des classes thématiques en une seule classe exprimant l'état de dégradation des sols, en fonction de la classification des données spectroradiométriques, a permis de générer la carte thématique représentée à la figure 9.

L'analyse des résultats de l'approche du SAM montre que les sols modérément dégradés dominent avec 41,2 %. La valeur de 0,2 radian permet d'obtenir des résultats satisfaisants et les variations de cette valeur engendrent des changements significatifs du résultat de classification. La classe de l'eau ou celle du lac du barrage fait partie des pixels non classés par l'approche du SAM. Ce résultat s'explique par l'absence de signature spectrale prototype correspondant à cette classe.

L'analyse du tableau 1 montre que l'approche du SAM permet une caractérisation des conditions de surface du bassin avec un taux de concordance de Kappa de l'ordre de 0,61.

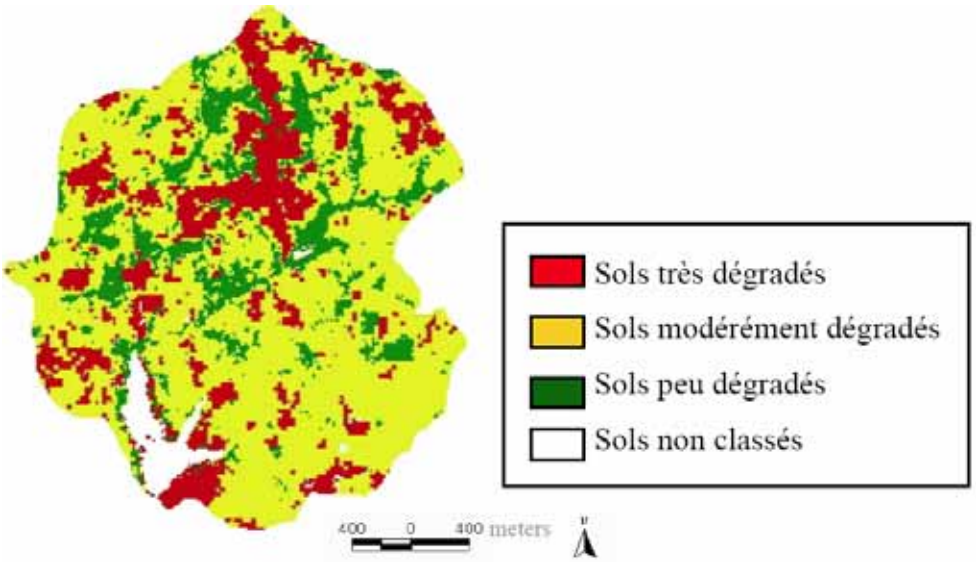



**Figure 9** : Carte des conditions de surface des sols obtenues à l'aide de l'approche du SAM. *Soil surface conditions map obtained using the SAM approach.*

## 4. ANALYSE ET DISCUSSION DES RÉSULTATS

D'une façon générale, nous avons constaté que les résultats obtenus par les deux approches représentent assez fidèlement la réalité de terrain. En effet, l'analyse de la répartition des états de dégradation des sols a permis de conclure que la classe des sols très dégradés est assez bien définie par les deux approches. Cela s'explique, d'une part, par le fait que la réponse spectrale de ces types de sol est invariante et, d'autre part, par la forte contribution du signal de la roche mère à la signature spectrale de cette classe de sols. En outre, l'analyse des résultats obtenus montre également une diminution de la précision d'omission et de commission obtenue par l'approche du SAM. Ce constat s'explique par le fait que cette approche a tendance, parfois, à agglomérer les sols peu dégradés et modérément dégradés dans une seule classe. D'autre part, il faut souligner que l'adoption d'un seul seuil angulaire (0,2 radian) pour les différentes classes induit parfois cette confusion. Celle-ci peut s'expliquer par l'hétérogénéité de l'état de surface : rugosité, humidité et présence de résidus de cultures. En outre, il faut souligner que l'acquisition des données spectroradiométriques sur le terrain et des données image ne se sont pas effectuées simultanément. Au regard du fait que l'image et les spectres radiométriques n'ont pas été acquis dans la même année et que, de surcroît, il existe un léger décalage entre leur date de prise (été pour l'image et automne pour les spectres), il va de soi que cet état de fait puisse induire une certaine confusion au niveau de l'exécution de la méthode du SAM. Ceci est notamment probable pour le taux de recouvrement et la rugosité du sol. La différence saisonnière s'accompagne d'une variation du taux de recouvrement au sol (plus élevé en été qu'en automne: présence de chaumes), ce qui a un effet sur les résultats obtenus. Sur les tableaux 1 et 2, on présente le coefficient Kappa obtenu pour chaque méthode avec la variance. L'analyse basée sur le test Z montre l'existence d'une différence significative entre l'approche des indices spectraux et l'approche du SAM avec un Z de l'ordre de 2,21 car le $Z_{calculé}$ est supérieur à celui du $Z_{théorique}$ (1,96), avec un intervalle de confiance de 95 %.

Par ailleurs, les résultats de la photo-interprétation, du MNA et de la pente ont servi comme outils supplémentaires de validation de nos résultats. La photo-interprétation a montré que notre zone d'étude est entièrement affectée par le phénomène d'érosion hydrique. On y retrouve les formes suivantes : l'érosion en nappe, l'érosion par ravinements, par rigoles et par sapement des berges. Sur le tableau 2, on résume toutes ces observations ainsi que les différentes variables

utilisées et fait apparaître également une concordance entre ces dernières et les différentes classes de dégradation du sol que nous avons identifiées. En effet, nous constatons que les sols très dégradés sont associés avec la classe des sols calcimagnésiques. Cette classe est caractérisée par un facteur d'érodabilité K, qui est la capacité du sol à résister à l'érosion, de l'ordre de 0,44 (Chikhaoui, 1998). En se référant aux travaux de Manrique (1988), cette valeur caractérise la classe des sols à fort risque d'érodabilité. Aussi, nous avons noté que les sols peu dégradés se caractérisent par des terrains plats avec une faible pente (< 5 %) ainsi qu'une altitude variant de 20 à 40 m (tableau 2). En outre, les observations sur le terrain montrent que cette classe représente également des petits périmètres irrigués.

**Tableau 2** : Caractérisation des différentes classes de dégradation du sol. *Characterization of the different classes of soil degradation*.

| Classe de dégradation | Formes d'érosion | Symbole | Facteur k | Altitude (m) | Pente (%) |
|---|---|---|---|---|---|
| **Sols peu dégradés** | **En nappe et quelques rigoles** | $W_t$ | < 0,3 | 20-40 | < 5 |
| **Sols modérément dégradés** | **En nappe et rigoles** | $W_t$ | 0,3 < K < 0,4 | 50-80 | 10-20 |
| **Sols très dégradés** | **Ravins, rigoles et sapement des berges** | $W_d$ | > 0,44 | 80-120 | > 20 |

$W_t$ : perte de sol en surface (horizon de surface) ; $W_d$ : déformation du terrain et mouvement de masse.

## 5. CONCLUSION

La présente étude a permis d'étudier et de caractériser l'état de dégradation des sols en adoptant deux approches différentes. L'utilisation des données du capteur ASTER et des mesures spectroradiométriques sur le terrain ont permis d'atteindre nos objectifs. La comparaison des résultats obtenus par les deux approches en termes de performance accorde une meilleure précision à l'approche des indices spectraux avec un coefficient Kappa de 0,75 contre 0,61 pour l'approche du SAM. La validation et l'évaluation des résultats sont basées sur des données de terrain et de la photo-interprétation. Les résultats obtenus montrent que l'intégration des bandes 2, 6 et 8 du capteur ASTER, dans le calcul des indices spectraux, apporte plus de précision et décrit assez fidèlement la réalité du terrain. Cependant, certaines dispositions doivent être prises en amont, car le choix de la combinaison adéquate des bandes permettant de mieux distinguer les différents niveaux de dégradation des sols est une étape longue et cruciale qui exige une expertise et une bonne connaissance de l'environnement à étudier.

À la lumière de ces résultats, nous pensons que le résultat obtenu dans le cadre de cette étude pourra être amélioré s'il est combiné avec des indices spectraux calculés à partir de données thermiques du capteur ASTER, tels que ceux utilisés par Rowan *et al*. (2005).

### Remerciements

Nous remercions l'OTAN, la Chaire de recherche du Canada en observation de la Terre (Université de Sherbrooke), ainsi que la subvention CRSNG du professeur Ferdinand Bonn pour les appuis financiers consentis pour la réalisation des différentes phases de notre étude. Nous profitons de la présente publication pour rendre hommage au professeur Ferdinand Bonn pour sa contribution inestimable à la réalisation de cette étude. Aussi, nous tenons à remercier Patrick Cliche pour son soutien technique lors des travaux de terrain. Les auteurs remercient également les réviseurs pour leurs remarques pertinentes.

### Références

Bannari, A., He, D.-C. et Anys, H. (1998) Analyse de l'apport de deux indices de végétation à la classification dans les milieux hétérogènes. Journal canadien de télédétection, vol. 24, p. 233-239.

Barrow, C.J. (1991) Land degradation: development and breakdown of terrestrial environments. Cambridge University Press, New York, 295 p.

Chikhaoui, M. (1998) Fonctionnement hydrologique et risques d'envasement du barrage de Saboun. Mémoire de troisième cycle, Institut agronomique et vétérinaire Hassan II, Rabat, 87 p.

Chikhaoui, M. (2005) Apport des données ASTER et d'un réseau de neurones à rétropropagation à la modélisation de la dégradation du sol d'un bassin marneux du Rif marocain. Thèse de doctorat, Département de géomatique appliquée, Université de Sherbrooke, 170 p.

Chikhaoui, M., Bonn, F. et Merzouk, A. (2004) Cartographie de la fraction argileuse du sol dans le Rif marocain à l'aide du capteur ASTER et de l'analyse géostatistique. Revue internationale de géomatique, vol. 14, p. 359-377.

Chikhaoui, M., Bonn, F., Bokoye, A.I. 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.

Chikhaoui, M., Bonn, F., Bokoye, A.I. et Merzouk, A. (2006) Comparaison des capteurs ASTER et ETM+ pour la cartographie de la dégradation des sols à l'aide de l'indice LDI. Journal canadien de télédétection, vol. 32, p. 74-83.

Conacher, A.J. and Sala, M. (1998) Land degradation in Mediterranean environments of the world: nature and extent, causes and solutions. John Wiley and Sons, Chichester, 491 p.

Cohen, J. (1960) A coefficient of agreement for nominal scales, Education Psychology Measurement, vol. 20, p. 37-46.

Congalton, R.G. (1991) A review assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. Remote Sensing of Environment, vol. 37, p. 35-46.

Congalton, R.G. and Mead, R.A. (1983) A quantitative method to test for consistency and correctness in photointerpretation. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, vol. 49, p. 67-74.

Crowley, J.K., Brickey, D.W. and Rowan, L.C. (1989) Airborne imaging spectrometer data of the Ruby Mountains, Montana: mineral discrimination using relative absorption band-depth images. Remote Sensing of Environment, vol. 29, p. 121-134.

Escadafal, R. and Bacha. S. (1996) Strategy for the dynamic study of desertification. P. 19-34, *in* Escadafal, R., Mulders, M.A. et Thiombiano, L. (réd.) Actes du Symposium : Surveillance des sols dans l'environnement par télédétection et systèmes d'information géographique. Association internationale des sciences du sol (AISS) (Groupe de travail sur la télédétection et cartographie des sols et groupe de travail sur la carte internationale numérique des sols et des terrains), Ouagadougou (Burkina Faso), 6 au 10 février 1995, ORSTOM, Paris, 350 p.

Escadafal, R., Belghith, A. et Ben Moussa, H. (1994) Indices spectraux pour la télédétection de la dégradation des milieux naturels en Tunisie aride. P. 252-259, *in* CNES (réd.) Actes du symposium « Physique de la mesure et de la signature spectrale en télédétection ». Val d'Isère (France), 17 au 24 janvier 1994, Publications de la Société internationale de photogrammétrie et de télédétection (ISPRS) et Centre national d'études spatiales (CNES), Paris, 450 p.

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, Université de Sherbrooke, 205 p.

Haboudane, D, Bonn, F., Royer, A, Sommer, S. and Mehl, W. (2002) Land degradation and erosion risk mapping by fusion of spectrally based information and digital geomorphometric attributes. International Journal of Remote Sensing, vol. 18, p. 3795-3820.

Hoosbeek, M.R., Stein, A. and Bryant, R.B. (1997) Mapping soil degradation. P. 407-423, *in* R. Lal (réd.) Methods for assessment of soil degradation. CRC Press, Boca Raton, 450 p.

INRA (Institut national de recherche agronomique) (1983) Rapport pédologique du Tangérois, section pédologique. Direction de la recherche agronomique, Tanger, 145 p.

Kruse, F.A., Lefkoff, A.B., Boardman, J.W., Heidebrecht, K.B., Shapiro, P.J. and Goetz, A.F.H. (1993) The Spectral Image Processing System (SIPS)-Interactive Visualization and Analysis of Imaging Spectrometer Data. Remote Sensing of Environment, vol. 44, p. 145-163.

MAMVA (Ministère d'agriculture et de mise en valeur agraire) (1993) Étude de préparation du plan national d'aménagement des bassins versants. Rabat, 165 p.

Manrique, L.A. (1988) Land Erodibility Assessment Methodology – LEAM, Using Soil Survey Data, Based on Soil Taxonomy. University of Hawaii, Editorial & Publication Shop, Honolulu, 28 p.

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* Liew, S.C. (réd.) Actes du Symposium Asiatique de Télédétection, 5 au 9 novembre 2001, Centre de télédétection et de traitement d'images (CRISP), Université nationale de Singapour, Singapour, vol. 1, 770 p.

Markham, B.L. and Barker, J.L. (1985) Spectral characterization of the Landsat TM sensors. International Journal of Remote Sensing, vol. 6, p. 697-716.

Mathieu, R., Cervelle, B., Rémy, D. et Pouget, M. (2007) Field-based and spectral indicators for soil erosion mapping in semi-arid Mediterranean environments (Coastal Cordillera of central Chile). Earth Surface Processes and Land Forms, vol. 32, p. 13-31.

Merzouk, A. (1988) L'érosion hydrique des sols déprécie leur productivité. Attabea (Revue des naturalistes enseignants), n° 55, p. 18-25.

Mougenot, B. et Cailleau, D. (1996) Identification par télédétection des sols dégradés d'un domaine sahélien au Niger. P. 169-179, *in* Escadafal, R., Mulders, M.A. et Thiombiano, L. (réd.) Actes du symposium « Surveillance des sols dans l'environnement par télédétection et systèmes d'information géographique ». Association internationale des sciences du sol (AISS) (Groupe de travail sur la télédétection et cartographie des sols et Groupe de travail sur la carte internationale numérique des sols et des terrains), Ouagadougou (Burkina Faso), 6 au 10 février 1995, ORSTOM, Paris, 350 p.

NASA (2005) ASTER (Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer). (http://asterweb.jpl.nasa.gov/).

Oldeman, L.R., Hakkeling, R.T.A. and Sombroek, W.G. (1991) World map of the status of human-induced soil degradation (GLASOD). Édition ISRIC/UNEP (Centre international de référence et d'information des sols et Programme d'environnement des Nations Unies), Wageningen, 34 p.

Pratt, W.K. (1991) Digital image processing. John Wiley and Sons, New York, 775 p.

Rowan, L.C. and Mars, J.C. (2003) Lithologic mapping in the Mountain Pass, California area using Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) data. Remote Sensing of Environment, vol. 84, p. 350-366.

Rowan, L.C., Mars, J.C. and Simpson C.J. (2005) Lithologic mapping of the Mordor, NT, Australia ultramafic complex by using the Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER). Remote Sensing of Environment, vol. 99, p. 105-126.

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.

Thauvin, J.P. (1971) Ressources en eau du Maroc. Tome 1 : Domaine du Rif et du Maroc oriental. Édition du Service géologique du Maroc, Rabat, 321p.

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.

## ANNEXE

La variance $\sigma^2$ du coefficient Kappa se calcule par l'équation suivante d'après Cohen (1960) :

$$\hat{\sigma}^2(\hat{K}) = \frac{1}{N}\frac{\alpha_1(1-\alpha_1)}{(1-\alpha_2)^2} + \frac{2(1-\alpha_1)(2\alpha_1\alpha_2-\omega_1)}{(1-\alpha_2)^3} + \frac{(1-\alpha_1)^2(\omega_2-4\alpha_2^2)}{(1-\alpha_2)^4} \qquad (8)$$

avec :

$$\omega_1 = \sum_{i=1}^{r} x_{ii}(x_{i+}x_{+i}),\ \omega_2 = \sum_{i=1}^{r}\sum_{i=1}^{r} x_{ij}(x_{+j}x_{j+}),\ \alpha_1 = \sum_{i=1}^{r} x_{ii},\ \alpha_2 = \sum_{i=1}^{r} x_{i+}x_{+i},\ x_{ij} = \frac{x_{i+}x_{+i}}{N}$$