ÉTUDE DE LA DÉGRADATION DES SOLS EN MILIEU SEMI-ARIDE À L'AIDE DE L'APPROCHE NEURONALE ET DE DONNÉES MULTI SOURCES

Mohamed Chikhaoui[1]*, Abdelaziz Merzouk[2], Bernard Lacaze[3] et Chandra A. Madramootoo[1]

[1] Centre d'aménagement et de gestion des ressources hydriques (Brace), Université McGill, 21,111 Lakeshore Road, Ste. Anne de Bellevue, Québec H9X 3V9
** Auteur correspondant. Tél: (514) 398 8756 - Fax : (514) 398 7767*
Courriel éléctronique: mohamed.chikhaoui@mail.mcgill.ca (M. Chikhaoui)
[2] FIDA, Via Paolo di Dono 44, 00142, Rome, Italy
[3] CNRS PRODIG UMR 8586, 2 rue Valette, 75005 PARIS, France

Soumis le 6 août 2010; accepté le 20 octobre 2010 - © *Revue Télédétection*, 2010, vol. 9, n° 2, p. 139 - 150

Résumé :

La présente étude s'intéresse à caractériser 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 variables géomorphologiques. Les données considérées correspondent au bassin expérimental Saboun, situé dans le Rif occidental du Maroc, et qui dispose d'une base de données pédologiques, hydrologiques et d'érosion.

Pour atteindre les objectifs assignés à notre étude, nous avons adopté l'approche neuronale. Cette approche repose sur la modélisation des données multisources à travers un réseau de neurones dirigé basé sur l'algorithme à rétropropagation. La qualité des résultats de cette approche dépend de la détermination des paramètres intrinsèques du réseau de neurones. Dans la présente étude, nous avons apporté quelques éléments de réponse pour mieux définir ceux-ci. Les résultats obtenus montrent que l'intégration de données multisources à l'information spectrale apporte plus de précision (Kappa=0,91), et décrit bien la réalité de terrain. La validation de ces résultats permettra d'élaborer un schéma d'aménagement du bassin versant Saboun en vue de freiner le phénomène de la dégradation des sols.

Mots clés: *réseau de neurones, ASTER, SIG, dégradation du sol, variables géomorphologiques, érosion, Maroc.*

Using artificial neural networks and multisources data to study soil degradation in semi-arid area.

Abstract :

This study investigates the characterization of land degradation stages in a small Mediterranean watershed experiencing strong anthropogenic activity, by using Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) data and geomorphological variables. These data were carried out in the Saboun experimental watershed, located in a marl soil region of the Moroccan western Rif for which soil, hydrological, and erosion databases were readily available.

To reach the objectives set for our study, we adopted the neural approach. This approach is based on the modeling of multisource data through the use of a supervised artificial neural network (ANN) based on a back-propagation algorithm. The quality of results of this approach depends on determination of the intrinsic parameters of ANN. In the present study, we provide some answers concerning issues relating to these parameters, in the hope of better defining them. The results obtained show that the integration of multisource data with spectral information provides more accuracy (Kappa = 0.91), and represents well ground reality. The validation of obtained results will help to elaborate a regional plan for the Saboun watershed in the perspective of reducing the progression of degradation processes.

Keywords*: Artificial neural network, ASTER, GIS, soil degradation, geomorphic variables, erosion, 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, de l'eau de surface et souterraine et des écosystèmes (UNEP, 2007). 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. Ce phénomène a connu une extension spectaculaire et révèle des aspects de plus en plus inquiétants (Merzouk, 1988). 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; Sonneveld et Dent, 2009).

Pour analyser l'état de dégradation des sols et en évaluer les risques d'extension 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; Haboudane *et al.*, 2002; Chikhaoui *et al.*, 2004; 2005; 2006; Ouerchefani *et al.*, 2008). Ces travaux ont montré que les propriétés spectrales des sols dépendent généralement de leur niveau de dégradation, de l'état de surface ainsi que de la composition physico-chimique. Par ailleurs, de nombreuses recherches ont démontré l'intérêt de l'intégration des variables géomorphologiques ou des données multisources à la modélisation de la dégradation du milieu (Haboudane *et al*; 2002. Chikhaoui *et al.,* 2005; Metternicht *et al.*, 2010). Cette intégration offre des perspectives intéressantes pour améliorer la qualité des résultats obtenus uniquement à partir de l'information spectrale (Bannari *et al.,* 2007; Coulibaly et Goïta, 2006). Cependant, la manipulation et la classification de ces données par les méthodes conventionnelles restent difficiles. La difficulté réside dans l'inadaptation de ces méthodes qui exigent un ajustement des données à une distribution statistique normale. Afin de pallier cette limite, le recours au réseau de neurones (RN) multicouches MLP (*Multi-Layer Perceptron*) apparaît comme une alternative intéressante pour la caractérisation de l'état de dégradation des sols. L'intérêt de cette approche réside dans sa capacité d'appréhender des relations complexes pouvant exister entre des données provenant de différentes sources. L'adoption de l'approche des RN pour l'étude des sols, à partir des données multisources, est axée sur la classification des types de sols ou de leurs états hydriques ainsi que sur la caractérisation des phénomènes de glissement du terrain (Metternicht *et al.*, 2010; Lee *et al.*, 2007; Zhu, 2000; Levine et *al.,* 1996). Cependant, l'utilisation des RN dans la caractérisation de l'état de dégradation des sols à l'échelle régionale est quasiment absente. Cette quasi-inexistence motive et justifie notre choix d'utiliser les RN pour modéliser la dégradation des sols dans notre zone d'étude. De plus, la qualité des résultats de cette approche dépend de la détermination des paramètres intra et extrinsèques du RN. Face à ce constat, la nécessité apparaît évidente de dégager certaines pistes pour aider l'utilisateur de cette approche à mieux définir la structure du RN et la détermination de ses paramètres intrinsèques.

L'objectif principal de cet article est de caractériser l'état de dégradation des sols à l'aide des données multisources à travers un réseau de neurones dirigé basé sur l'algorithme à rétropropagation. L'acquisition des données ainsi que la méthodologie adoptée seront décrites en deuxième section. Nous présenterons les résultats ainsi que la validation des résultats en troisième section. En dernière partie, la conclusion fait ressortir l'intérêt de l'utilisation de l'approche neuronale et de l'intégration de données multisources à celles d'image ASTER dans l'étude du phénomène de dégradation des sols à l'échelle d'un bassin méditerranéen (nord du Maroc).

2. MATÉRIEL ET MÉTHODES

2.1. Présentation de la zone d'étude

L'étude a été effectuée dans le bassin expérimental de Saboun (720 ha), situé dans le Rif occidental du Maroc (figure 1), et qui dispose de bases de données pédologiques, hydrologiques et d'érosion. Faisant partie du Rif occidental, le bassin versant de 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 en altération, datés du Sénonien. On y trouve également de l'oligo-miocène à faciès marneux et du quaternaire (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 4 classes de sols (paravertisols, calcimagnésiques, vertisols, peu évolués).

Le bassin versant de 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 varient entre 7°C (moyenne minimale) et 26°C (moyenne maximale).

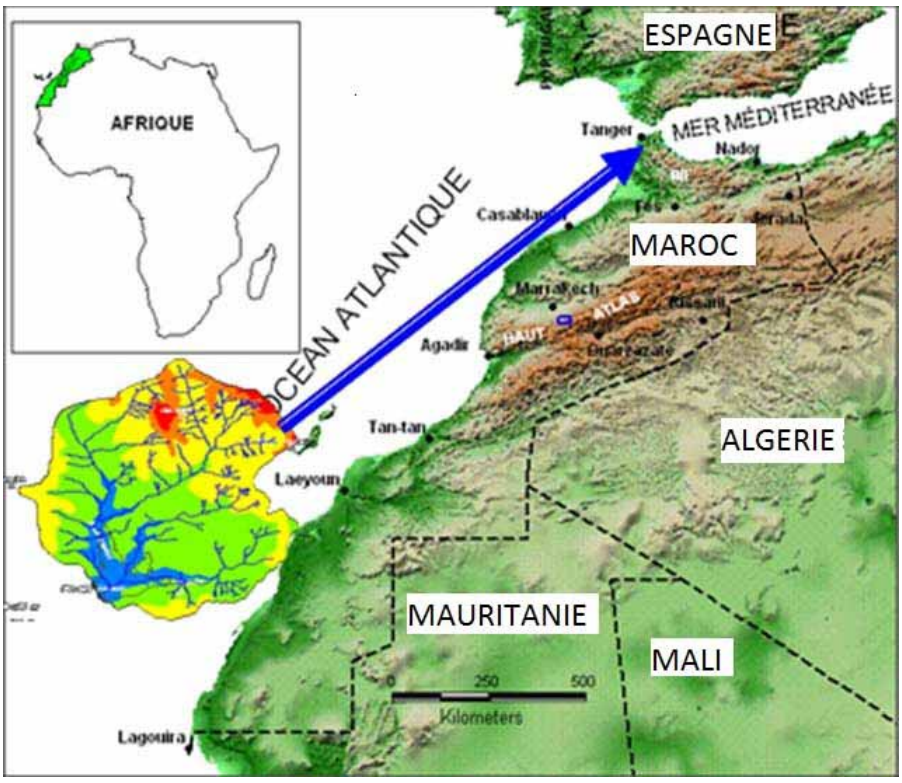


Figure 1. Carte de la situation géographique du bassin versant de Saboun

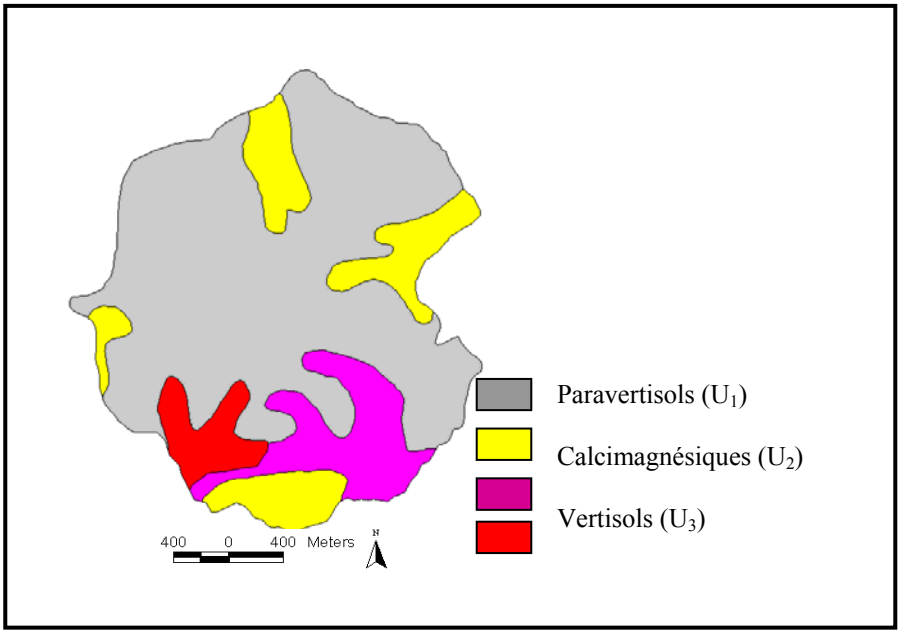


Figure 2. Carte des sols du bassin Saboun

2.2. Variables dérivées de données ASTER

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

Dans le cadre de cette étude, nous avons utilisé la première composante principale (CP_1) afin d'extraire les paramètres de texture. Le parcours de la littérature a montré qu'il existe plusieurs méthodes qui permettent de calculer les paramètres de texture. Cependant, l'approche la plus populaire est l'utilisation de la matrice de cooccurrence développée par

Haralick *et al.* (1973) et qui permet d'extraire plusieurs paramètres: la moyenne, le contraste, l'entropie, l'homogénéité et le second moment angulaire.

Avant de commencer nos traitements, nous avons vérifié que les valeurs des pixels sont comprises entre 0 et 255. Cette étape est nécessaire pour diminuer le temps de calcul tout en permettant d'améliorer les résultats. Par la suite, nous calculons les paramètres de texture. Cette étape nécessite le choix de la taille de la fenêtre mobile. Pour résoudre ce problème, le calcul du coefficient de variation (CV = écart type/moyenne) est recommandé. L'analyse de la figure 3 montre qu'une fenêtre de dimension (11*11) est susceptible de conduire à un résultat satisfaisant.

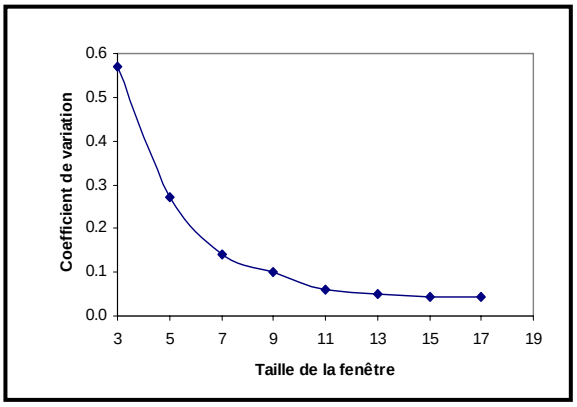


Figure 3. Variation du coefficient de variation de la moyenne en fonction de la taille de la fenêtre mobile

Par la suite, nous avons calculé l'indice de végétation : le TSAVI qui semble être le plus recommandé pour l'étude de la végétation éparse (Purevdorj *et al.*, 1998; Anys, 1991). Le TSAVI se calcule selon l'équation suivante, d'après Baret *et al.* (1989) :

$$TSAVI = \frac{a\,(\rho_{pir} - a * \rho_r - b)}{\rho_r + a * \rho_{pir} - a * b}$$

ρ_{pir} : Réflectance dans le proche infrarouge

ρ_r : Réflectance dans le rouge

a : Pente de la droite du sol

b : Ordonnée à l'origine de la droite du sol

La figure 4 présente la droite des sols nus dans le bassin Saboun, établie à partir des mesures spectroradiométriques au sol. Toutefois, il convient de noter que le traitement de ces données a déjà été publié par Chikhaoui *et al.* (2006). L'analyse de la figure 4 montre que la détermination de cette droite est basée sur le choix d'un ensemble d'échantillons couvrant une large gamme de réflectance afin de minimiser l'effet de la brillance et de la couleur du sol. Une régression simple a permis d'obtenir les variables (a=1,22) et (b=0,01).

Les prétraitements et les traitements d'images ont été réalisés à l'aide du logiciel ENVI (ITTVIS, 2005).

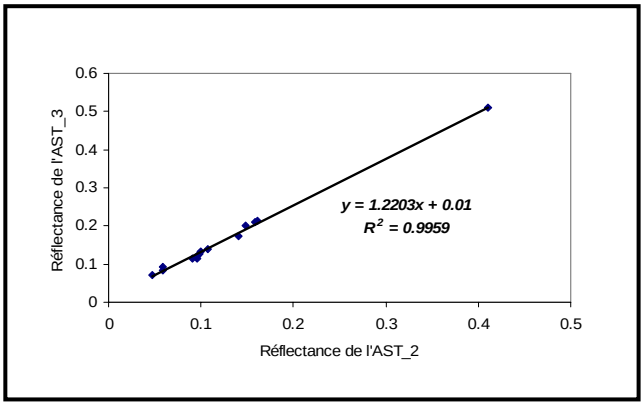


Figure 4. Droite des sols nus dans le bassin Saboun, à partir des mesures au sol (Chikhaoui *et al.,* 2006)

2.3. Variables dérivées de la topographie du bassin

Le modèle numérique d'altitude (MNA) est une variable nécessaire à la caractérisation de l'état de dégradation des sols. La numérisation des courbes de niveau d'une carte topographique à l'échelle de 1/50 000, avec une équidistance de 10 m, nous a permis de générer le MNA à une résolution spatiale de 30 m qui, par la suite, a été ré-échantillonné à 15 m. À partir du MNA, nous avons extrait d'autres variables qui ont servi dans la modélisation de la dégradation du sol du bassin versant. Parmi ces variables on retient :

a- Pente : C'est la première dérivée du MNA; elle représente un paramètre important dans l'étude et la caractérisation de l'état de dégradation du sol. Une pente forte accélère le ruissellement; par conséquent, la vulnérabilité du sol à l'érosion augmente.

b- Exposition de la pente : Elle représente également la première dérivée du MNA permettant de définir la direction des flux. En ce qui concerne le bassin méditerranéen, cette variable joue un rôle important dans la cartographie des types de sol (Boer *et al.*, 1996). De plus, elle est fortement corrélée au taux de recouvrement de la végétation (Poesen *et al.,* 1998), celle exposée au sud étant caractérisée par un taux de couverture végétal faible. Les valeurs de l'orientation de la pente sont comprises entre 0 et 360°, la valeur 0 indiquant une orientation nord.

c- Indice topographique IT: Il permet de représenter l'engorgement des sols (Florinsky *et al.*, 2002) et il est calculé par l'équation suivante :

$$IT = \frac{A}{\tan\ (\beta)}$$

avec A, l'aire drainée en chaque point et β, la pente locale.

IT permet de déterminer la capacité du sol à se saturer et, plus sa valeur est élevée, plus la capacité à se saturer sera grande. L'utilisation de cet indice dans la modélisation spatiale et la cartographie des sols permet l'amélioration des résultats (McKenzie *et al.,* 2000). Ce constat s'explique par la corrélation existante entre celui-ci et la texture du sol, la teneur en matière organique et le niveau du développement de l'horizon de surface A du profil pédologique (Gessler *et al.*, 1995).

2.4. Structure du réseau de neurones de type Perceptron multicouche

Le réseau de neurones de type Perceptron multicouche (MLP) est constitué d'au moins trois couches (une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées et une couche de sortie). Chaque couche est formée d'un neurone formel (figure 5). Ce dernier est caractérisé par trois éléments: son état, ses connexions avec d'autres neurones et sa fonction d'activation.

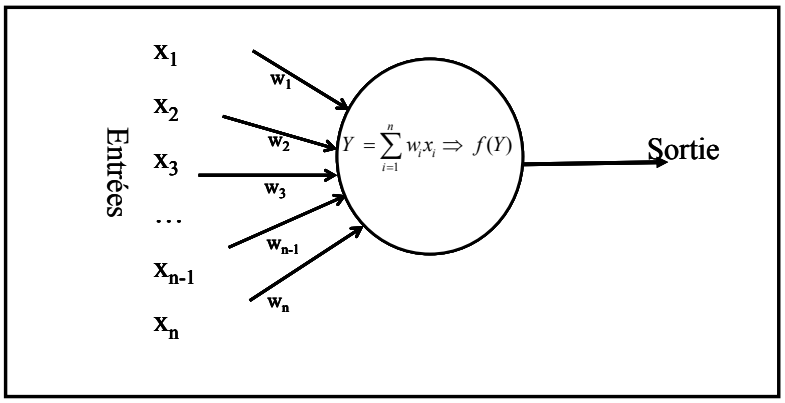


Figure 5. Modèle d'un neurone

Chaque neurone calcule la somme des entrées en les multipliant par des poids de connexion. La valeur de sortie est obtenue après l'application d'une fonction d'activation à cette somme pondérée. Dans la littérature, il existe trois principales fonctions d'activation : à seuil, partiellement linéaire et sigmoïde, qui reste la plus utilisée. La détermination des poids est fonction de l'algorithme de l'apprentissage. Dans notre cas, il s'agit de l'algorithme de rétropropagation (*Back-propagation*). Ce choix se justifie par la popularité de l'algorithme et la qualité des résultats générés dans plusieurs cas d'études. Le principe de la rétropropagation peut être résumé en trois étapes fondamentales: l'acheminement de l'information à travers le réseau; le calcul du gradient par processus itératif et finalement, la règle du gradient d'erreur qui permet d'ajuster les paramètres intrinsèques du réseau. C'est un algorithme itératif permettant de minimiser l'erreur quadratique (E) entre les valeurs estimées et les valeurs réelles (Rumelhart *et al*., 1986), erreur qui se calcule par la formule suivante :

Sachant que y_j est la sortie du réseau alors que y_j^d est la sortie désirée pour un nombre total de sortie q.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{q} (y_j - y_j^{\,d})$$

Après chaque itération, les poids changent selon la règle suivante :

$$W_{ij}\,(t+1) = W_{ij}\,(t) + \Delta\, W_{ij}\,(t+1)$$

À l'instant t, W_{ij} (t) correspond au poids reliant les neurones i et j de deux couches différentes, ΔW_{ij} est une correction de l'erreur estimée par l'équation suivante :

$$\Delta \mathrm{Wij} = - \eta \frac{\partial \mathrm{E}}{\partial \mathrm{Wij}} + \mu\, \Delta \mathrm{Wij}$$

avec η le taux de convergence "*learning rate*", μ le momentum.

La qualité du résultat dépend en partie du choix de ces deux variables (η et μ). Durant l'apprentissage, la vitesse de la convergence dépend de η tandis que la stabilité de la phase d'apprentissage est fonction du choix du momentum. Ce dernier permet aussi de corriger l'effet ou le problème des minima locaux. À titre informatif, dans le cas d'un MLP à rétropropagation, les connections se font dans un seul sens: de la couche d'entrée à la couche de sortie.

Par ailleurs, nous avons constaté que les intrants ont des gammes de valeurs hétérogènes. Ce constat nous incite à normaliser ces variables de sorte que leurs valeurs soient comprises entre 0,1 et 0,9 afin d'améliorer la qualité et la précision des résultats, et de réduire la durée de la phase d'apprentissage et les risques de la non-convergence. Pour atteindre cet objectif, nous avons utilisé la méthode présentée par Basheer et Hjmeer (2000). La valeur normalisée se calcule selon l'équation suivante :

$$x_i = 0{,}1 + 0{,}8 \left(\frac{Z_i - Z_i^{\min}}{Z_i^{\max} - Z_i^{\min}} \right)$$

x_i la valeur normalisée de Z_i ; Z_i^{min} et Z_i^{max} la valeur minimum et maximum de la valeur Z.

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

La revue de la littérature présente plusieurs approches de validation et d'évaluation de la qualité des résultats d'une classification. Parmi ces approches, nous nous sommes intéressés notamment à l'utilisation de l'approche quantitative basée sur le calcul du coefficient Kappa et celle de la méthode qualitative qui repose sur des documents existants déjà, tels que les photos aériennes ou sur les données de terrain (Congalton, 1991; Bannari *et al.*, 1998). L'analyse de la matrice de confusion, en premier lieu, nous a permis de calculer le coefficient Kappa pour évaluer la qualité des résultats. Par la suite, l'utilisation du résultat de la photo-interprétation a servi comme deuxième outil de validation des résultats. Les différentes cartes ont été ramenées à la même échelle afin de les intégrer et les superposer dans Arcview 3.3.

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

a- Sol légèrement 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 céréalicultures.

b- Sol modérément dégradé : sol dont la grande partie de l'horizon de surface est érodée par l'érosion en nappe, en rigole et en ravin. Il s'agit des parcours et des jachères où le taux de recouvrement de la végétation est épars à dense.

c- Sol fortement dégradé : sol où la manifestation de l'érosion est spectaculaire (érosion en ravin, en rigole 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, comme le labour dans le sens de la pente).

3. RÉSULTAT ET DISCUSSIONS

3.1. Architecture du réseau de neurones

L'architecture adoptée dans la présente étude est de trois couches, soit une seule couche cachée, car il est prouvé que cette dernière est capable de résoudre les mêmes genres de problèmes que celle à multicouches cachées (Masters, 1993).

La couche d'entrée correspond au nombre de variables de la base de données. La couche de sortie est constituée de quatre neurones, un par classe thématique envisagée : sols légèrement dégradés, sols modérément dégradés, sols fortement dégradés et lac de barrage.

Après la constitution de la base de données, nous avons procédé à la structuration des couches d'information suivant leur pertinence à modéliser la dégradation du sol. Nous avons utilisé trois types de données :

1- variables dérivées de la topographie du bassin : MNA, Pente, Orientation et Indice Topographique.

2- variables extraites de l'image : l'indice de végétation TSAVI qui est mieux corrélé au taux de couverture végétale et la première composante principale. Le choix de cette dernière se justifie par le fait que, d'une part, elle permet de réduire le nombre des intrants afin d'améliorer la performance du RN (Sérélé, 2002 ; Benediktsson et Seveinsson, 1997) et que, d'autre part, elle permet d'expliquer la brillance du sol qui caractérise en partie les niveaux de dégradation des sols (Chikhaoui *et al.,* 2006).

3- variable texturale : le parcours de la littérature a montré que la prise en compte du contexte spatial améliore toujours la qualité des résultats de la classification dans un milieu méditerranéen (Berberoglu *et al.*, 2000); l'intégration de cette donnée dans notre étude permet de réduire la confusion des classes. Toutefois, le paramètre de texture qui a permis d'obtenir un résultat satisfaisant est l'homogénéité.

La fixation du nombre de neurones de la couche cachée est basée sur la performance du RN à base du coefficient Kappa. Nous avons constaté que ce coefficient atteint un maximum de 0,91 une fois que le nombre de neurones de cette couche atteint 15 et qu'une augmentation de ce nombre n'améliore pas significativement la qualité du résultat (Figure 6).

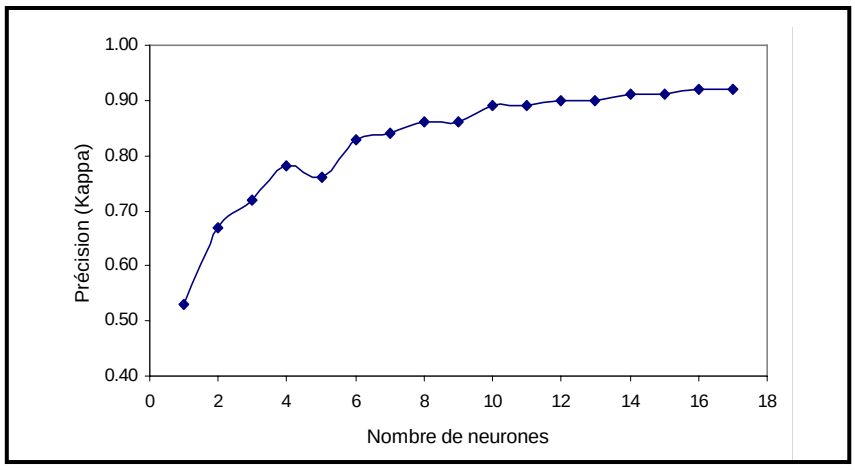


Figure 6. Performance du RN en fonction du nombre de neurones internes

3.2. Paramètres intrinsèques du RN

3.2.1. Pas ou rythme d'apprentissage : learning rate (η)

Ce paramètre est considéré comme la clef du succès de la modélisation d'un phénomène donné à travers un RN (Basheer et Hjmeer, 2000; Masters, 1993). La définition de ce paramètre a été effectuée lors de la phase d'apprentissage du réseau. Toutefois, nous avons constaté qu'une petite valeur ralentit l'apprentissage, tandis que l'augmentation de cette valeur ne permet pas une convergence très rapide du RN. En effet, plusieurs études ont constaté une oscillation ou instabilité du RN avec des valeurs extrêmes de η. Généralement, la détermination de ce paramètre dépend du nombre de neurones et d'exemples d'apprentissage. Dans la présente étude, un pas d'apprentissage de l'ordre de 0,1 a permis d'obtenir de bons résultats.

a- Momentum (μ)

Le momentum permet d'augmenter la vitesse d'apprentissage du RN sans améliorer la capacité de celui-ci. Il permet l'ajustement ou la variation de poids afin d'éviter la non convergence du RN. L'augmentation de la valeur de μ se traduit par une convergence vers un minimum local, autrement dit, le RN n'est plus capable de minimiser l'erreur et n'arrive pas à apprendre. Généralement, le choix d'une valeur optimale du momentum dépend du choix des autres variables intrinsèques du RN et, en particulier, du η. Dans la présente étude, un résultat satisfaisant a été obtenu avec un momentum de l'ordre de 0,6.

b. Nombre d'itérations

La définition du nombre d'itérations est importante. Elle permet d'éviter le problème de sur-apprentissage du RN. La détermination de ce nombre est fondée sur l'analyse du diagramme représentant le nombre d'itérations en fonction du coefficient Kappa (figure 7). Ainsi, dans la présente recherche, nous avons constaté qu'un nombre d'itérations de l'ordre de 405 permet d'atteindre un coefficient maximum de Kappa et qu'une augmentation de ce nombre n'améliore pas significativement la qualité du résultat et par conséquent, nous pourrions éviter le sur-apprentissage.

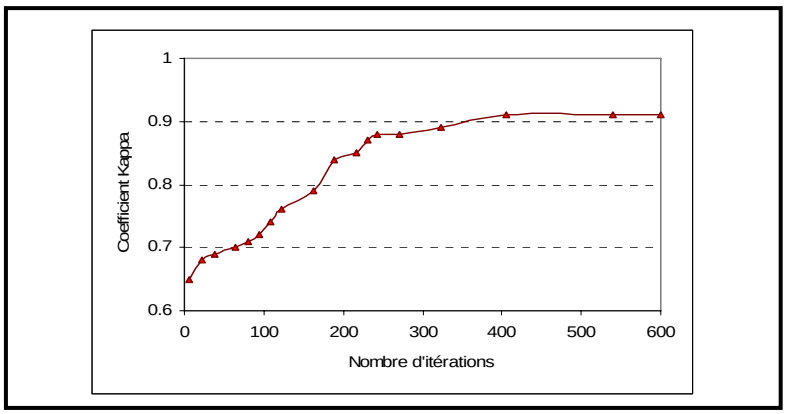


Figure 7. Détermination du nombre d'itérations en fonction du coefficient Kappa

3.2.2. Apport du RN à l'étude de la dégradation des sols

La figure 8 représente la carte des conditions de surface obtenue par l'approche neuronale. Ce résultat concorde avec les résultats obtenus par l'approche spectrale avec une amélioration significative de 12 % du coefficient Kappa par rapport à l'indice LDI (Chikhaoui *et al.,* 2006). L'analyse du tableau 1 montre que le coefficient Kappa atteint 0,91 tandis que l'exactitude globale est de l'ordre de 94 %. De même, nous constatons que l'approche neuronale a permis l'amélioration de l'identification des sols légèrement dégradés avec une précision d'omission et de commission de l'ordre de 0,95 comparativement aux études similaires menées au nord du Maroc par Chikhaoui et al. (2005), en utilisant juste l'information spectrale. Cela démontre, d'une part, l'intérêt de cette approche et sa supériorité par rapport à l'approche spectrale et, d'autre part, l'apport des données multisources dans l'étude et la modélisation de la dégradation des sols. Par ailleurs, nous tenons à signaler que la qualité du résultat obtenu est expliquée en partie par le bon ajustement des paramètres intrinsèques du RN développé dans la présente étude.

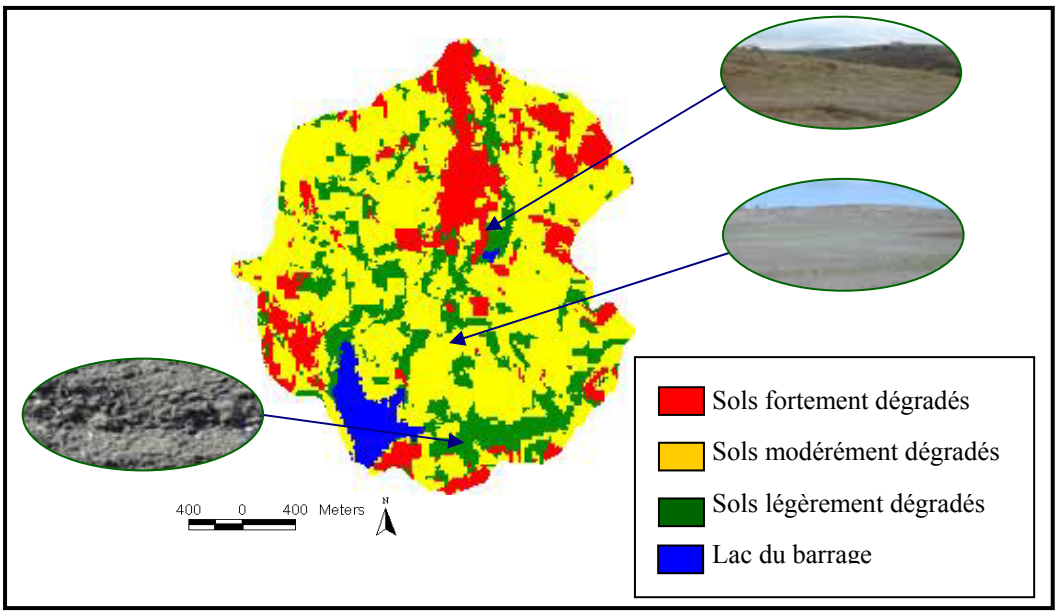


Figure 8. Carte des conditions de surface des sols obtenue par l'approche neuronale

Tableau 1. Taux de précision de la classification pour l'approche neuronale

Classes	**Précisions d'omission**	**Précisions de commission**
Sols légèrement dégradés	0,95	0,95
Sols modérément dégradés	0,93	0,95
Sols fortement dégradés	0,95	0,93
Exactitude globale	0,94	
Coefficient Kappa	$\hat{K}$ = 0,91	

L'utilisation du résultat de la photo-interprétation a servi comme outil supplémentaire de validation de nos résultats. La photo-interpétation a montré que notre zone d'étude est affectée entièrement par le phénomène d'érosion hydrique. On y retrouve les formes suivantes : l'érosion en nappe, l'érosion par ravinement, par rigoles et par sapement des berges. Le tableau 2 résume toutes ces observations ainsi que les différentes variables utilisées et fait apparaître également une concordance entre celles-ci et les différentes classes de dégradation du sol identifiées par la présente étude. En effet, nous constatons que les sols fortement dégradés sont associés avec la classe des sols calcimagnésiques. Cette classe est caractérisée par un facteur d'érodabilité K, 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. En outre, nous avons noté dans le cas des sols peu dégradés, se la présence de petits périmètres irrigués.

Tableau 2. Caractérisation des différentes classes de dégradation du sol

Classe de dégradation	**Formes d'érosion**	**Symbole**	**Facteur k**	**Altitude** (m)	**Pente** (%)
Sols légèrement dégradés	Nappe Quelques rigoles	W_t	< 0.3	20-40	<5
Sols modérément dégradés	Nappe – Rigoles	W_t	0.3<K<0.4	50-80	10-20
Sols fortement dégradés	Ravins – rigoles – sapement des berges	W_d	> 0.44	80-120	>20

W_t : perte de sol de la surface (horizon de surface), W_d : déformation du terrain / mouvement en masse

4. ANALYSE ET DISCUSSIONS

Nous avons présenté, à la section précédente, la performance de l'approche neuronale dans la cartographie de l'état de dégradation du sol. Dans la présente section, nous analysons l'impact ou l'influence de la détermination des paramètres intra et extrinsèques du RN sur la qualité des résultats. Cette analyse permet, d'une part, d'étudier et d'évaluer la robustesse de cette méthode, et, d'autre part, d'aider les utilisateurs à appliquer cette approche avec succès.

Après avoir conçu le RN, nous avons comparé les résultats obtenus avec et sans normalisation. Ainsi, nous avons constaté que la qualité des résultats est nettement meilleure avec des entrées normalisées. Nous avons noté que le coefficient Kappa passe de 0,82 à 0,91. Ce constat s'explique, d'une part, par le fait que les entrées n'ont pas la même dynamique et, d'autre part, par le risque de la non-convergence (Basheer et Hjmeer, 2000; Masters, 1993). Dans un deuxième temps, il est possible d'évaluer la robustesse par le bruitage des données d'entrées normalisées. Cette étape a été réalisée avec le logiciel Statistica, module réseau de neurones. Les résultats obtenus montrent une légère chute (Kappa=0,89) de la performance du RN, avec un bruitage inférieur à 7 %. Cependant, un bruitage supérieur à 8 % se traduit par une dégradation significative de la performance du RN.

Par ailleurs, le nombre d'exemples d'apprentissage est un paramètre important et une bonne détermination de celui-ci permet d'obtenir un résultat satisfaisant. Le choix de ce nombre dépend principalement du nombre de neurones de la couche d'entrée : N_i (Rigol-Sanchez *et al.*, 2003). Généralement, le nombre minimum d'exemples par classe devrait être supérieur ou égal à 30 fois N_i (Garson, 1998). La figure 9 représente l'impact du nombre d'exemples sur la performance du RN, évaluée à partir du coefficient Kappa.

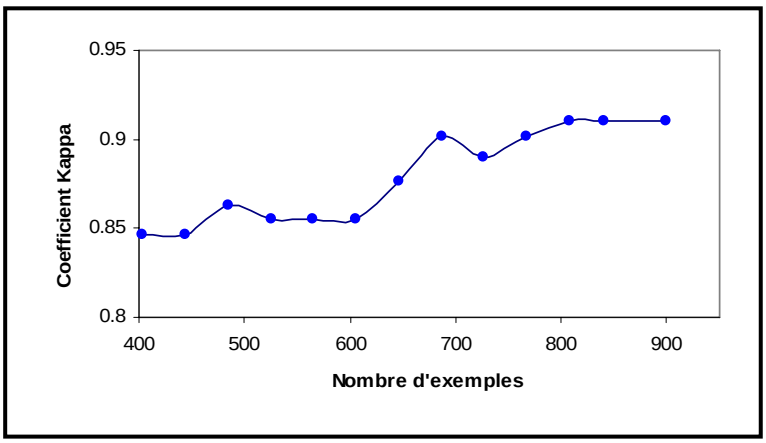


Figure. 9. Influence du nombre d'exemples sur la qualité des résultats obtenus

Nous constatons que la diminution du nombre d'exemples se traduit par une dégradation de la performance du RN. Ce constat s'explique par le sous-apprentissage du RN.

Finalement, nous avons évalué l'effet du momentum *(μ)* et le pas d'apprentissage *(η)* sur la performance du RN. Pour ce faire, nous avons utilisé les valeurs citées dans la bibliographie et adoptées par les travaux antérieures. Nous avons constaté que pour chaque couple donné de valeurs (μ, η), nous avons obtenu un résultat différent (figure 10). Nous avons noté également que le RN n'est pas performant pour un pas d'apprentissage trop petit (<0,1) ou relativement élevé (0,3<) (figure 10). Cependant, l'utilisation de la valeur 0,2 nous a permis d'obtenir un résultat satisfaisant. Par ailleurs, il nous semble intéressant de mentionner que la définition de ces deux paramètres devrait être fondée sur l'expérimentation et non sur la revue de littérature.

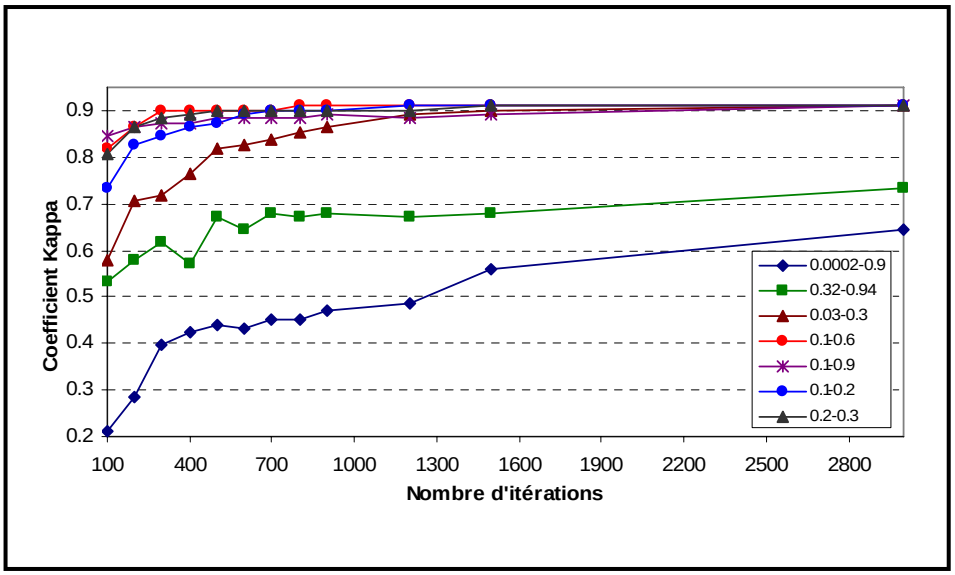


Figure 10. Performance du RN en fonction du momentum et du pas d'apprentissage (*μ*- η)

5. CONCLUSION

À la lumière des résultats obtenus, nous avons montré l'intérêt de l'utilisation de l'approche neuronale et de l'intégration de données multisources à celles d'image ASTER dans la caractérisation de l'état de dégradation des sols à l'échelle du bassin versant méditerranéen (nord du Maroc). Pour atteindre cet objectif, trois types de données ont été mis à contribution: les variables dérivées de la topographie du bassin, les variables extraites de l'image et la variable texturale. Le choix de ces variables est basé, d'une part, sur leur pertinence à caractériser l'état de dégradation du sol et, d'autre part, sur la littérature et la nature des réalités de la zone d'étude. Ainsi, nous avons constaté que l'intégration des données de télédétection et des données multisources dans un SIG, et leur modélisation à travers un réseau de neurones, permet de caractériser l'état de dégradation des sols. Cependant, la configuration du RN reste une étape cruciale et

exige une réponse à plusieurs questions, entre autres, le nombre de couches, le nombre de neurones par couche, le nombre d'éléments d'apprentissage, la définition des poids initiaux, etc. Cette étude a pu apporter quelques pistes de réponse à ces questions afin d'aider les prochains utilisateurs à mettre à profit cet outil pour atteindre leurs objectifs. La modélisation à travers les RN doit être vue comme un outil servant à appréhender la dynamique et à comprendre le mécanisme de la dégradation des sols. De même, nous avons démontré l'utilité de la méthode GLASOD dans l'évaluation et l'étude de la dégradation des sols.

6. REMERCIEMENTS

Les auteurs remercient l'OTAN, l'Université de Sherbrooke, ainsi que le centre Brace de gestion des ressources hydriques pour leur support financier. Aussi nous tenons à remercier Mr. P. Cliche pour son soutien technique lors des travaux de terrain. Nous remercions aussi l'IAV Hassan II pour son support logistique sur le terrain.

Cette étude est dédiée à la mémoire de Ferdinand BONN, ami, collègue et directeur de thèse.

Références

Anys, H. (1991) Utilisation des données de télédétection dans un système d'information géographique pour l'étude de l'érosion hydrique du bassin versant de l'Oued Aricha, Settat, Maroc. Mémoire de M. Sc., Université de Sherbrooke.

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.

Bannari, A., El Harti, A., Haboudane, D., Bachaoui, E. et El Ghmari, A. (2007) Intégration des variables spectroradiométriques et géomorphométriques dans un SIG pour la cartographie des aires exposées à l'érosion. *Télédétection*, vol. 7, p. 327-342.

Baret, F., Guyot, G. and Major, D. J. (1989) TSAVI: A vegetation index which minimizes soil brightness effects on LAI and APAR estimation. Proceeding of the 12th Canadian Symposium on Remote Sensing, Vancouver, p. 1355-1358.

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

Basheer, I. A. and Hajmeer, M. (2000) Artificial neural networks: fundamentals, computing, design, and application. *Journal of Microbiological Methods*, vol. 43, p. 3–31.

Benediktsson J.A. and Sveinsson, J.R. (1997) Feature extraction for multisource data classification with artificial neural networks, *Int. J. Remote Sensing*, vol. 18, p. 727-740.

Berberoglu, S., Lloyd, C. D., Atkinson, P.M. and Curran, P.J. (2000) The integration of spectral and textural information using neural networks for land cover mapping in the Mediterranean. *Computers & Geosciences*, vol. 26, p. 385-396.

Boer, M., Del Barrio, G. & Puigdfabregas, J. (1996) Mapping soil depth classes in dry Mediterranean areas using terrain attributes derived from digital elevation model. *Geoderma*, vol. 72, p. 99-118.

Chikhaoui, M. (1998) Fonctionnement hydrologique et risques d'envasement du barrage Saboun. Mémoire de troisième cycle agronomie, IAV Hassan II, Rabat-Maroc.

Chikhaoui, M., Bonn, F., Merzouk, A., Mejjati, M. et Cliche, P. (2004) Étude de la dégradation des sols par l'approche SAM et les indices spectraux à partir des données ASTER et Landsat ETM+: cas d'un petit bassin du Rif marocain. Xème Journées Scientifiques du Réseau Télédétection de l'AUF. Ottawa, 24-29 mai 2004, Canada.

Chikhaoui, M., Bonn, F., Merzouk A. and Bokoye, A. I. (2005) Combination of LDI and topographic attributes for land degradation mapping using the Decision tree method. Proceeding of the 1st International Conference on 'Remote Sensing and Geoinformation Processing in the Assessment and Monitoring of Land Degradation and Desertification', Trier, Germany, 7-9 September, p. 277-284.

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.

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

Coulibaly, L. and Goïta, K. (2006) Evaluation of the potential of various spectral indices and textural features derived from satellites images for surficial deposits mapping. *Int. J. Remote Sensing*, vol. 27, p. 4567-4584.

ENVI 4.1, User's Guide (2005) ITT Visual Informations Solutions, Inc., Boulder, CO. 1150 p, http://www.ittvis.com.

Escadafal, R., Belghith, A. et Ben Moussa, H. (1994) Indices spectraux pour la télédétection de la dégradation des milieux naturels en Tunisie aride. Proceedings of the 6th International Symposium on 'Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing', 17-24 Jan, 1994, Val d'Isère, France, CNES ESA publ.

Florinsky, I. V., Eilers, R. G., Manning, G. R. and Fuller, L. G. (2002) Prediction of soil properties by digital terrain modelling. *Environmental Modelling & software*, vol. 17, p. 295-311.

Garson, G. D. (1998) *Neural Networks: An Introductory Guide for Social Scientists*, London : SAGE Publications.

Gessler, P. E., Moore, I. D., McKenzie, N. J. and Ryan, P. J. (1995) Soil-landscape modelling and spatial prediction of soil attributes. *Int. J. Geographical Information Systems*, vol. 9, p. 421-432.

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. *Int. J. Remote Sensing*, vol. 18, p. 3795–3820.

Haralick, R. M., Shanmugan, K. and Dinstein, I. (1973) Textural Features for Image Classification. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, vol. SMC-3, No. 6, p. 610-621.

Hoosbeek, M. R., Stein, A. and Bryant, R. B. (1997) Mapping soil degradation. In: *Methods for assessment of soil degradation* (Ed. By R. Lal, W. H. Blum, C. Valentin and B. A. Stewart), CRC Press, Boca Raton. Advances in Soil Science, p. 407-423.

INRA, (1983) Rapport pédologique du Tangérois, section pédologique. Direction de la recherche agronomique, Tanger, Maroc.

Lee, S., Ryu, J.H. and Kim, L.S. (2007) Landslide susceptibility analysis and its verification using likelihood ratio, logistic regression and artificiel neural network models: case study of Youngin, Korea. *Landslides*, vol. 4, p. 327-338.

Levine, E. R., Kimes, D. S. and Sigllito. V. G. (1996) Classifying soil structure using neural networks. *Ecological Modelling*, vol. 92, p. 1001-108.

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

Masters, T. (1993) *Practical neural networks recipes in C++*. Academic Press.

McKenzie, N. J., Gessler, P. E., Ryan, P. J. and O'Connell, D. A. (2000) The role of terrain analysis in soil mapping. In Terrain Analysis: Principles and Applications. Wilson, John P. / Gallant, John C. (editors), John Wiley & Sons.

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

Metternicht, G., Zinck, J.A., Blanco, P.D. and Del Valle, H.F. (2010) Remote sensing of land degradation: Experiences from latin America and the Caribbean. *J. Environ. Qual*. vol. 39, p. 42-61.

Oldeman, L. R., Hakkeling, R. T. A. and Sombroek, W. G. (1991) World map of the status of human-induced soil degradation: An explanatory note. Global Assessment of Soil Degradation (GLASOD). 2ed. ISRIC, UNEP. In cooperation with Winand Staring Center-ISSS-FAO-ITC.

Ouerchefani, D., Taamallah, H. et Belghith. A. (2008) Apport de la classification spectrale des compositions colorées des indices pour la cartographie des sols salins dans un milieu aride du Sud tunisien. *Journal canadien de télédétection*, vol. 34, pp. 438-446.

Poesen, J. W., Van Wesemael, B., Bunte, K. and Solé Benet, A. (1998) Variation of rock fragment cover and size along semi-arid hillslopes: a case study from south east Spain. *Geomorphology*, vol. 23, pp. 233-335.

Purevdorj, T., Tateishi, R., Ishiyama, T. & Honda, Y. (1998) Relationships between percent vegetation cover and vegetation indices. *Int. J. Remote Sensing*, vol. 19, pp. 3519-3535.

Rigol-Sanchez, J. P.; Chica-Olmo, M. and Abarca-Hernandez, F. (2003) Artificial neural networks as a tool for mineral potential mapping with GIS. *Int. J. Remote Sensing*, vol. 16, pp. 1151-1156.

Rumelhart, D. E., McClelland, J. L. and PDP Group. (1986) *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition, Vol.1 Foundations*, London: The MIT Press.

Sérélé, Z. C. (2002) Prédiction des rendements agricoles du maïs et du soya, et du déficit en azote du maïs à l'aide d'images aéroportées et d'un réseau de neurones à rétropropagation. Thèse de doctorat, Université de Sherbrooke.

Sonneveld, B.G. and Dent, D.L. (2009) How good is GLASOD? *J. Environ. Manage*., vol. 90, p. 274-283.

Thauvin, J. P. (1971) Ressources en eau du Maroc. Tome 1, domaine du Rif et du Maroc oriental, MTP, édition du Service Géologique du Maroc.

UNEP. (2007) GEO-4 : Global enviromental outlook. Environment for development. United Nations Environ. Programme, Nairobi.

Zhu, A. X. (2000) Mapping soil landscape as spatial continua: The neural network approach. *Water resources research*, vol. 36, p. 663-677.