

Potentiel des Machines à Vecteurs de Support (SVMs) pour la classification des taux d'argile et de carbonate de calcium à partir de la télédétection hyperspectrale

[Potential of the Support Vector Machine (SVMs) for clay and calcium carbonate content classification from hyperspectral remote sensing]

Anis Gasmî¹⁻², Hédi Zouari², Antoine Masse³, and Danielle Ducrot³

¹Faculté des Sciences de Tunis,
Université de Tunis El Manar, Campus Universitaire,
2092 El Manar Tunisie

²Laboratoire de Géoressources,
Centre de Recherches et Technologies des Eaux, Technopole Borj Cedria,
BP 273, Soliman 8020, Tunisie

³Centre d'Etudes Spatiales de la Biosphère,
Université Paul Sabatier, CNRS, CNES, IRD,
18 av E. Belin, bpi 2801 - 31401, TOULOUSE cedex 9, France

Copyright © 2015 ISSR Journals. This is an open access article distributed under the *Creative Commons Attribution License*, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

ABSTRACT: Conventional analyses of soil characteristic are expensive and time-consuming. Hyperspectral remote sensing has become useful tool for quantitative analysis of soil properties particularly in area where soil surface is permanently or temporarily exposed, as in Mediterranean region. Some multivariate statistical methods have been successful in soil spectrometry but they seem to have some limitations. The aim of this work is to identify properties of soils by using an unmixing method, the Support Vectors Machines (SVMs), from Hyperion hyperspectral remote sensing data. The approach consists in i) selection of Hyperion spectra of "extreme" soils among a Hyperion spectra for which soil properties are known, ii) the application of the SVM to the Hyperion hyperspectral image to classify the pixels. The overall accuracies obtained for the soil characteristic classification are 87,95% (for clay), 73,81% (calcium carbonate, CaCO₃) and the Kappa indexes are 0,82 (clay) and 0,60 (CaCO₃). Finally, this work has showed that the SVM provides an important and promising perspective in soil science.

KEYWORDS: Remote sensing, hyperspectral imaging, Support Vector Machine, digital mapping, soil properties.

RÉSUMÉ: Les analyses classiques des caractéristiques du sol sont longues et coûteuses. La télédétection hyperspectrale est devenue un outil utile pour l'analyse quantitative des propriétés des sols, en particulier dans le bassin méditerranéen où les surfaces de sol nu peuvent couvrir, à certaines périodes, une large proportion des zones d'étude. Bien que certaines méthodes statistiques multivariées aient fait leurs preuves en spectrométrie des sols, celles-ci semblent avoir quelques limites. L'objectif de ce travail est l'identification des propriétés des sols à travers l'utilisation d'une méthode de classification supervisée, la méthode de Machines à Vecteurs de Support (SVMs) appliquée à des données de télédétection. La démarche envisagée consiste i) à sélectionner des spectres de sol « extrême » parmi la librairie spectrale disponible (un sol « extrême » pouvant être un sol très argileux, un sol peu argileux, ou encore un sol très calcaire, etc ...) et ii) à appliquer à l'image hyperspectrale Hyperion la méthode SVM afin de classer chaque pixel. Les performances globales obtenues pour la classification de propriétés de sol sont de 87,95% (argile) et de 73,81% (carbonate de calcium, CaCO₃). Les indices de Kappa

sont de 0,82 (argile) et 0,60 (CaCO₃). En conséquence, ce travail a permis de mettre en évidence le potentiel de la méthode SVM pour la classification de propriétés de sol.

MOTS-CLEFS: Télédétection, imagerie hyperspectrale, machine à vecteurs de support, cartographie numérique, propriétés de sols.

1 INTRODUCTION

Avec l'avancement des technologies de détection par satellite, plusieurs types de spectromètres sont à la disposition des chercheurs pour le développement de la cartographie thématique. Les méthodes conventionnelles utilisées pour la caractérisation des sols dépendent des analyses physico-chimiques réalisées en laboratoire. Ces analyses sont coûteuses et nécessitent beaucoup de temps et de main-d'œuvre. Lamsal [1] estime qu'une analyse standard pour la caractérisation d'un sol en " US National Soil Survey Center" coûte environ 2500 dollars US avec une durée de traitement comprise entre 6 et 12 mois. D'autant plus que la plupart des bases de données pédologiques existantes à l'échelle mondiale et en Tunisie ne sont actuellement pas suffisamment précises pour être utilisées efficacement au sein des modèles environnementaux (Figure 1). Vu la faiblesse des données disponibles sur les sols et de la faible capacité d'investigation de terrain, le développement d'approches de cartographie numérique à partir de données de télédétection est d'autant plus important [2].

Par conséquent, les recherches s'orientent vers le développement des techniques plus efficaces en matière de réduction de coûts et de temps pour la cartographie des propriétés de sols [3]. L'utilisation des données hyperspectrales de télédétection permettrait une cartographie de propriétés primaires dans le sol sur de larges territoires et à des résolutions spatiales fines. Mais la détection de propriétés primaires dans le sol a été peu étudiée par télédétection hyperspectrale. Cette limitation actuelle en termes de méthodologie, représente un handicap à toute cartographie des sols de la surface terrestre et constitue le contexte dans lequel s'inscrit la problématique de ces travaux de recherche.

En conséquence, l'objet de cette étude est de déterminer le potentiel de la méthode de classification de type « Support vector machine » pour la cartographie de la variabilité chimique des sols nus par télédétection hyperspectrale.

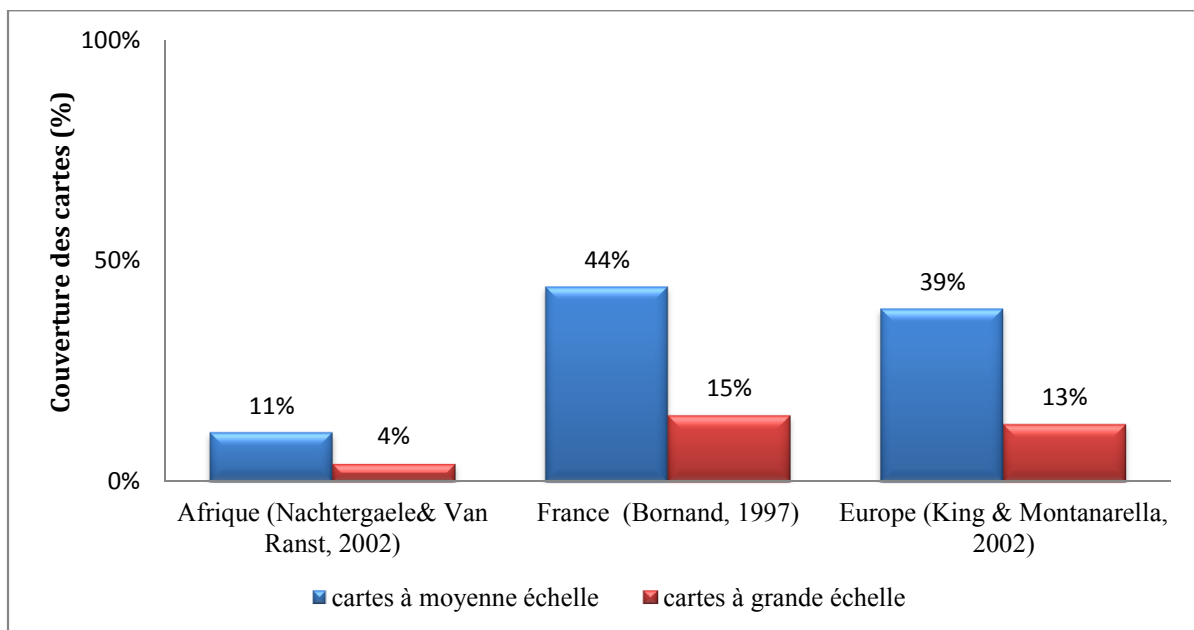


Fig. 1. Faible taux de couverture des cartes pédologiques [4], [5], [6].

2 MATÉRIELS ET MÉTHODES

2.1 LA ZONE D'ÉTUDE

L'étude a été réalisée dans le gouvernorat de Ben Arous, située au Nord Est de Tunisie (36° 37' N et 10° 05' E) (Figure 2). La superficie de notre zone d'étude est de 210 km². La région est essentiellement consacrée à la culture de vigne, d'olivier, de céréales, de pommes et de poires. Elle présente un climat de type méditerranéen, caractérisé par des températures douces, parfois froides en hiver et très chaudes en été. La zone comprend une variété de types de sols comme les sols d'apport modaux, les rendzines, les sols bruns calcaires, les sols calcimorphes, les vertisols, les régosols et les sols peu évolués d'apport [7].

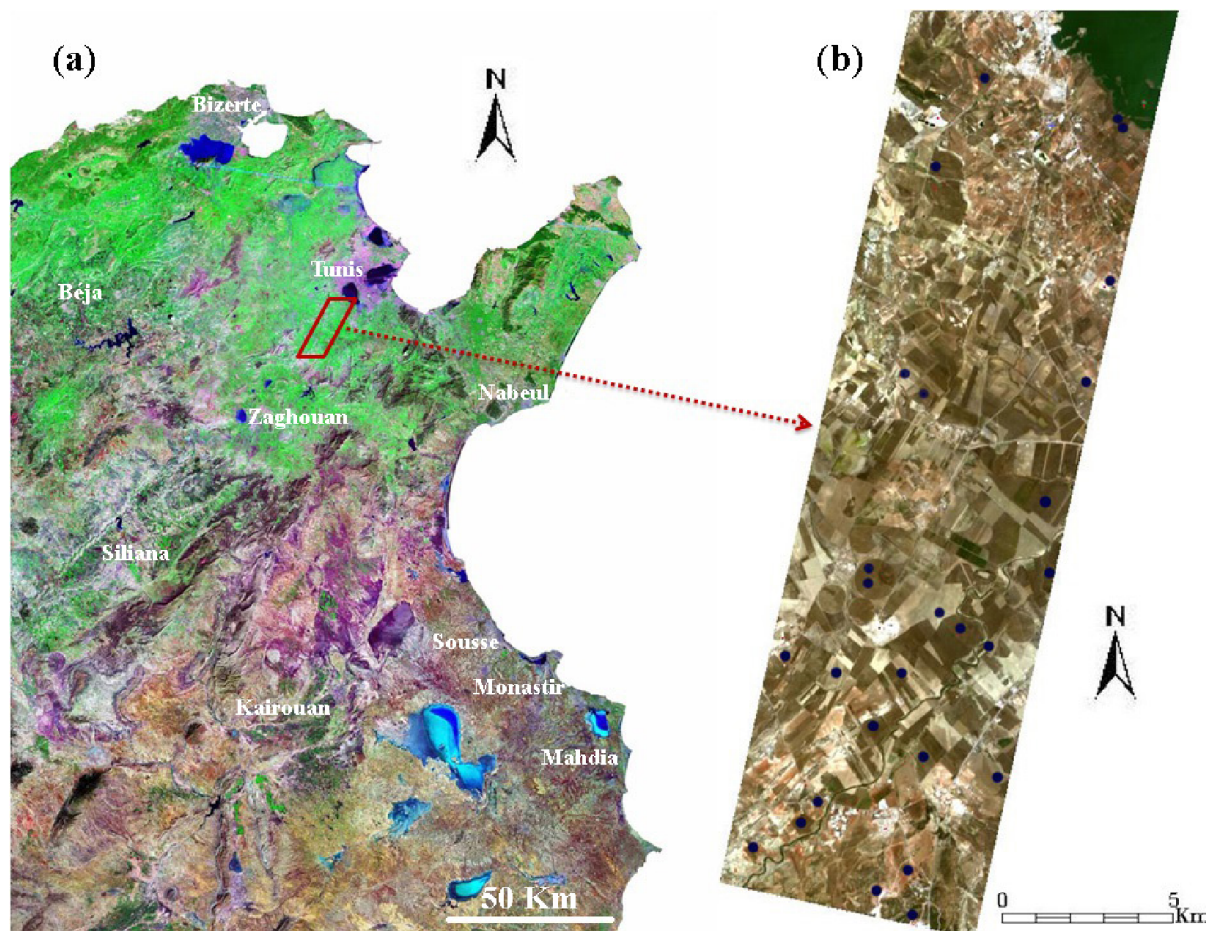


Fig. 2. Localisation de la zone d'étude au Nord-Est de la Tunisie et emplacements des points d'échantillonnage (points bleu). (a) une mosaïque d'images satellites Landsat ETM+, RGB (R:7; G:4; B:2), (b) Composition colorée de l'image Hyperion (rouge : bande 29, vert : bande 20, bleu : bande 11).

2.2 L'ÉCHANTILLONNAGE DES SOLS AVEC LES ANALYSES PHYSICO-CHIMIQUES

En juin 2013, un total de 124 échantillons de sol prélevés sur la zone d'étude a été utilisé dans cette étude (Figure 2). Ces échantillons étaient situés sur des sols nus au moment de l'acquisition de l'image Hyperion. Tous ces échantillons sont composés de 5 sous-échantillons prélevés à une profondeur de 5 cm à des endroits précis dans un carré de 30 m de large centré sur une position géographique enregistrée par un instrument de système de positionnement mondial (instrument GPS Garmin). Après l'homogénéisation de l'échantillon et l'élimination des débris végétaux, de pierres et des cailloux, environ 20 g ont été consacrés à la détermination de la teneur d'argile (fraction <math>< 2 \mu\text{m}</math>) et de carbonate de calcium (CaCO₃) des sols. Tous les échantillons initiaux ont été tamisés et séchés avant d'être acheminés au laboratoire pour les analyses physico-chimiques classiques. Les concentrations d'argile ont été mesurées par une analyse granulométrique laser [8]. Les teneurs du

carbonate de calcium ont été déterminés par la méthode de calcimètre de Bernard [9]. Ces propriétés de sols présentent une légère variance. La moyenne, l'écart-type, le coefficient de variation et la gamme des valeurs de composition chimique du sol ont été inclus (Tableau 1).

Tableau 1. Sommaire des statistiques d'échantillons de sol prélevés sur le terrain.

Propriétés de sols	Nombre d'échantillons	Min (g/kg)	Max (g/kg)	Moyenne (g/kg)	L'écart-type (g/kg)	Coefficient de variation (%)
Argile	124	55	342	218	79	36
CaCO ₃	124	49	450	248	115	46

2.3 DONNÉES HYPERSPECTRALES HYPERION

Le capteur Hyperion à bord du satellite EO-1 mesure le rayonnement 400-2500 nm, avec 242 bandes spectrales de 10 nm de résolution spectrale et de 30 m de résolution spatiale. Seules 198 bandes ont été calibrées radiométriquement (éclairage solaire). Le capteur dispose d'un champ d'observation instantané au sol (GIFOV pour Ground Instantaneous Field of View) de 30 m et 12 bits de quantification radiométrique. Les images Hyperion couvrent une surface de 100 km de long sur 7.5 km de large [10].

L'image Hyperion de niveau (L1Gst) sans nuage a été acquise le 24 Juin 2004 à 09h45 UT. Cette scène est géoréférencée dans la projection UTM (Universal Transverse Mercator) zone 32N avec l'ellipsoïde de référence WGS-84. Pour corriger les erreurs de parallaxe dues à la topographie locale du relief, la scène Hyperion a été ortho-corrigée en utilisant des modèles numériques d'élévation (DEM) [11].

Pour calculer la réflectance de surface à partir des données de radiance, ces données doivent être corrigées de tout effet radiométrique et atmosphérique. Le logiciel ENVI 4.7 (ENVI: Environment for Visualizing Image) a été utilisé pour ces différents traitements. L'algorithme de correction atmosphérique FLAASH (The Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Hyperspectral cubes) a été appliquée. FLAASH est basé sur la physique de l'atmosphère et de la spectroscopie décrit par le code de transfert radiatif MODTRAN4 [12]. Nous avons également utilisé les facteurs d'échelle de luminance fournis avec les données Hyperion. Enfin, les canaux avec un très faible rapport signal sur bruit (SNR) et ceux situés dans les bandes d'absorption atmosphériques ont été enlevés. La poursuite des travaux a été réalisée sur 158 bandes Hyperion (Figure 3).

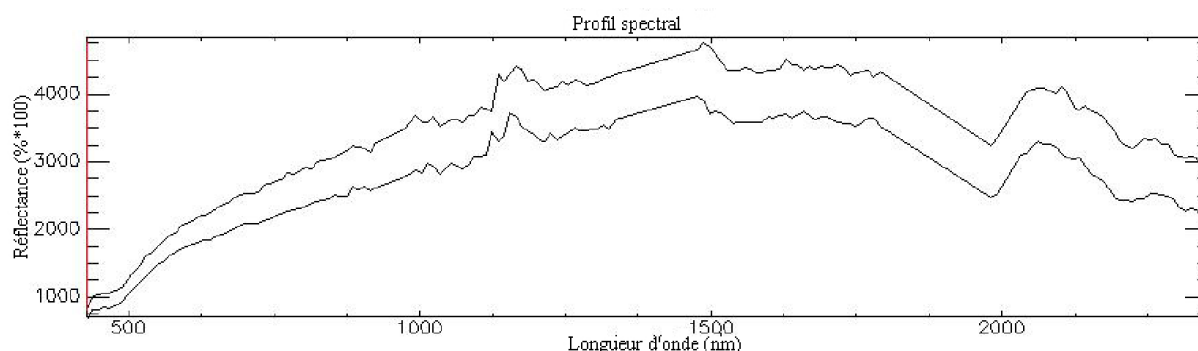


Fig. 3. Exemple de réflectances spectrales Hyperion observées sur les sols de la zone d'étude

Au moment où l'image a été acquise (juin 2004), la majorité de la surface était représentée par du sol nu (120 km²). Un masque a été utilisé pour cacher la végétation verte et sèche afin de se concentrer uniquement sur la classification de types de sols. Ce masque a été créé en deux étapes. Dans un premier temps, l'indice de végétation normalisé (Normalized Difference Vegetation Index ou NDVI) a été calculé à partir des bandes à 659 nm et à 833 nm. Les pixels dont les valeurs NDVI étaient plus élevées que le seuil sélectionné ont été masqués. Une valeur de 0,22 a été sélectionnée après avoir examiné plusieurs parcelles. Dans un second temps, la bande d'absorption centrée à 2100 nm a été étudiée pour masquer la végétation sèche [13].

2.4 CARTES DE REFERENCE D'ARGILE ET DE CARBONATE DE CALCIUM

Afin d'estimer la qualité des classifications de propriétés de sol obtenus au cours de nos travaux, nous avons utilisé des cartes dites « de référence » des teneurs d'argile et de carbonate de calcium. Ces cartes « de référence » ont été obtenues par régression aux moindres carrés partiels (PLSR) [14] lors d'une étude précédemment réalisée par Gasmî et al. en 2014, [15] sur cette même zone d'étude.

La méthode PLSR est une méthode très largement répandue en spectroscopie des sols (e.g. [16], [17], [18]). La PLSR consiste à construire un modèle de prédiction de propriétés de sol en se basant sur un ensemble de spectres auxquels correspondent des valeurs connues de propriétés de sol, puis d'utiliser ce modèle pour prédire les valeurs de propriétés de sol correspondant à de nouveaux spectres. Les spectres Hyperion correspondant aux localisations des 124 échantillons de sol décrits dans la section précédente, ont été utilisés pour construire un modèle de prédiction pour l'argile et le carbonate de calcium. La performance de chacun de ces modèles de prédiction a été étudiée en comparant les teneurs prédites aux analyses physico-chimiques. Il a été montré que les modèles de prédiction construits pour l'argile et le carbonate de calcium sont précis [15]. Enfin, ces modèles de prédiction estimés performants pour l'argile et le carbonate de calcium ont été appliqués à l'ensemble des spectres Hyperion situés sur des sols nus au moment de l'acquisition de l'image.

Dans la suite de nos travaux, ces cartes de teneurs en argile et carbonate de calcium prédites par PLSR sont utilisées comme cartes de référence pour valider ou rejeter nos résultats de classification par la méthode "machine à vecteurs de support: SVM" (Figure 5).

2.5 LES MACHINES A VECTEURS DE SUPPORT OU SEPARATEURS A VASTE MARGE

Afin d'étudier le potentiel de la méthode de classification supervisée dite les Séparateurs à Vastes Marges (Support Vector Machine, SVM) [19] pour la discrimination des propriétés du sol, la méthode de classification SVM a été appliquée pour la cartographie des classes d'argile et du carbonate de calcium à partir des données hyperspectrales de télédétection Hyperion. La démarche envisagée consiste i) à sélectionner des spectres de sol « extrême » parmi la librairie spectrale disponible (un sol « extrême » pouvant être un sol très argileux, un sol peu argileux, ou encore un sol très calcaire, etc ...) et ii) à appliquer à l'image hyperspectrale la méthode SVM afin de classer chaque pixel.

La méthode SVM repose sur un algorithme d'apprentissage supervisé basé sur la théorie d'apprentissage statistique. L'objectif de la SVM est de déterminer un hyperplan qui sépare deux classes de façon optimale et maximise la distance entre elles. Cette méthode repose sur deux notions principales :

- La première idée clé est la notion de marge maximale (Figures 4). La marge est la distance entre la frontière de séparation et les échantillons les plus proches. Ces échantillons (les points proches des frontières de décision) sont appelés les vecteurs de supports (Support Vectors) ou vecteurs de soutien [20], [21]. Les vecteurs supports sont les échantillons qui limitent la largeur de la marge.
- Afin de pouvoir traiter des cas où les données ne sont pas linéairement séparables, la deuxième idée clé des SVM est de transformer l'espace de représentation des données d'entrée en un espace de plus grande dimension, dans lequel il est probable qu'il existe un séparateur linéaire. Ceci est réalisé grâce à une fonction noyau (kernel).

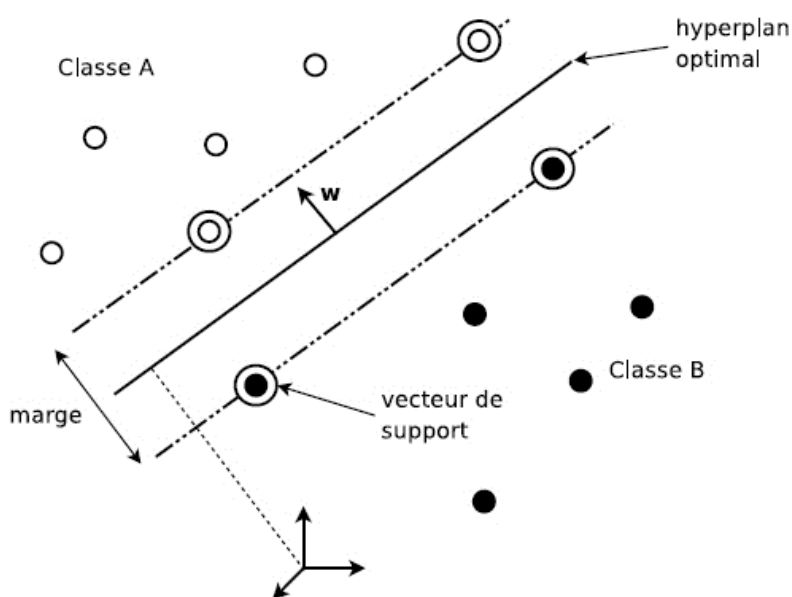


Fig. 4. La machine à vecteur de support, SVM : Hyperplan, marge et vecteurs de support.

Le logiciel ENVI 4.7 a été utilisé dans ce travail pour l'application de l'algorithme d'apprentissage supervisé : Support Vector Machine (SVM) avec son noyau gaussien sur les données hyperspectrales Hyperion et la création des cartes thématiques des teneurs d'argile et du carbonate de calcium.

2.6 PROCÉDURE DE VALIDATION DE LA CLASSIFICATION

La précision de la classification des teneurs d'argile et de carbonate de calcium réalisée à partir des données Hyperion a été mesurée à l'aide d'outils statistiques que sont la précision globale (en pourcentage) et le coefficient Kappa de la matrice d'erreur ou matrice de confusion [22]. Ces indicateurs de performance représentent les méthodes conventionnelles d'évaluation de la précision thématique d'une carte.

L'indice de précision globale est le rapport entre le nombre de pixels correctement prédits et le nombre total de pixels [23]. Cette précision résume le total d'accords sur le désaccord entre la carte obtenu par la méthode SVM et la carte de référence.

La matrice de confusion donne une évaluation de la précision globale de la cartographie et des résultats de classification pour chacune des classes thématiques. L'indice Kappa évalue à partir de la matrice de confusion l'accord entre les résultats obtenus (carte) et la carte de référence. Il s'étend de 0 à 1 et il se divise en cinq catégories : accord très faible de 0 à 0,20 ; accord faible de 0,21 à 0,40 ; accord modéré de 0,41 à 0,60 ; accord substantiel de 0,61 à 0,80 ; accord presque parfait de 0,81 à 1 [24].

3 RÉSULTATS

3.1 APPLICATION DE LA MÉTHODE SVM ET L'ANALYSE DE LA PRÉCISION DES RÉSULTATS

Ce travail repose sur l'application de la méthode de classification supervisée les machines à vecteurs de support pour la cartographie des classes d'argile et de carbonate de calcium à partir d'imagerie hyperspectrale Hyperion. Les 124 échantillons du sol de référence ont été utilisés pour définir les classes d'argile et de carbonate de calcium. Chaque pixel Hyperion correspondant à la localisation de ces échantillons de sol de référence est considéré comme une parcelle d'entraînement appelée "Region of Interest" (ROI) ou endmember. Les 124 pixels correspondant ont été subdivisés en un nombre presque égal dans chaque classe (Tableaux 2 et 3).

Tableau 2. Distribution des échantillons dans chaque classe d'argile.

Taux d'Argile en (g/kg)	Nombre d'échantillon (endmembers)	Min (g/kg)	Max (g/kg)	Moyenne (g/kg)	Ecart-Type (g/kg)	Coefficient de variation (%)
Argile<150	24	55	135	97.83	28.05	28.67
150<Argile<200	24	152	195	165.83	12.96	7.81
200<Argile<250	26	204	248	227.65	13.16	5.78
250<Argile<300	26	260	291	276.53	8.12	2.97
Argile>300	24	301	342	317.04	13.60	4.29

Tableau 3. Distribution des échantillons dans chaque classe de carbonate de calcium.

Taux de CaCO ₃ en (g/kg)	Nombre d'échantillon (endmembers)	Min (g/kg)	Max (g/kg)	Moyenne (g/kg)	Ecart-Type (g/kg)	Coefficient de variation (%)
CaCO ₃ <100	24	49	99	75.45	16.97	22.48
100<CaCO ₃ <200	26	140	199	173.23	19.32	11.15
200<CaCO ₃ <300	26	214	295	262.96	22.24	8.45
300<CaCO ₃ <400	24	301	380	336.66	28.33	8.41
CaCO ₃ >400	24	355	450	398.37	21.82	5.47

La fonction noyau gaussien de la SVM (fixé par défaut sous ENVI) est utilisée pour la classification des données Hyperion en réflectance sur sols nus. Les cartes thématiques des propriétés du sol sont les produits de la classification (Figure 5).

Cinq classes d'argile et de carbonate de calcium ont été identifiées à partir de l'analyse des cartes de propriétés du sol. Des matrices de confusion ont été calculées sur l'ensemble des pixels supposés en sols nus afin d'évaluer la performance de la classification (Tableaux 4 et 5). Les pixels d'apprentissage (les points échantillonnés en 2013) ne contribuent pas au calcul des matrices de confusion. Il ressort de cette analyse que les deux produits cartographiques présentent une performance globale élevée pour l'ensemble de la zone d'étude. Ainsi, la carte thématique de la répartition du taux d'argile a une performance globale "Overall Accuracy" de 87,95% et un indice de Kappa évalué à 0,82 alors que cette précision est de 73,81% pour celle de carbonate de calcium et un Kappa de 0,60.

Dans une étude de cartographie thématique, lorsque l'indice Kappa évalué dans les opérations de classification est compris entre 0,50 et 0,75; la classification adoptée est valable et les résultats peuvent être judicieusement utilisés [25]. Dans cette étude, l'indice de Kappa est supérieur à 0,60. Les résultats d'évaluation de image classifiée par l'algorithme de la classification supervisée SVM sont donc validés.

Tableau 4. Matrice de confusion de la classification des taux d'argile.

Classes (g/kg)	Argile<150	150<Argile<200	200<Argile<250	250<Argile<300	Argile>300
Argile<150	97.77	1.08	0.08	0.00	0.00
150<Argile<200	2.23	96.17	8.09	0.00	0.00
200<Argile<250	0.00	2.74	86.87	1.84	0.00
250<Argile<300	0.00	0.00	4.96	82.99	0.00
Argile>300	0.00	0.00	0.00	15.16	100
Total	100	100	100	100	100

Indicateurs de performance: Précision globale = 87,95%, Indice Kappa = 0,82.

Tableau 5. Matrice de confusion de la classification des teneurs de carbonate de calcium.

Classes (g/kg)	CaCO ₃ <100	100<CaCO ₃ <200	200<CaCO ₃ <300	300<CaCO ₃ <400	CaCO ₃ >400
CaCO ₃ <100	100	19.89	0.00	0.00	0.00
100<CaCO ₃ <200	0.00	78.82	5.45	0.00	0.00
200<CaCO ₃ <300	0.00	1.29	68.35	0.00	0.00
300<CaCO ₃ <400	0.00	0.00	25.93	91.85	0.21
CaCO ₃ >400	0.00	0.00	0.27	8.15	99.79
Total	100	100	100	100	100

Indicateurs de performance: Précision globale = 73,81%, Indice Kappa = 0,60

3.2 CARTOGRAPHIE DE PROPRIETES DE SOL A PARTIR DES DONNEES HYPERION

La cartographie des propriétés du sol (argile et carbonate de calcium) a été réalisée sur les surfaces du sol nu. La méthode SVM initialisée avec les 124 échantillons du sol a été appliquée sur les spectres Hyperion. Ainsi, les résultats obtenus sont en accord avec les cartes de références, les connaissances pédologiques de la région étudiée et les observations de terrain.

Les cartes numériques des propriétés du sol que nous avons élaborées sont présentées en figure 5. La couleur blanche de l'image correspond à la masse d'eau, zone urbaine et la zone de végétation. La couleur rouge représente les faibles teneurs des propriétés du sol, ainsi que le vert et bleu décrit les taux modérés, alors que les couleurs jaune et bleu ciel indiquent les valeurs élevées d'argile et de carbonate de calcium.

La carte numérique de classes d'argile obtenue par la méthode SVM est similaire à la carte de référence. Elle se manifeste par une précision globale "Overall Accuracy" et un coefficient Kappa égal respectivement à 87,95 % et 0,82. Ainsi que, la précision thématique entre le résultat de la cartographie des classes de carbonate de calcium obtenu par la méthode SVM et la carte de référence se traduit par une précision globale et un coefficient Kappa égal respectivement à 73,81 % et 0,60. De ce fait, la présente classification des teneurs de propriétés de surface du sol est acceptable. Ainsi, la spectrométrie (Visible et Proche InfraRouge: Vis-PIR) satellitaire et la machine à vecteurs de support fournissent des outils alternatifs aux analyses physico-chimiques réalisées en laboratoire pour estimer les teneurs de propriétés du sol à différentes échelles.

En conséquence, l'utilisation de la machine à vecteur de support et des données de la télédétection hyperspectrale permettrait une cartographie de propriétés primaires du sol sur de larges territoires et à des résolutions spatiales fines. Ainsi, les bases de données pédologiques des Systèmes d'Information Géographiques (SIG) peuvent être enrichies. Une nouvelle vue spatiale d'une grande surface terrestre, qui peut être acquise en peu de temps, peut fournir de nouvelles informations qu'on ne peut pas acquérir par des travaux sur le terrain à l'aide d'un échantillonnage traditionnel des sols ou de mesures par spectrométrie sur le terrain.

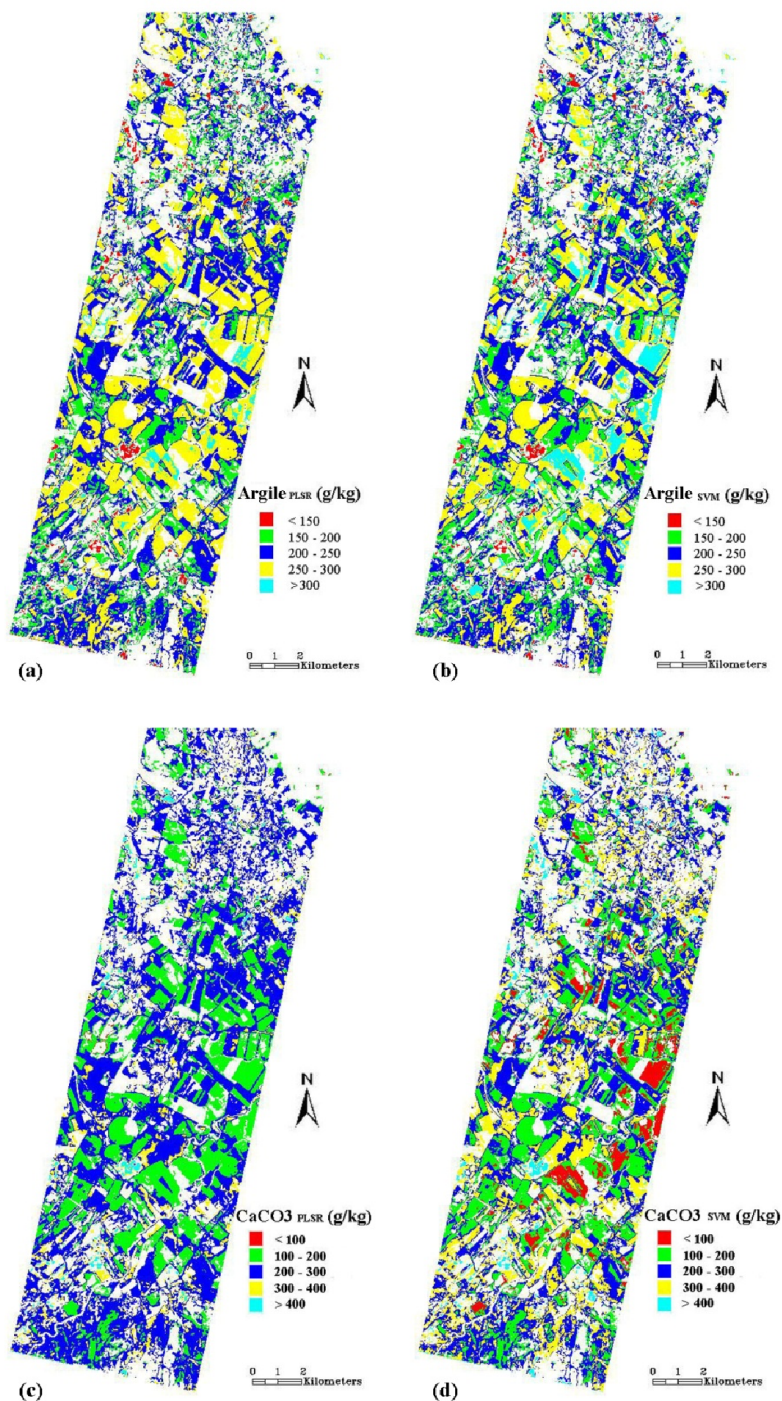


Fig. 5. Cartes thématiques de la répartition du taux d'argile et de carbonate de calcium (CaCO_3). (a) et (c) cartes de référence obtenues par méthode PLSR. (b) et (d) cartes issues de la machine à vecteur de support (SVM).

4 CONCLUSION

Cet article de recherche a étudié le potentiel de la machine à vecteurs de support SVM pour la mesure indirecte des paramètres chimiques de la couche arable du sol tel que l'argile et le carbonate de calcium à partir des données de capteur satellitaire Hyperion. La démarche méthodologique utilisée dans cette étude offre les avantages de la télédétection en matière d'étendue, de rapidité et de coût. Les cartes de propriétés primaires du sol peuvent être intégrées dans les bases de données pédologiques des Systèmes d'Information Géographiques (SIG) afin d'étude de la vulnérabilité des sols à l'érosion hydrique.

Cette approche basée sur la télédétection, utilisant l'imagerie hyperspectrales Hyperion et la machine à vecteurs de support montre le potentiel théorique de ces outils pour la cartographie numérique des paramètres des sols. Les résultats de la SVM obtenus dans cette étude sont encourageants et prometteurs. Ces résultats contribueront à une meilleure compréhension des potentiels de la méthode combinée: télédétection et la technique SVM pour les applications en sciences des sols et l'amélioration ainsi de la surveillance des paramètres du sol dans un proche avenir.

REMERCIEMENTS

Les auteurs veulent remercier le centre de recherches et technologies des eaux. technopole Borj Cedria (CERTe, Tunisie) et Centre d'Etudes Spatiales de la Biosphère (CESBio, Toulouse) pour avoir mis à disposition des données de terrain et d'assistance matérielle.

RÉFÉRENCES

- [1] S. Lamsal, "Visible near-infrared reflectance spectroscopy for geospatial mapping of soil organic matter," *Soil Science*, vol. 174, no. 1, pp.35–44, 2009.
- [2] A. Gasmî, *Identification des types de sols par méthodes d'Unmixing à partir de données de télédétection hyperspectrales*. Mastère de géologie appliquée à l'environnement, Faculté des Sciences de Tunis (FST), Tunisie, 2011.
- [3] P. Lu, L. Wang, Z. Niu, L. Li and W. Zhang. "Prediction of soil properties using laboratory VIS–NIR spectroscopy and Hyperion imagery," *Journal of Geochemical Exploration*, vol. 132, pp. 26-33, 2013.
- [4] F. Nachtergaele, and E. van Ranst,. *Qualitative and quantitative aspects of soil datases in tropical countries*. In: G. Stoops (Eds.), *Evolution of Tropical Soil Sciences: Past and Future*. Koninklijke Academie voor Overzee Wetenschappen, Brussel: pp. 107-126, 2002.
- [5] M. Bornand,. *Connaissance et suivi de la qualité des sols en France. Etat des lieux. Enjeux. Besoins en données. Propositions pour une gestion raisonnée de la ressource en sol*. Rapport MAPA-MAE-INRA, INRA Montpellier, 1997.
- [6] D. King, and L. Montanarella, "Inventaire et surveillance des sols en Europe," *Etude et Gestion des sols*, vol. 9, no. 2, pp. 137-148, 2002.
- [7] DRES, Direction des Ressources en Eau et en Sol. *Carte pédologique de la Tunisie 1/500000*, Ministère de l'agriculture Tunisienne, 1973.
- [8] Y. C. Agrawal, I. N. McCave and J.B. Riley, *Laser diffraction size analysis*. In: Principles, methods and applications of particle size analysis. Cambridge University Press, New York, pp. 119-128, 1991.
- [9] D. Baize, and B. Jabiol, *Guide pour la description des sols*. Paris, INRA Edition. 1995.
- [10] C. Gomez, R.A. Viscarra Rossel and A.B. McBratney, "Soil organic carbon prediction by hyperspectral remote sensing and field VIS–NIR spectroscopy: an Australian case study," *Geoderma*, vol. 146, pp. 403-411, 2008.
- [11] USGS (United States Geological Survey), HYPERION level 1GST (L1Gst) product output files data format control book (DFCB), Version 1.0, April 2006. [Online] Available: https://eo1.usgs.gov/documents/Hyperion_L1G_EO1-DFCB.v.1.pdf.
- [12] D. Siciliano, K. Wasson, D. C. Potts and R. C. Olsen, "Evaluating hyperspectral imaging of wetland vegetation as a tool for detecting estuarine nutrient enrichment", *Remote Sensing of Environment*, vol. 112, no. 11, pp. 4020–4033, 2008.
- [13] J.S.R. Madeira Netto, J.M. Robbez-Masson and E. Martins, *Visible–NIR hyperspectral imagery for discriminating soil types in the La Peyne watershed (France)*. In: P. Lagacherie, A.B. Mc Bratney, M. Voltz, (Eds.), *Digital Soil Mapping: An Introductory Perspective*, Elsevier, 2007.
- [14] M. Tenenhaus, 1998. *La régression PLS*. Editions Technip. Paris, 254.
- [15] A. Gasmî, C. Gomez, H. Zouari, A. Masse and D. Ducrot, "Using Vis-NIR hyperspectral HYPERION data for bare soil properties mapping over Mediterranean area: plain of the Oued Milyan, Tunisia". *European Academic Research*, vol. 2, no. 9, pp. 11721- 11739, 2014.
- [16] C.W. Chang and D.A. Laird, "Near-infrared reflectance spectroscopic analysis of soil C and N", *Soil Science*, vol. 167, no. 2, pp. 110-116, 2002.
- [17] G.W. McCarty, J.B. Reeves, V.B. Reeves, R.F. Follett and J.M. Kimble, "Mid-infrared and near-infrared diffuse reflectance spectroscopy for soil carbon measurements," *Soil Science Society of America Journal*, vol. 66, pp. 640–646, 2002.