

Les effets du niveau de l'échelle et de la résolution spatiale sur la classification orientée objet : Application à la cartographie de l'Arganeraie (Région Agadir, Maroc)

[The effects of the scale level and of the spatial resolution on the object oriented classification : Application to mapping Arganeraie (region Agadir, Morocco)]

O. EL KHARKI¹, J. MECHBOUH², M. ROUCHDI³, A. EL ABOUDI⁴, and J. M. NGONO⁵

¹Cellule informatique, Université Ibn Zohr, ENCG, Agadir, Maroc

²Centre Régional Africain des Sciences et Technologies de l'Espace, Rabat, Maroc

³IAV Hassan II, Rabat, Maroc

⁴Faculté des Sciences Rabat, Maroc

⁵Académie Internet, Université de Douala, Cameroun

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: The Argan tree in southwest Morocco is characterized by fragmentation of its forest area and by its adaptability to all types of soils, which disrupts its spectral response. Owing to the complexity in these areas, mapping of the Argan tree facing serious problems when applying methods based on spectral information and ignore spatial information. In this paper, we examine the performance of the object-oriented approach with two satellite images of different spatial resolution (high and medium resolution). Next, we compare the results of object-oriented classification with those produced by the pixel approach. Finally, we evaluate the performance of the object-oriented classification with respect to different segmentation levels. This study shows that object oriented classification is more performance compared to the pixel approach for high spatial resolution images. The results obtained proved also that the object-oriented classification depended on the segmentation scale.

KEYWORDS: spatial Information, spectral information, classification, object-oriented, pixel approach, scale level, spatial resolution.

RESUME: L'arganier du sud-ouest Marocain, est caractérisé par la fragmentation de son espace forestier ainsi que par son adaptabilité à tous les types des sols, ce qui perturbe sa réponse spectrale. En raison de la complexité dans ces zones, la cartographie de l'arganeraie rencontre de sérieux problèmes lors de l'application des méthodes basées sur l'information spectrale et qui ignorent l'information spatiale. Dans ce papier, nous examinons les performances de l'approche orientée objet avec deux images satellites de résolution spatiale différente (haute et moyenne résolution). Ensuite, Nous comparons les résultats de la classification orientée objet avec ceux produits par l'approche pixel. Enfin, nous évaluons les performances de la classification orientée objets par rapport à différentes échelles de segmentation. Cette étude montrent que la classification orientée objet n'est plus performante par rapport à l'approche pixel que pour les images de haute résolution spatiale. Les résultats obtenus mettent en évidence la dépendance de la classification orientée objet avec l'échelle de segmentation.

MOTS-CLEFS: Information spatiale, information spectrale, classification, orientée objet, approche pixel, échelle de segmentation, résolution spatiale.

1 INTRODUCTION

L'écosystème de l'arganeraie est fortement hétérogène et subit des dégradations d'origines diverses. La cartographie par l'approche classique prend en compte exclusivement les comptes numériques des pixels ; elle est dite "basée sur les pixels". Ainsi, seule l'information spectrale est utilisée pour la classification [1]. Typiquement, ces méthodes rencontrent d'autant plus de difficultés que la végétation est éparse, ce qui caractérise ces milieux, l'effet du sol sous-jacent entraîne une confusion qui ne permet pas d'extraire facilement l'arganier. En plus, plus la résolution spatiale est fine, plus l'hétérogénéité des objets à extraire croît, rendant les méthodes spectrales de moins en moins performantes [2]. Bien que les techniques de classification sont bien développées et ont des variantes sophistiquées telles que les classificateurs doux (flous : softs : élastiques), classificateurs sous-pixels et techniques de mélange spectrales, il a été montré qu'ils ne font pas usage de l'information spatiale [3]. [4], [5], [6] ont affirmé que le classificateur du maximum de vraisemblance (MVS) a été limité par l'utilisation de l'information spectrale seulement sans tenir compte de l'information contextuelle. Des informations de texture a finalement été nécessaire si l'on veut obtenir des classifications précises [4].

L'approche orientée objet classe des objets au lieu des pixels individuels. L'idée de classer les objets au lieu de pixels est due au fait que la plupart des données d'image présentent une texture caractéristique qui est ignorée par les approches de classification classiques [2]. L'application initiale de la classification orientée objet (COO) a été limité par le matériel, les logiciels et les pauvres résolutions spatiales, mais depuis les années 1990, avec de meilleurs outils et de données, la demande pour l'analyse orientée objet a également augmenté. L'étape préliminaire dans la classification orientée objet est la segmentation d'image, qui est un processus de partitionnement de l'image en régions homogènes [7]. L'approche orientée objet utilise ainsi des informations de texture et du contexte ainsi que l'information spectrale, ce qui permet de produire des cartes d'occupation du sol avec une plus grande précision.

Le but de ce papier est de fournir une évaluation de la classification orientée objet en évaluant ses avantages et ses limites. Plus précisément, l'évaluation comprend deux parties: tout d'abord, nous examinons comment la résolution spatiale des images satellites influence la performance de l'approche orientée objet et nous comparons les résultats de la classification orientée objet avec celles produites par l'approche pixel pour cartographier l'arganeraie. Ensuite, nous évaluons les performances de la classification orientée objet en fonction de l'échelle de segmentation.

2 ZONE D'ETUDE ET DONNEES UTILISEES

La zone retenue pour cette étude est située dans le sud-ouest marocain (figure 1), soit approximativement entre 9° 11' 40'' et 9° 1' 30'' Ouest et entre 30° 10' 15'' et 30° 18' 30'' Nord. Les types d'occupation du sol dominants sont: l'agriculture irriguée, les serres, bâties, les prairies et les forêts d'arganier.

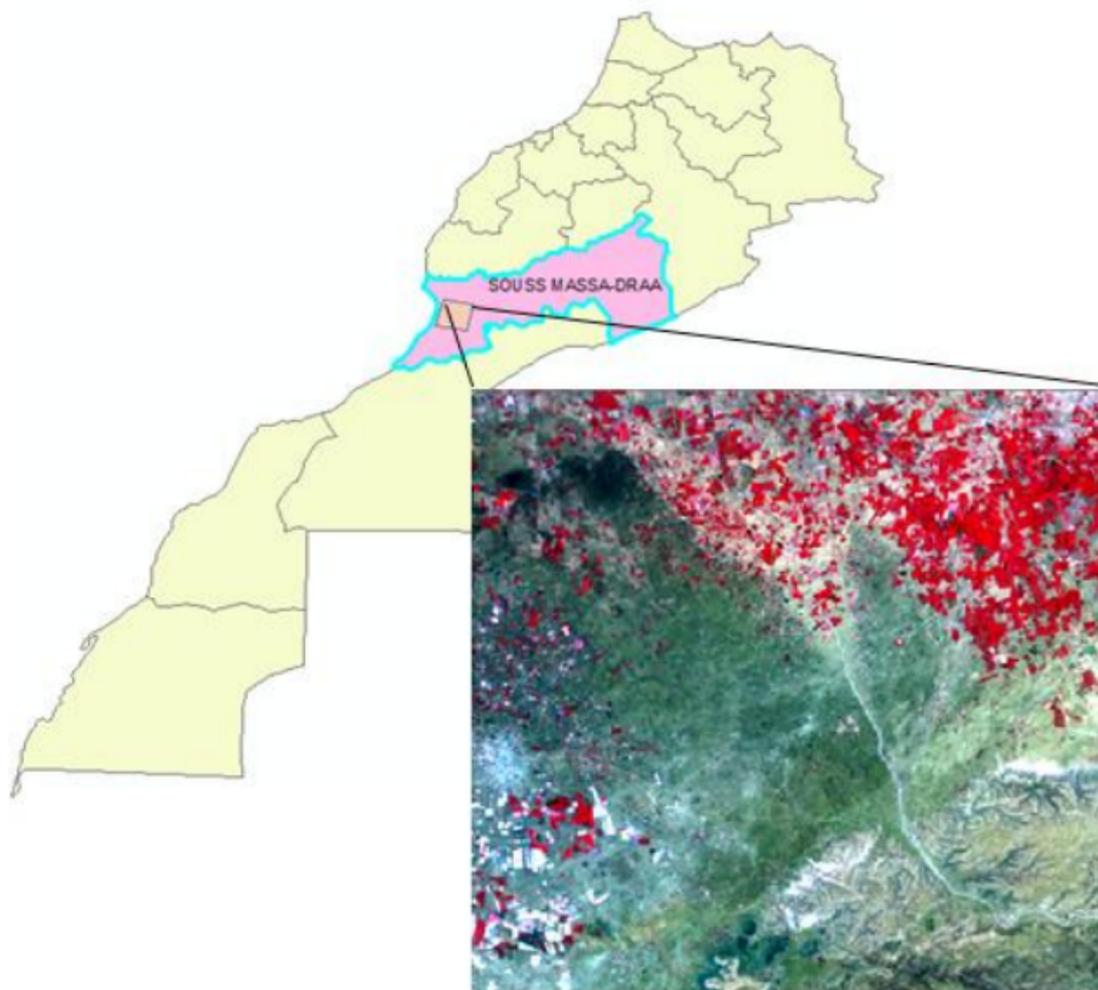


Fig. 1. Zone d'étude et composition fausse couleur de l'image Spot 5

Deux types d'images sont utilisées dans ce travail : SPOT-5 et LandSat-8. L'image Spot5 a été prise en juin 2006.

Le capteur SPOT-5 offre une résolution de 5 m en mode panchromatique et de 10 à 20 m en mode multispectrale.

Le mode multispectrale comprend quatre bandes : B1: 0,50-0,59 μm (vert), B2: 0,61-0,68 μm (rouge), B3: 0,78-0,89 μm (proche infrarouge) et B4 : 1,58-1,75 μm (infrarouge moyen).

L'image LandSat-8 (figure 2) a été prise en juillet 2013. Le capteur LandSat-8 (Tableau 1) offre une bande panchromatique à 15 m de résolution spatiale, 8 bandes multispectrales à 30 m et 2 bandes thermiques à 100 m de résolution.

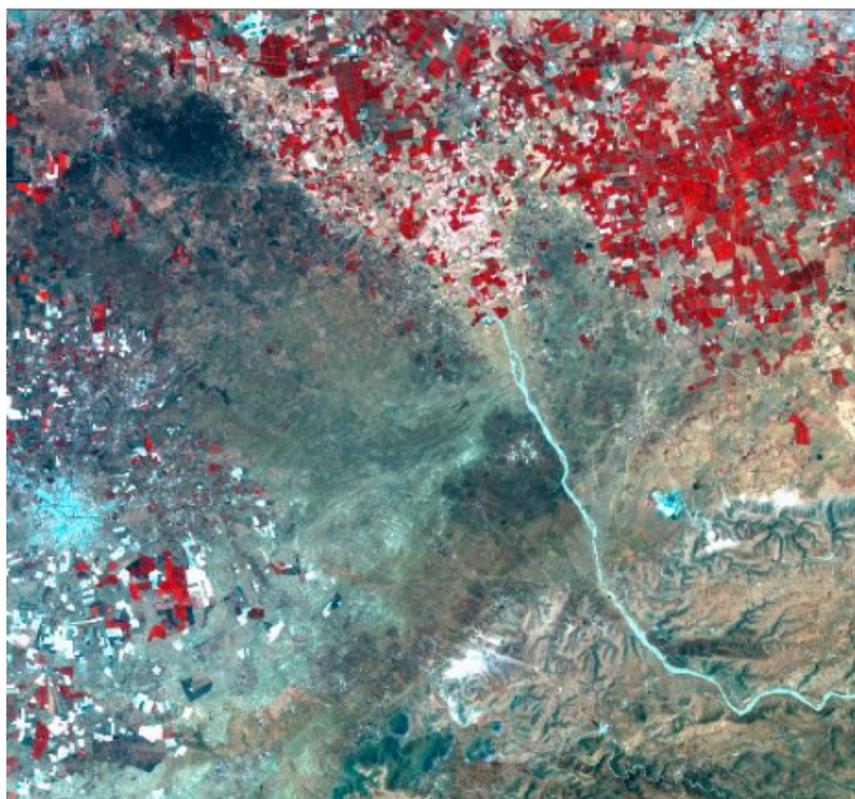


Fig. 2. : La composition fausse couleur de l'image Landsat-8

Tableau 1. Caractéristique du Landsat-8

Bande spectrale	Longueur d'onde	Résolution
Bande 1 - Aérosols	0,433 - 0,453 μm	30 m
Bande 2 - Bleu	0,450 - 0,515 μm	30 m
Bande 3 - Vert	0,525 - 0,600 μm	30 m
Bande 4 - Rouge	0,630 - 0,680 μm	30 m
Bande 5 - Infrarouge proche	0,845 - 0,885 μm	30 m
Bande 6 - Infrarouge moyen 1	1,560 - 1,660 μm	30 m
Bande 7 - Infrarouge moyen 2	2,100 - 2,300 μm	30 m
Bande 8 - Panchromatique	0,500 - 0,680 μm	15 m
Bande 9 - Cirrus	1,360 - 1,390 μm	30 m

3 DEMARCHE METHODOLOGIQUE

L'objectif de cette étude est d'évaluer l'approche orientée objet en fonction de la résolution spatiale et de l'échelle de segmentation. Pour cela nous avons développé la méthodologie suivante, figure 3.



Fig. 3. : Démarche méthodologique

3.1 PRETRAITEMENT

Les deux images sont corrigées géométriquement et des subsets de la zone d'études a été créé à partir des deux images.

Pour l'image Spot 5, nous avons fusionné les bandes multispectrales avec la bande panchromatique pour produire une image multispectrales de haute résolution (5m).

3.2 CLASSIFICATION PAR L'APPROCHE PIXEL

L'approche pixel prend le pixel comme élément de référence. Le regroupement est réalisé selon le seul critère de ressemblance spectrale [1]. Le maximum de vraisemblance peut être considéré comme le classificateur le plus couramment

utilisé dans cette approche, en raison de sa robustesse et de sa disponibilité dans presque tous les logiciels de traitement d'images.

Le maximum de vraisemblance fait partie des classificateurs paramétriques. Il suppose que les données d'entraînement de chaque classe, dans chaque bande, ont une distribution particulière, généralement gaussienne et que les paramètres statistiques (par exemple vecteur moyen et la matrice de covariance) générés à partir des échantillons sont représentatifs. La classification par maximum de vraisemblance utilise des statistiques, comprenant le vecteur moyen et la matrice de covariance pour chaque classe. Pour placer un vecteur de mesures X d'un pixel inconnu dans une classe, la règle de décision du maximum de vraisemblance calcule pour chaque pixel la probabilité d'appartenance conditionnelle à chaque classe. Puis, elle affecte le pixel à la classe qui offre la probabilité la plus élevée.

La classification supervisée en utilisant le maximum de vraisemblance a été appliquée respectivement à l'image Spot 5 et LandSat 8.

3.3 CLASSIFICATION PAR L'APPROCHE ORIENTEE OBJET

L'approche orientée objet ne traite plus le pixel de manière isolée mais des groupes de pixels (objets) dans leur contexte. Deux étapes sont impliquées dans une classification orientée objet : la segmentation d'image et la classification [8], [9]. La segmentation des images fusionne les pixels en objets. Puis des données spectrales, spatiales et contextuelles sur ces objets sont recueillies afin d'orienter la classification. Dans cet étude, la classification des images par l'approche orientée objet a été réalisée avec le classificateur K plus proche voisin.

La segmentation est la description ou la représentation de l'image en termes de contours et régions. Le but de la segmentation [10] est de décomposer l'image en un ensemble de régions, chacune d'entre elles étant homogène au sens d'attributs préalablement définis tels que la luminosité, la texture et la couleur..., etc. Ces régions correspondent idéalement à des objets du monde réel. L'Environnement pour visualiser les images EX (Environment for Visualizing Images EX) utilise un algorithme de segmentation basée sur les contours. Cet algorithme est très rapide et ne nécessite qu'un seul paramètre d'entrée qu'est le niveau d'échelle (Scale Level : SL).

Le choix d'une valeur appropriée pour le SL est considéré comme l'étape la plus importante dans l'approche orientée objet. La valeur du niveau d'échelle (SL) contrôle la taille relative des objets de l'image satellite (figure 4) et elle a un impact direct sur la précision de la classification [11], [12]. En générale, un grand SL génère moins de régions et un petit SL provoque plusieurs régions.

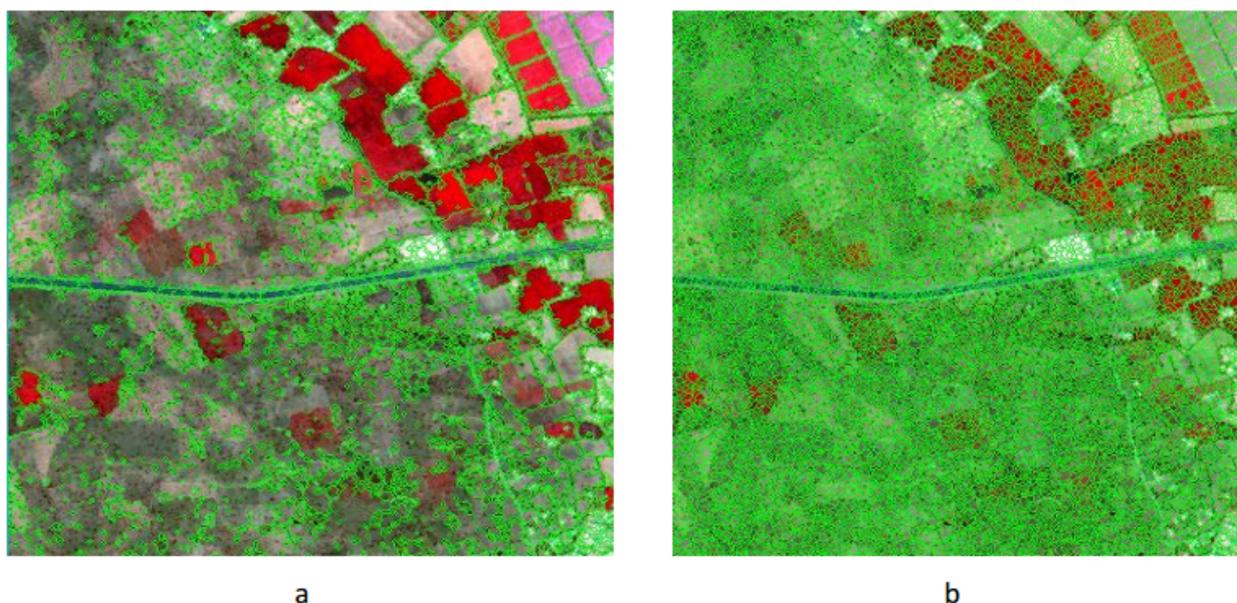


Fig. 4. Impact du paramètre d'échelle

a : Segmentations de l'image Spot avec paramètre d'échelle = 70, b : échelle = 25

Dans cette étude, basée sur des expériences et des recommandations antérieures de la littérature [13], [14], [15], six niveaux de facteur d'échelle (5,10, 20, 30, 40 et 50) ont été examinés dans la segmentation des deux images satellites.

La méthode des k plus proches voisins (K-Nearest Neighbors : KNN) est une méthode de classification supervisée non paramétrique. Elle nécessite que l'utilisateur fournisse les vecteurs de mesures spectrales pour tous les pixels d'entraînement. Pour effectuer une classification par cette méthode, l'algorithme calcule la distance euclidienne entre chaque pixel inconnu et chaque vecteur de référence, puis il détermine la fréquence d'apparition des pixels de chaque classe parmi les K plus proches voisins du pixel considéré [16]. Le pixel est affecté à la classe qui a la plus grande fréquence.

L'application de cette règle de décision nécessite que la valeur de K soit définie. Le choix idéal pour le paramètre K dépend de l'ensemble de données sélectionné et les données d'apprentissage. Des valeurs plus élevées ont tendance à réduire l'effet du bruit et les valeurs aberrantes, mais ils peuvent causer une classification inexacte [17]. Il est utile de choisir K impair pour éviter les votes égalitaires. Lorsque $K = 1$ cette règle de décision correspond à la règle de classification de la distance minimale. Dans cette étude, basée sur des expériences et des recommandations antérieures de la littérature la valeur $K= 5$ à été retenue pour cette étude.

Le KNN est généralement plus robuste qu'un classificateur traditionnel du plus proche voisin, car les distances K plus proches sont utilisées comme un vote majoritaire pour déterminer à quelle classe la cible appartient [18], [17].

Le KNN est aussi beaucoup moins sensible aux valeurs extrêmes et le bruit dans l'ensemble de données, et produit généralement un résultat plus précis de classification par rapport aux méthodes plus proches voisins traditionnels.

4 ÉVALUATION DE LA PRECISION

La précision des images classées a été évaluée en utilisant une gamme de données de référence, y compris les données recueillies sur le terrain sur la zone d'étude, des cartes et Google Earth. Dans la présente étude, des cartes générées par les deux approches de classification ont été évalués qualitativement et quantitativement. Les résultats de la classification ont été examinés visuellement et des méthodes standard d'évaluation de la précision de la classification, telles que la matrice de confusion, la précision globale, la précision "producteur" et l'indice de kappa ont été calculées pour chaque image classée.

5 RESULTATS ET DISCUSSION

L'image SPOT-5 et la LandSat 8 ont été classés à la fois avec le maximum de vraisemblance (approche par pixel) et le classificateur KNN (approche orientée objet). La comparaison visuelle des cartes thématiques produites (figures 5 et 6) a montré que les deux approches présentent une certaine similarité relative au point de vue répartition globale des classes d'occupation du sol. Les deux approches montrent une grande dispersion spatiale de l'arganier ; le résultat de la classification par maximum de vraisemblance montre un taux de couverture très faible de l'arganier au sud Est de la zone d'étude tandis que dans le résultat de la classification orientée objet, l'arganier domine ce secteur ce qu'est en concordance avec la réalité terrain et l'analyse visuelle des deux images. Ceci montre l'un des avantages de la classification orientée objet est qu'elle a pu compenser l'influence des sols nus mieux que l'approche par pixel, pour les deux résolutions spatiales.

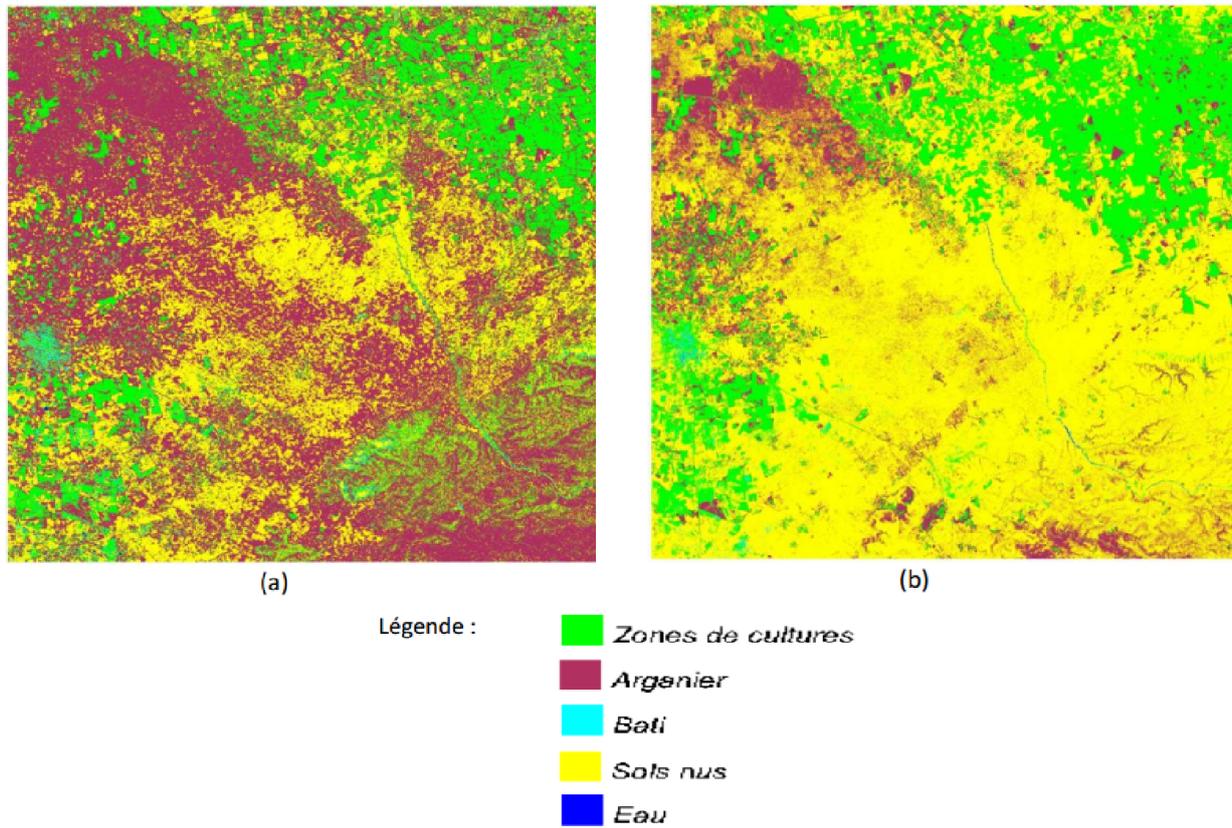


Fig. 5. Résultats de la classification de l'image SPOT, (a) : COO avec SL=20, (b) : classification pixel par MVS

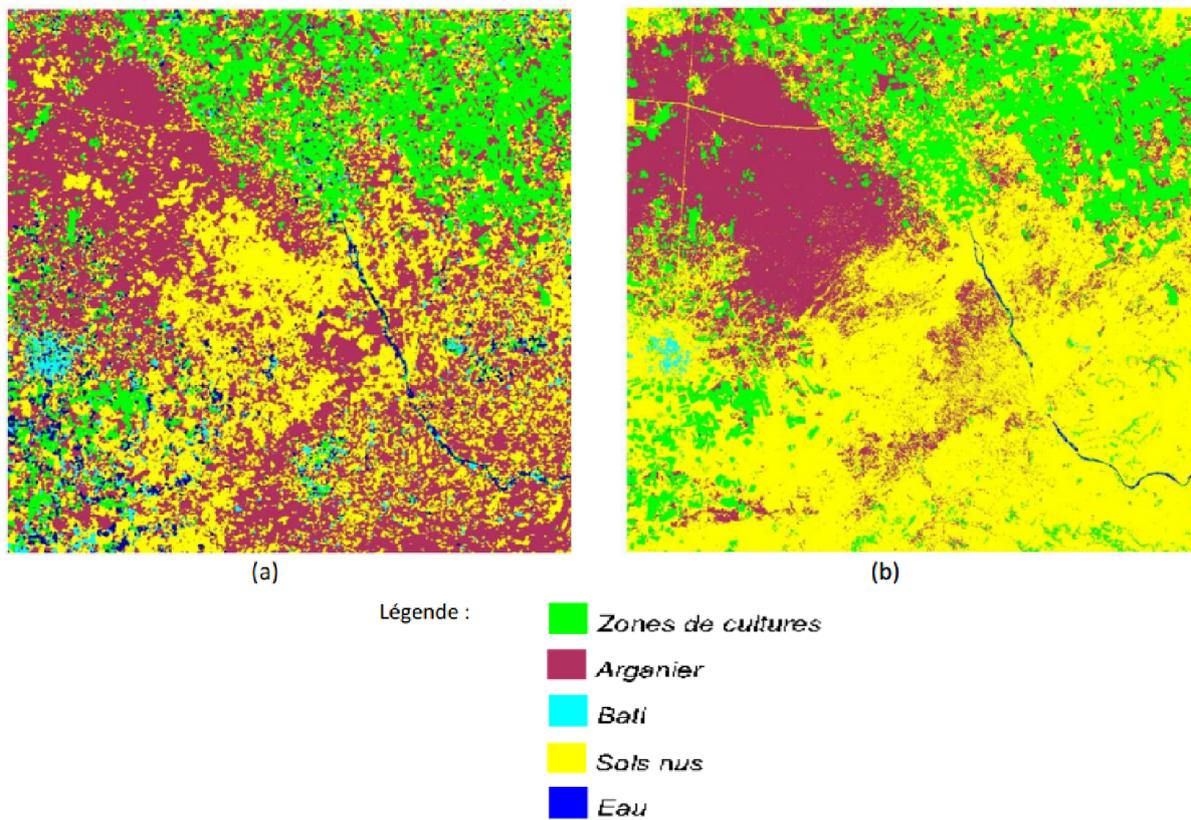


Fig. 6. Résultats de la classification de l'image Landsat 8, (a) : COO avec SL=20, (b) : classification pixel par MVS

La précision producteur (PP) de la classe Arganier et la précision globale de la classification par pixel et celles orientée objets ont été tracées en fonction des échelles de segmentation (figure 7,8, 9 et 10). Ces figures illustrent la relation de la précision de la classification par rapport à l'échelle de la segmentation.

Résultats de la classification de l'image LandSat-8 :

La précision globale (figure 7) de la classification orientée objet atteint son maximum (84,44%) à l'échelle de 20, mais après cela, elle diminue avec l'augmentation de l'échelle.

A toutes les échelles, la précision de la classification à base d'objets est inférieure à la précision de la classification à base de pixels (84,6713%, la ligne pointillée). Donc L'effet global de l'utilisation des caractéristiques de l'objet (en plus des caractéristiques spectrales) dans la classification était négatif à toutes les échelles.

D'après la figure 8, la classe arganier a montré la plus grande précision de la classification orientée objet à l'échelle de 20 (87,18%) qui est égale à la précision de la classification du maximum de vraisemblance. Au-delà de cette valeur d'échelle la précision de la classe arganier de la classification orientée objet est inférieure à celle du maximum de vraisemblance.

Résultats de la classification de l'image Spot 5 :

La précision globale (figure 9) de la classification orientée objet augmente avec l'augmentation de l'échelle et a atteint son maximum (92,68%) à l'échelle de 10, mais après cela, elle a généralement diminué avec l'augmentation de l'échelle.

Par rapport à la précision de la classification à base de pixels (84,13%, la ligne pointillée), la précision de la classification orientée objet a commencé à baisser en dessous de la ligne pointillée à l'échelle de 40.

Bien que les résultats ont été présentés seulement à l'échelle de 50, il est évident que la précision de la classification orientée objet devrait garder la baisse et tombant en dessous de la ligne pointillée pour toutes échelles plus grandes que 50. Pour ces grandes échelles, la classification basée sur les objets est moins précise que la classification basée sur l'approche pixel raison de l'impact des erreurs de sous-segmentation.

Comme la montre la figure 10, la précision de la classe arganier de la classification orientée objet reste très élevée pour toute échelle inférieure ou égal à 40. La comparaison de la précision de la classe arganier obtenue par les deux approches montre que la méthode orientée objet fournisse de meilleurs résultats quelque soit le niveau d'échelle (Exemple : 97,76% à l'échelle 40) par rapport à la l'approche par pixel (68,89%).

La classification basée sur les objets a démontré de nombreux avantages par rapport à la classification à base de pixels en raison de sa capacité à modéliser l'information spatiale par la segmentation d'images. Ce travail analyse la performance de l'approche par pixel et celle de l'orientée objet avec deux résolutions spatiales différentes (moyenne et haute). En se basant sur les résultats, une conclusion générale a été établie est que l'avantage de l'approche orientée objet par rapport à l'approche pixel n'a été représentée que par l'image à haute résolution. La variabilité spectrale accrue au sein de l'image haute résolution (Spot 5) confond classificateurs à base de pixels traditionnels, tandis que par la méthode orientée objets, les pixels dont l'information spectrale similaire sont d'abord regroupés en objets puis ces objets sont classés. L'image moyenne résolution spatiale (Landsat 8) a une variabilité spectrale inférieure et est donc facile à manipuler par la méthode à base de pixels. Par application de la classification orientée objet, les pixels appartenant à différents types d'occupation du sol pourraient éventuellement être regroupés, seront donc mal-classés et par conséquent produire moins de précision par rapport à la méthode à base de pixels.

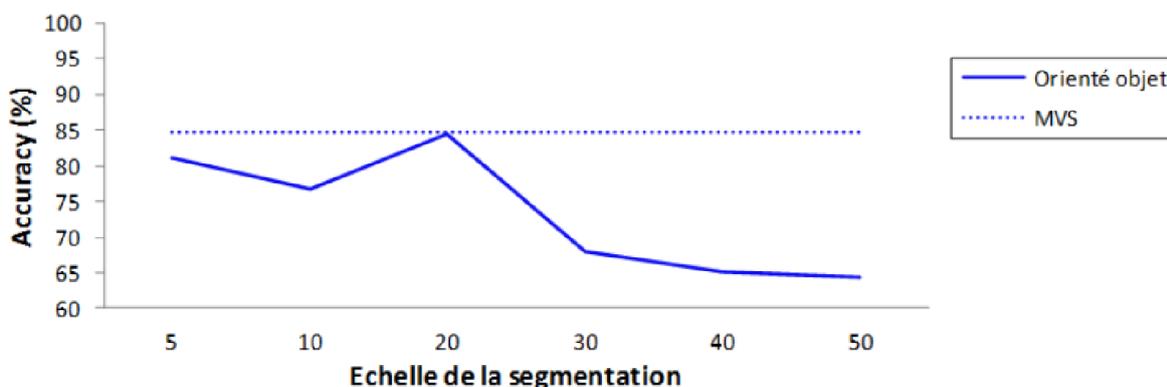


Fig. 7. Précision globale de la classification de l'image LandSat-8 à des échelles de segmentation différentes.

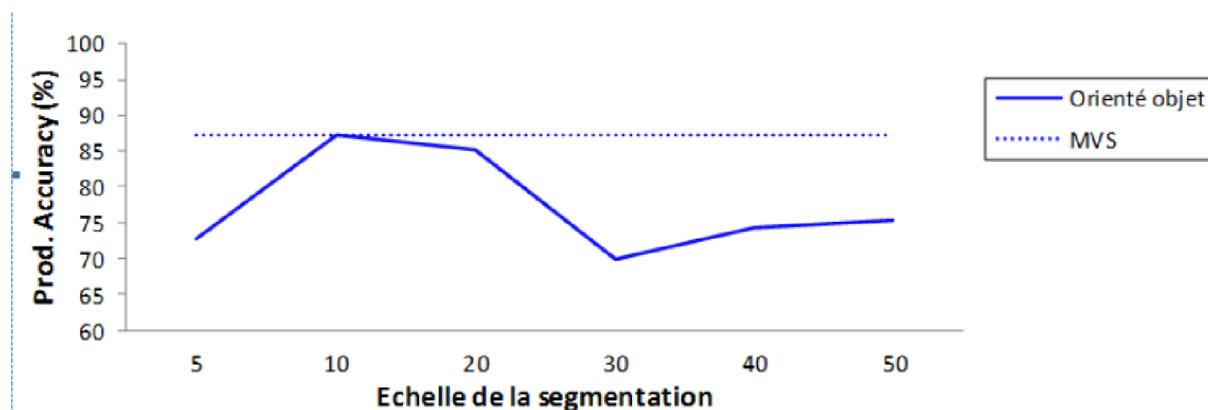


Fig. 8. Précision Producteur pour la classe arganier de l'image LandSat-8 à des échelles de segmentation différentes.

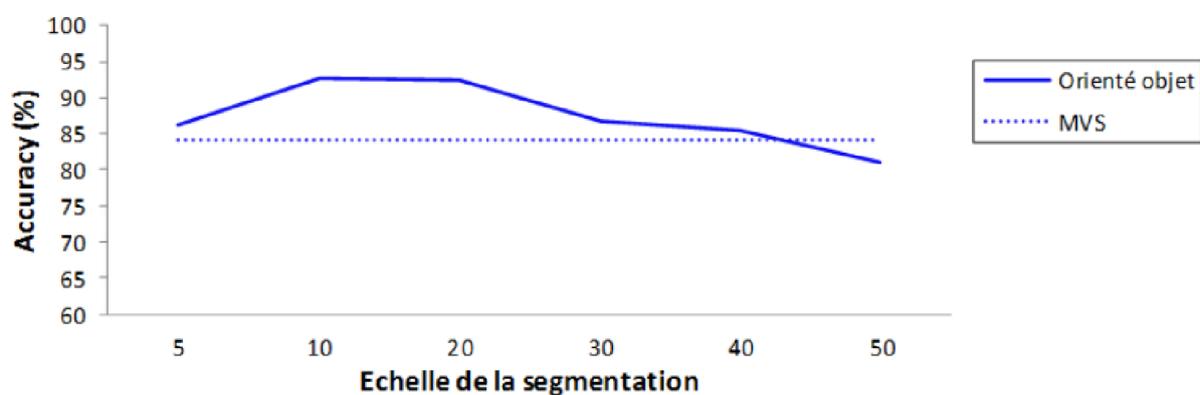


Fig. 9. Précision globale de la classification de l'image Spot5 à des échelles de segmentation différentes.

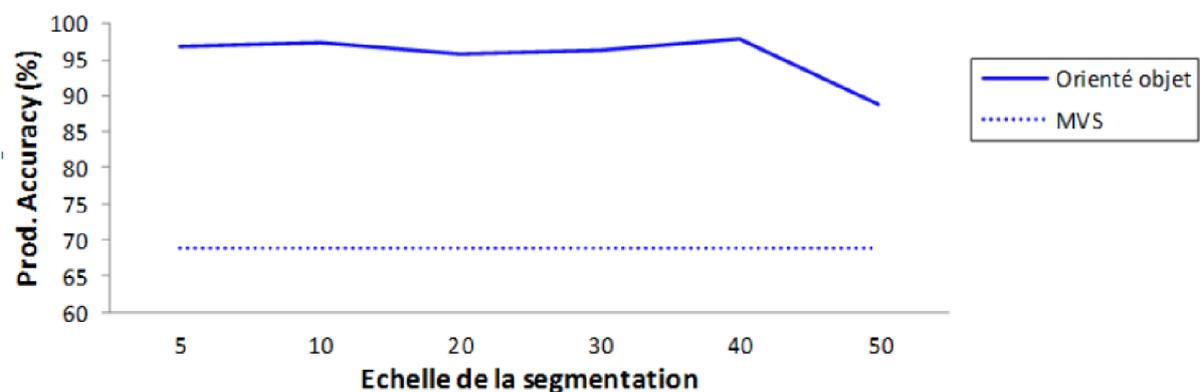


Fig. 10. Précision Producteur pour la classe arganier de l'image Spot5 à des échelles de segmentation différentes.

6 CONCLUSION

L'approche orientée objet a démontré ses avantages par rapport à l'approche pixel dans différentes études de télédétection. Pourtant, les limites potentielles de cette approche restent moins explorées. Dans ce travail, nous avons évalué les avantages et les limites d'une approche orientée objets, par rapport à une approche pixel par deux images de résolutions spatiales différentes. Les résultats montrent que la classification orientée objet a l'avantage sur l'approche par pixel que pour les images à haute résolution spatiale. La classification orientée objet de l'image moyenne résolution n'a pas montré plus d'avantage par rapport à celles à base de pixels.

Les résultats mettent en évidence la dépendance de la classification orientée objet avec son échelle de segmentation. La précision de la classification diminue avec l'augmentation d'échelle et les effets négatifs de la sous-segmentation deviennent élevés à grande échelle. Il faut prendre soin afin de déterminer une échelle de segmentation appropriée pour de meilleurs résultats de classification utilisant des approches basées sur les objets.

Ce travail a montré que la classification orientée objet s'avère très prometteuse pour la cartographie de l'utilisation du sol en général et de l'arganeraie en particulier en utilisant les données de haute résolution (Spot 5 par exemple).

REFERENCES

- [1] T. H. Wong, S. B. Mansor, M. R. Mispan, N. Ahmad, and W. N. A. Sulaiman, "Feature extraction based on object oriented analysis", Proceedings of ATC Conference, 20-21 May Malaysia, 2003.
- [2] T. Blaschke, and J. Strobl, What's wrong with pixels ? Some recent developments interfacing remote sensing and GIS. *GeoBIT/GIS*, vol. 6, p. 12-17, 2001.
- [3] T. Blaschke, S. Lang, E. Lorup, J. Strobl, and P. Zeil, "Object-oriented image processing in an integrated GIS/remote sensing environment and perspectives for environmental applications," *Environmental Information for Planning, Politics and the Public*, vol. 2. Metropolis Verlag, Marburg, pp. 555_570 , 2000.
- [4] Q. Zhou, and M. Robson, "Contextual information is ultimately necessary if one is to obtain accurate image classifications", *International Journal of Remote Sensing*, 22, pp. 3457-3470, 2001.
- [5] A.N. Pizzolato, and V. Haretley, "On the application of Gabor filtering in supervised image classification," *International Journal of Remote Sensing*, 24, pp. 2167-2189, 2003.
- [6] A.M. Dean, and G.M. Smith, "An evaluation of per-parcel land cover mapping using maximum likelihood class probabilities," *International Journal of Remote Sensing*, 24, pp 2905-2920, 2003.
- [7] N.R. Pal, and S.K. Pal, "A review on image segmentations techniques," *Pattern Recognition*, 26: 1277–1294, 1993.
- [8] O. El Kharki, D. Ducrot, and J. Mechbouh, "Cartographie automatique à partir des images satellites : Apprentissage automatique à partir d'une base de données terrain géoréférencée et d'une segmentation d'images" *Revue GeoObservateur N°20*, 2012.
- [9] JR. Jensen, "Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective," third edition. Upper Saddle River, NJ. p. 526, 2004.
- [10] Cocquerez, *Analyse d'images : filtrage et segmentation*, éditions Masson, Paris, 1995.
- [11] S. W. Myint, and al., "Per-pixel vs. object-based classification of urban land cover extraction using high spatial resolution imagery," *Rem. Sens. Environ.* 115(5), 1145–1161, 2011.
- [12] D. C. Duro, S. E. Franklin, and M. G. Dube , "A comparison of pixel-based and object-based image analysis with selected machine learning algorithms for the classification of agricultural landscapes using SPOT -5 HRG imagery," *Rem. Sens. Environ.* 118, 259–272, 2012.
- [13] Q. Yu et al., "Object-based detailed vegetation classification with airborne high spatial resolution remote sensing imagery," *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. 72(7), 799–811, 2006.
- [14] Z. Wang et al., "Object-oriented classification and application in land use classification using SPOT-5 PAN imagery," in *Geosci. Rem. Sens. Symp.*, Vol. 5, pp. 3158–3160, 2004.
- [15] R. Mathieu, J. Aryal, and A. K. Chong, "Object-based classification of Ikonos imagery for mapping large-scale vegetation communities in urban areas," *Sensors* 7(11), 2860–2880, 2007, <http://dx.doi.org/10.3390/s7112860>.
- [16] Fukunaga, "Introduction to Statistical Pattern Recognition". Academic Press, Boston, seconde edition, 1990.
- [17] J. Kim, B. Kim, and S. Savarese, "Comparison of image classification methods: K -nearest neighbor and support vector machines," in *Proc. 6th WSEAS Int. Conf. Circuits, Systems, Signal and Telecommunications*, Cambridge, pp. 133–138 2012.
- [18] T. Cover, and P. Hart, "Nearest-neighbor pattern classification," *IEEE Trans. Inf. Theory* 13(1), 21–27, 1967.