TELEDETECTION ET PHOTOGRAMMETRIE POUR L'ETUDE DE LA DYNAMIQUE DE L'OCCUPATION DU SOL DANS LE BASSIN VERSANT DE L'OUED CHIBA (CAP-BON, TUNISIE)

Anis Gasmi^{1,3}, Antoine Masse², Danielle Ducrot², Hédi Zouari³

1: Université de Tunis El Manar, Faculté des Sciences de Tunis (FST), Campus Universitaire 2092 El Manar Tunisie 2: Centre d'Etudes Spatiales de la Biosphère 18 av E.Belin - bpi 2801 - 31401 Toulouse cedex 9 France

3: Centre de Recherches et des Technologies des Eaux, Technopole Borj Cedria, BP 273, Soliman 8020, Tunisie

Résumé

L'article présente les résultats de l'étude de l'évolution spatiale et temporelle de l'occupation du sol dans le bassin de l'Oued Chiba (200 km²) situé au Nord-Est de la Tunisie. Cette analyse est fondée sur une classification de données de télédétection (images Landsat TM des années 1992, 2011 et une image ASTER de l'année 2001) et de photographies aériennes à l'échelle de 1/20 000 (des années 1962, 1974 et 1984). La méthode de classification des images satellites utilisées est un classifieur supervisé de type séparateur à vastes marges (SVM) avec un noyau gaussien.

L'analyse de l'occupation des sols sur une période de 49 ans se traduit par une augmentation de l'espace agricole (classe des cultures / jachères et la classe d'arboricultures) de 24 km² en 1962 à 75 km² en 2011. Ces changements d'occupation et d'utilisation du sol sont liés directement à la création du barrage de l'Oued Chiba en 1963.

Mots-clés: Télédétection, Photographies aériennes, Séparateurs à Vaste Marge, Occupation du sol, Bassin de l'Oued Chiba (Cap-Bon).

Abstract

The paper presents the results of the study of the spatial and temporal evolution of the land in the watershed of Oued Chiba (200 km²) in the North-Eastern Tunisia. This analysis is based on a classification of remote sensing data (Landsat images of the years 1992, 2011 and an ASTER image of 2001) and aerial photos at a scale of 1/20 000 (years 1962, 1974, 1984). The satellite image classification method used is a type supervised classifier Support Vector Machine (SVM) with Gaussian kernel.

Analysis of the land over a period of 49 years results in an increase in agricultural area (class of cultures / fallow and arboriculture class) of 24 km^2 in 1962 to 75 km^2 in 2011. These changes of occupation and land use are directly linked to the creation of the dam of the Oued Chiba in 1963.

Keywords: Remote sensing, Aerial photos, Support vector machine, Soil occupation, Watershed of Oued Chiba (Cap-Bon).

1. Introduction

L'Occupation et l'Utilisation du Sol (OUS) sont deux éléments-clés décrivant une région déterminée car ils permettent de connaître les tendances actuelles dues aux processus naturels et aux activités humaines. Au cours des dernières décennies, l'étude des changements de l'OUS est devenu un sujet de recherche de premier plan, puisqu'un changement dans l'OUS a été reconnu comme l'un des facteurs les plus importants de la modification de l'environnement à travers le monde (Xiao et al., 2006).

L'information géo-spatiale et multi-date sur les changements de l'OUS de la surface de la terre est importante pour n'importe quel type de programme de développement durable, dans lequel l'OUS sert comme l'une des principales données d'entrée. Ainsi, en matière de gestion des bassins versants, une bonne compréhension de la dynamique de l'OUS est fondamentale pour la planification de l'utilisation des terres en milieu rural, en particulier pour l'agriculture et la gestion durable du bassin versant.

Depuis plus de 40 ans, les images satellites et les photographies aériennes ont constitué une précieuse source d'informations pour la cartographie de la couverture terrestre et l'analyse de ces changements. Avec le développement rapide de ces techniques, il est devenu possible pour les chercheurs d'étudier la dynamique spatiale et temporelle de l'OUS (Gressin et al., 2014; Lambin et al., 2003; Serra et al., 2008). Les données satellites Landsat sont parmi les types de données les plus utilisés à l'échelle mondiale pour la cartographie de la couverture terrestre. Elles fournissent des images d'observation de la terre pour répondre à un large éventail de besoins d'information depuis 1972 (Williams et al., 2006). Les images Landsat peuvent être traitées pour représenter la couverture terrestre sur de grandes surfaces et sur de longues périodes, ce qui est unique et indispensable pour la surveillance, la cartographie et la gestion de l'OUS (Bi et al., 2013; USGS, 2016; Wulder et al., 2008). A partir de ces données satellitaires, des systèmes d'informations géographiques et des mesures du sol, il est possible d'améliorer la description et le traitement des états du sol (Ducrot et al., 2010).

Cet article analyse les changements de l'OUS sur une période de 49 ans au sein du bassin versant de l'Oued Chiba, situé au Nord-Est de la Tunisie. Plus précisément, les objectifs de l'étude sont :

- Identifier les classes d'occupation du sol à six différentes périodes entre 1962 et 2011 en utilisant des données de télédétection et la photogrammétrie; - Quantifier les changements de l'OUS à travers les systèmes d'informations géographiques (SIG) et assurer une meilleure gestion du bassin versant;

- Déterminer les causes des changements par comparaison spatiale des cartes de l'OUS produites.

2. Zone d'étude et Données

Le bassin de l'Oued Chiba, situé au Nord-Est de la Tunisie (Figure 1), couvre une superficie de l'ordre de 200 km², dont le périmètre est d'environ 62 km² et délimité par les coordonnées suivantes :

- Longitude : 10° 40' et 10° 54' Est
- Latitude : 36° 37' et 36° 46' Nord.

Il est limité à l'Ouest par Jebel Sidi Abderrahmane, au Nord et Nord-Est par le bassin versant de l'Oued Bou Dokhane et au Sud-Ouest par le bassin versant de l'Oued Korb.

Les données et les outils utilisés pour la réalisation de l'étude sont les suivants :

- Quatre séries de photographies aériennes qui datent respectivement des années 1962, 1974, 1984 et 2000 à l'échelle de 1/20 000. Le recouvrement longitudinal et latéral de ces photographies aériennes est respectivement de 60 % et 30 %.
- Les cartes topographiques (échelle 1 : 25 000 et 1 : 50 000) établies par l'OTC- Tunisie en 1988 à

partir des couvertures aériennes des années 1962 et 1984.

- Une image ASTER (Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer) acquise le 31 mai 2001.
- Deux images Landsat 5 TM (Thematic Mapper) acquises respectivement le 22 mai 1992 et le 20 juin 2011.
- Les logiciels de traitement d'images : ENVI, ERDAS/Imagine et les logiciels de traitement cartographiques : ArcGis et ArcView.

Les images satellitaires sont en mode multi-spectral. La résolution spatiale est de 15 à 30 mètres pour l'image ASTER, 30 mètres pour les images Landsat 5. Acquises en été, ces images ne contiennent pas de couverture nuageuse.

3. Approche méthodologique

Notre travail consiste à étudier l'évolution spatiotemporelle de l'occupation et l'utilisation du sol dans le bassin versant de l'Oued Chiba. Pour effectuer ce travail, nous avons suivi les étapes et les approches suivantes :

3.1. Traitement des photographies aériennes

3.1.1. Numérisation

Les photos aériennes ont été numérisées à haute résolution (600 dpi) en prenant soin de définir la zone



Figure 1 : Localisation géographique de la zone d'étude : Limite du bassin versant de l'Oued Chiba (rouge) superposée à une image Landsat (bandes spectrales TM3, TM2 et TM1 affichées en rouge, vert et bleu).

de numérisation et la lisibilité des marques fiduciaires (Figure 2). Après cette numérisation, les photos sont enregistrées sous format TIFF pour éviter les pertes d'information par compression.



Figure 2 : Exemple d'une photo aérienne scannée (échelle 1/20 000).

3.1.2. Orthorectification

Trois grandes étapes sont appliquées afin de rectifier les photographies aériennes des distorsions introduites par l'appareil photo, de la distorsion géométrique due aux reliefs ainsi que des erreurs d'échelle :

(a) La correction des paramètres liés au matériel à l'aide des paramètres des prises de vues. Cette opération est réalisée à l'aide d'un modèle de correction géométrique Camera. Nous avons choisi le type de modèle Camera "Frame Camera" qui est spécifique à l'ortho-rectification des photographies aériennes. Ce modèle nous a permis d'introduire la valeur de la focale et les coordonnées (X et Y en mm) des repères de fond de chambre relative à l'appareil photo. Cette opération permet de corriger l'orientation externe des photographies aériennes.

(b) La correction géométrique grâce à l'utilisation des points d'appui (GCP). Afin de redresser les orthophotos et les transformer dans la projection souhaitée (WGS 84 / UTM zone 32N), on a localisé des points visibles sur une image source (les photos aériennes) et les mêmes points sur la carte topographique déjà projetée et géoréférencée (image de référence). Cette étape permet d'établir l'orientation externe des photographies aériennes.

(c) L'orthorectification des photographies aériennes en utilisant un modèle numérique de terrain (MNT ou Digital Elevation Model : DEM) (Figure 3). Le MNT est créé à partir de la couverture ArcGIS des courbes de niveau de la carte topographique au 1/25 000 qui couvre la zone d'étude.

Les ortho-photos provenant de ces traitement présentent une uniformité géométrique avec une erreur quadratique moyenne inférieure à 2 mètres.



Figure 3 : Exemple d'ortho-photo obtenue après orthorectification.

3.1.2. Assemblage des photos ou mosaïquage

Une fois les photos aériennes géoréférencées, elles sont raccordées les unes aux autres automatiquement, en fonction de leur position exacte à la surface terrestre: c'est le mosaïquage. La mosaïque obtenue est un assemblage d'un ensemble de photos. Ce dernier permet non seulement d'avoir une vision globale de la zone d'étude mais aussi d'obtenir une base de données pour la réalisation de notre cartographie (Figure 4).

3.1.3. Analyse et interprétation

Au cours de cette phase d'analyse et d'interprétation, les traitements permettant de faire ressortir les différentes classes d'occupation des sols ont lieu. Elles sont réalisées sur la base d'une discrimination visuelle des éléments du paysage. Les différentes classes d'occupation du sol sont définies en fonction de leurs caractéristiques observables sur les photos. Son élaboration se fonde sur les caractéristiques des unités (structure/texture, forme, teinte et distribution spatiale), et sur les archives des données terrain provenant des Commissariats Régionaux au Développement Agricole (CRDA, Nabeul). Les classes retenues sont : la forêt, les broussailles, les arboricultures, les cultures et les jachères, la surface d'eau, la zone urbaine, les sols nus et les cactus.



Figure 4 : Mosaïque des ortho-photos : orthomosaïque.

3.1.4. Cartographie par interprétation visuelle

Les photographies aériennes d'archives, une fois rectifiées, géoréférencées et assemblées, sont une source potentielle d'informations sur la couverture du sol à l'époque donnée. Pour mieux comprendre les changements intervenus entre les années 1962, 1974 et 1984, il est nécessaire de délimiter les contours des zones homogènes et de les codifier suivant la classe d'occupation du sol à laquelle elles appartiennent. Ces contours ont été saisis manuellement à l'aide d'un logiciel SIG. Cette étape de vectorisation a permis non seulement d'élaborer des cartes sur la base des orthophotos mais aussi de calculer de façon automatique les superficies des différentes classes d'occupation du sol (Figure 5).



Figure 5 : Organigramme de la méthodologie de traitement des photos aériennes.

3.2. Traitement des images satellitaires

Pour l'utilisation des images de télédétection à des fins de cartographie de l'occupation et l'utilisation du sol dans la région d'étude, nous avons poursuivi les étapes suivantes :

- Prétraitements des images Landsat TM et ASTER.
- Classification supervisée de type SVM
- Traitements post-classification
- Intégration dans un SIG et analyse multi-date.

3.2.1. Prétraitements des images multidates

Les corrections géométriques, atmosphériques et radiométriques ont été appliquées à toutes les images utilisées. Les bandes ASTER du VNIR (bandes 1, 2 et 3N) ont été ré-échantillonnées à une résolution de 30 m pour correspondre à celle des bandes ASTER du SWIR. Ensuite, les bandes ASTER VNIR-SWIR (bande 1, 2,3N, 4, 5, 6, 7, 8 et 9) ont été combinées en un seul fichier. Enfin, toutes les images Landsat TM et ASTER

ont été géométriquement corrigées à la projection UTM (WGS 84) zone 32 Nord, avec une résolution spatiale de 30 mètres.

Les corrections atmosphériques et radiométriques ont été effectuées à l'aide du modèle FLAASH (Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes) du logiciel ENVI. FLAASH est fondé sur l'approche physique de l'atmosphère et de la spectroscopie décrite par le code de transfert radiatif MODTRAN4 (Siciliano et al., 2008). Les paramètres de la correction atmosphérique "FLAASH" sont les coordonnées géographiques du centre de la scène (latitude : 36.69°, longitude : 10.79°), le type de capteur, l'altitude du capteur : 705 km, la taille du pixel de l'image : 30 m, la date, l'heure d'enregistrement, le choix d'un modèle atmosphérique : "MODTRAN midlatitude summer" et d'aérosols : "MODTRAN rural model", la sélection de la valeur standard pour la visibilité atmosphérique : 40 km et l'élévation du sol : 0.2 km.

3.2.2. Classification supervisée

Actuellement, de nombreuses algorithmes de classification supervisées ont été développés pour la classification des images de télédétection telles que les images Landsat TM et ASTER utilisées dans notre étude, par exemples la méthode de maximum de vraisemblance (Maximum-Likelihood, ML) (Freund, 1992), la méthode d'angle spectral (Spectral Angle Mapper, SAM) (Kruse, 1993) et la machine à vecteurs de support (Support Vector Machine, SVM) (Vapnik, 1995). Parmi ces méthodes de classification, la méthode SVM est largement utilisée dans une variété d'applications de reconnaissance de formes (Yu et al., 2012). Dans le domaine de la télédétection. la SVM a été développée pour atteindre un niveau de précision de classification plus élevé que les autres méthodes telles que le classificateur de maximum de vraisemblance (MLC), le classificateur de réseaux neuronaux (NN), etc. (Kavzoglu et al., 2009; Naguib et al., 2009; Oommen et al., 2008; Yu et al., 2012). En outre, la méthode SVM est très populaire au sein de la communauté du traitement d'images (Habib et al., conséquence, 2009). En cette méthode de classification supervisée dite des Séparateurs à Vastes Marges (Support Vector Machine, SVM) (Vapnik, 1995) a été utilisée pour la cartographie de l'occupation du sol dans le bassin versant de l'Oued Chiba à partir des images Landsat TM et ASTER.

La Machine à Vecteurs de Support (SVM) repose sur un algorithme d'apprentissage supervisé fondé sur la théorie d'apprentissage statistique. L'objectif de la SVM est de déterminer un hyperplan qui sépare deux classes de facon optimale et maximise la distance entre elles. Cette méthode repose sur deux notions principales : la notion de marge maximale et la notion de projection (Figure 6). L'élément important du SVM est qu'il repose sur l'utilisation d'une fonction novau. Il existe un nombre très important de noyaux utilisés dans la littérature, dont plusieurs sont proposés pour la classification des images de télédétection. Parmi les noyaux de l'SVM, on peut citer le noyau linéaire, le noyau gaussien (RBF) qui est le plus fréquemment utilisé, le novau polynomial et le novau sigmoïdal. Dans ce travail, l'algorithme d'apprentissage supervisé SVM avec son noyau gaussien a été appliqué pour réaliser des classification de l'occupation du sol sur le bassin versant en utilisant le logiciel ENVI. Le noyau gaussien (Gaussian Radial Basic Function Kernel, RBF) possède des paramètres permettant d'ajuster la précision du résultat de classification. Sous le logiciel ENVI, ces hyper-paramètres sont le «penalty parameter : C» et le «Gamma in kernel function : y». L'optimisation des hyper-paramétres a été réalisé en utilisant une grille de recherche des paramètres (y, C).

Des données de vérité terrain acquises à partir des connaissances de la zone d'étude et par les observations directes sur le terrain fournies par les archives du commissariat régional au développement agricole ont été utilisées pour sélectionner les données d'entraînement et de validation. Un jeu de 300 pixels a été a été utilisé pour définir chaque classe d'occupation du sol. Ce jeu de données est divisé en deux : les données d'apprentissage (2/3) et les données de validation (1/3).



Figure 6 : Machines à vecteurs de support (SVM) : Hyperplan, la marge et les vecteurs de supports (Kavzoglu et al., 2009).

3.2.3. Evaluation quantitative postclassification

La performance de la classification a été évaluée en utilisant des matrices de confusion (Story et Congalton, 1986). Cette matrice de confusion est un outil permettant de mesurer la concordance entre un ensemble d'éléments observés et un ensemble d'éléments de référence (Masse et al., 2012). Ici les éléments observés correspondent aux pixels issus de la classification et les éléments de référence à nos échantillons de vérification.

3.2.4. Intégration dans un SIG et analyse multidate

Afin de réaliser une analyse de la dynamique de l'occupation du sol, les images raster résultantes de la classification supervisée sont converties sous la forme vectorielle. Les différentes couches d'information provenant des différents traitements : (i) des cartes thématiques de l'OUS issues des images satellites, (ii) des cartes de l'OUS obtenues à partir des ortho-photos aériennes, (iii) des cartes topographiques (échelle 1 : 25 000 et 1 : 50 000) et (iv) des données de terrain sont intégrées dans le logiciel ArcGis. Après l'étape d'intégration dans le SIG, cette base de données a permis le repérage, la comparaison et l'analyse spatiale de l'OUS dans le bassin versant de l'Oued Chiba.

4. Résultats et discussion

Avant d'utiliser les résultats de la classification d'images satellitaires et des photographies aériennes pour la cartographie de la dynamique de l'occupation des sols dans le bassin de l'Oued Chiba, nous avons voulu évaluer leur validité en testant les résultats par rapport aux données de terrain provenant des Commissariats Régionaux au Développement Agricole (CRDA, Nabeul). Ces données sont indépendantes des données d'apprentissage.

Nous avons généré une matrice de confusion pour évaluer les cartes d'occupation des sols produites (Tableau 1). L'indice *Overall Accuracy* de la performance de la classification des images des différentes années 1992, 2001 et 2011 est respectivement de 77,51%, 69,12% et 79,5%, avec un coefficient kappa égal à 0,72, 0,63 et 0,76.

n° 215 (juillet 2017)

Malgré ce bon résultat statistique, le problème de séparation entre certains thèmes reste posé, car il est difficile d'obtenir des frontières nettes par une simple classification. Les données présentées dans le tableau 1 montrent que la classe des plans d'eau possède la performance de la classification la plus élevée. Les principales confusions dans le domaine de la végétation se situent entre la forêt et les parcelles d'arboricultures

Les données de référence en (Pixels)									Précision de classification (%)	
Les classes		Forêt	Cultures /jachères	Sol nu	Brous- sailles	Eau	Arbori- cultures	Maisons	Exactitude des producteurs	Exactitude des utilisateurs
Données de l'année 1992	Forêt	47	0	0	3	0	23	0	47,22	36,69
	Cultures et jachères	1	85	5	1	0	1	0	84,95	85,87
	Sol nu	1	2	84	2	0	0	27	84,17	78,91
	Broussailles	3	5	0	88	0	4	0	88,31	90,27
	Eau	0	0	0	0	100	0	0	100	100
	Arboricultures	48	8	0	6	0	72	0	71,63	77,51
	Maisons et construction	0	0	11	0	0	0	73	73,24	80
Données de l'année 2001	Forêt	47	0	0	6	0	13	0	46,84	79,46
	Cultures et jachères	2	81	15	5	0	7	0	81,34	71,71
	Sol nu	1	3	72	10	0	1	23	71,92	72,84
	Broussailles	8	6	0	68	0	9	0	68,20	73,38
	Eau	0	0	0	0	100	0	0	100	100
	Arboricultures	42	10	1	11	0	70	0	70,12	43
	Maisons et construction	0	0	12	0	0	0	77	76,53	80,21
Données de l'année 2011	Forêt	52	0	0	5	0	29	0	52,46	62,34
	Cultures et jachères	1	87	3	3	0	1	0	87,25	89,45
	Sol nu	1	1	85	1	0	0	7	84,75	89,69
	Broussailles	11	5	0	84	0	2	0	84,39	81,63
	Eau	0	0	0	0	100	0	0	100	100
	Arboricultures	35	7	0	7	0	68	0	68	58,99
	Maisons et construction	0	0	12	0	0	0	93	92,59	87,72

Tableau 1 : Matrices de confusion et performance globale de la classification des images satellitaires des années 1992, 2001 et 2011.

Elles se traduisent par des valeurs basses d'exactitude des producteurs et des utilisateurs (Tableau 1). Ces résultats sont influencés par la qualité de la classification. Dans le domaine du minéral, les confusions se situent entre les zones d'habitations et les sols nus à forte teneur en chaux.

L'analyse des images satellitaires et des photographies aériennes a permis d'élaborer des cartes de l'occupation des sols du bassin versant de l'Oued Chiba (Figure 7). Huit principaux types d'occupation des sols ont été distinguées : 1) Forêt claire, 2) Cultures et jachères, 3) Arboricultures, 4) Broussailles, 5) Maison et construction, 6) Surface d'eau, 7) Cactus et 8) Sols nus. La distribution spatiale de ces classes est indiquée en figure 7. Les statistiques de la figure 8 représentent la superficie totale de chaque classe de l'occupation des sols pour chaque année d'études.

Sur l'ensemble de la période d'étude dans le bassin versant de l'Oued Chiba, la plus grande surface est occupée par les sols nus, bien que les sols nus montrent une tendance à la baisse au fil du temps (de 75% à 45%). En 2011, la superficie des terres agricoles a augmenté de manière significative, ce qui entraîne la classe contenant l'agriculture à devenir la deuxième plus vaste occupation des sols dans le bassin versant (Figure 8).



Figure 7 : Cartes de l'occupation des sols du bassin versant de l'Oued Chiba.

Ainsi, les arboricultures et les cultures et jachères occupant respectivement 24% et 13% de la superficie totale. Les terres agricoles sont principalement situées dans les plaines, région Sud-Est du bassin versant. Ce pourcentage des terres agricoles est susceptible d'être le résultat des projets de remise en état des terres. La classe de forêt claire, broussailles et maisonconstruction représentent les pourcentages les plus faibles de l'ensemble des catégories de l'occupation des sols pour toutes les années d'études. L'ensemble de ces classes n'a pas subi de changement significatif. La surface d'eau du barrage de l'Oued Chiba n'a pas été observée en 1962, puisque la création du barrage est réalisée en 1963. Un zoom sur la zone centrale du bassin versant permet de mettre en évidence l'évolution de la surface d'eau du barrage de l'Oued Chiba et la forêt claire pour chaque année d'études (Figure 9).







Figure 9 : Zoom sur la zone du barrage de l'Oued Chiba (au centre du bassin versant).

5. Conclusion

À travers ce travail, nous avons essayé en utilisant les données de télédétection, les photographies aériennes et les données recueillies auprès des institutions locales, d'étudier et d'analyser la dynamique spatiale et temporelle de l'occupation des sols dans le bassin versant de l'Oued Chiba.

La création du barrage de l'Oued Chiba en 1963 et les projets de remise en état des terres qui ont eu lieu au cours des dernières décennies ont évidemment influencé les changements de l'occupation des sols dans la zone d'étude. En particulier, il y a eu une augmentation importante dans les zones utilisées pour les terres agricoles, ainsi qu'une augmentation légère dans les agglomérations rurales, alors que les sols nus ont diminué. Ces changements dans l'occupation et l'utilisation des sols, qui reflètent les politiques régionales et l'impact des activités humaines sur la zone, ont donné lieu à une production agricole accrue.

Les données de télédétection, les photographies aériennes, les SIG et les données de terrain peuvent donc être utilisées efficacement pour comprendre la dynamique spatiale et temporelle des changements de l'occupation et l'utilisation des sols. Les cartes de l'occupation des sols du bassin versant de l'Oued Chiba, produites dans cette étude, contribueront à la fois à l'élaboration des décisions en matière d'aménagement durables ainsi que pour prévoir les changements futurs possibles par modélisation.

Remerciements

Les auteurs veulent remercier les Commissariats Régionaux au Développement Agricole (CRDA, Nabeul, Tunisie), le Centre de Recherches et Technologies des Eaux (CERTE, Tunisie) et le Centre d'Etudes Spatiales de la Biosphère (CESBio, Toulouse, France) pour avoir mis à disposition des données de terrain et une assistance matérielle.

Références

- Bi, V.H.NG., Saley, M.B., Talla, N., Fotsing, J., Affian, K., Tonye, E., 2013. Apport de la télédétection à l'analyse de la dynamique de l'occupation du sol à partir d'une utilisation couplée d'un modèle de Markov et d'un automate cellulaire. Cas du département de Sinfra (centre-ouest de la Côte d'Ivoi). Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection, 204: 13-22.
- Ducrot, D., Masse, A., Ceschia, E., Marais-Sicre, C., Krystof, D., 2010. A methodology for the detection of land cover changes : application to the Toulouse southwestern region, Proc. SPIE 7830, Image and Signal Processing for Remote Sensing XVI, 78301J.
- Freund, J., 1992. Mathematical Statistics, 5, New Jersey, Prentice Hall.
- Gressin, A., Mallet, C., Paparoditis, N., Vincent, N., 2014. Mise à jour d'une base de données d'occupation du sol à partir d'une image satellite très haute résolution: application aux données Pléiades. Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection, 208: 5-10.
- Habib, T., Inglada, J., Mercier, G., Chanussot, J., 2009. Support Vector Reduction in SVM Algorithm for Abrupt Change Detection in Remote Sensing. IEEE geoscience and remote sensing letters, 6 (3): 606– 610.
- Kavzoglu,T., Colkesen, I., 2009. A kernel functions analysis for support vector machines for land cover classification. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 11: 352–359.
- Kruse, F.A., Lefkoff, A.B., Boardman, J.B., Heidebrecht, K.B., Shapiro, A.T., Barloon, P.J., Goetz, A.F.H., 1993. The Spectral Image Processing System (SIPS) - Interactive Visualization and Analysis of Imaging spectrometer Data. Remote Sensing of the Environment, 44: 145-163.
- Lambin, E.F., Geist, H., Lepers, E., 2003. Dynamics of land use and cover change in tropical regions. Annual Review of Environment and Resources, 28: 205–241.

- Masse, A., Ducrot, D., Marthon, P., 2012. Evaluation of supervised classification by class and classification characteristics. Proceedings of SPIE, 8390, 83902R.
- Naguib, A.M., Farag, M.A., Yahia, M.A., Ramadan, H.H., Abd Elwahab, M.S., 2009. Comparative study between support vector machines and neural networks for lithological discrimination using hyperspectral data. Egypt Journal of Remote Sensing and Space Science, 12: 27–42.
- Oommen, T., Misra, D., Twarakavi, N.K.C., Prakash, A., Sahoo, B., Bandopadhyay, S., 2008. An objective analysis of support vector machine based classification for remote sensing. Mathematical Geosciences, 40: 409–424
- Serra, P., Pons, X., Sauri, D., 2008. Land-cover and land-use change in a Mediterranean landscape: a spatial analysis of driving forces integrating biophysical and human factors. Applied Geography, 28: 189–209.
- Siciliano, D., Wasson, K., Potts, D.C., Olsen, R.C., 2008. Evaluating hyperspectral imaging of wetland vegetation as a tool for detecting estuarine nutrient enrichment. Remote Sensing of Environment, 112: 4020–4033.
- Story, M., et R.G. Congalton., 1986. Accuracy assessment: A user's perspective. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing 52: 397-399.
- USGS, 2016, Landsat—Earth observation satellites (ver. 1.1, August 2016): U.S. Geological Survey Fact Sheet 2015–3081.
- Vapnik, V.N., 1995. The Nature of Statistical Learning Theory. Springer-Verlag, New York.
- Williams, D.L., Goward, S., Arvidson, T., 2006. Landsat: yesterday, today, and tomorrow. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 72(10): 1171– 1178.
- Wulder, M.A., White, J.C., Goward, S.N., Masek, J.G., Irons, J.R., Herold, M., et al., 2008. Landsat continuity: Issues and opportunities for land cover monitoring. Remote Sensing of Environment, 112(3): 955-969.
- Xiao, J., Shen, Y., Ge, J., Tateishi, R., Tang, C., Liang, Y., 2006. Evaluating urban expansion and land use change in Shijiazhuang, China, by using GIS and remote sensing. Landscape and Urban Planning, 75 (1-2): 69–80.
- Yu, L., Porwal, A., Holden, E.J., Dentith M.C., 2012. Towards automatic lithological classification from remote sensing data using support vector machines. Computers & Geosciences 45: 229–239.