



HAL
open science

Application d'une méthode de classification orientée objet pour la cartographie de l'occupation du sol : résultats sur ASTER et Landsat ETM

Christina Corbane, Nicolas Baghdadi, Stéphane Chevrel

► To cite this version:

Christina Corbane, Nicolas Baghdadi, Stéphane Chevrel. Application d'une méthode de classification orientée objet pour la cartographie de l'occupation du sol : résultats sur ASTER et Landsat ETM. *Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection*, 2004. hal-02924115

HAL Id: hal-02924115

<https://hal.inrae.fr/hal-02924115>

Submitted on 27 Aug 2020

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

See discussions, stats, and author profiles for this publication at: <https://www.researchgate.net/publication/236882297>

Application d'une méthode de classification orientée objet pour la cartographie de l'occupation du sol : résultats sur ASTER et Landsat ETM

Article in *Revue Francaise de Photogrammetrie et de Teledetection* · January 2004

CITATIONS

9

READS

1,350

5 authors, including:



Christina Corbane

European Commission

107 PUBLICATIONS 1,214 CITATIONS

[SEE PROFILE](#)



Nicolas Baghdadi

French National Institute for Agriculture, Food, and Environment (INRAE)

409 PUBLICATIONS 5,880 CITATIONS

[SEE PROFILE](#)



Stephane Chevrel

MinPol

173 PUBLICATIONS 1,381 CITATIONS

[SEE PROFILE](#)

Some of the authors of this publication are also working on these related projects:



Soil Moisture and Irrigation Mapping in A Semi-Arid Region, Based on the Synergetic Use of Sentinel-1 and Sentinel-2 Data [View project](#)



Sierra Nevada Global Change Observatory [View project](#)

Corbane C., **Baghdadi N.**, Hosford S., Somma J., and Chevrel S., 2004. Application d'une méthode de classification orientée objet pour la cartographie de l'occupation du sol : résultats sur ASTER et Landsat ETM. *Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection (RFPT)*, no. 175, pp. 13-26.

APPLICATION D'UNE METHODE DE CLASSIFICATION ORIENTEE OBJET POUR LA MISE A JOUR D'UNE CARTE D'OCCUPATION DU SOL : RESULTATS SUR ASTER ET LANDSAT ETM

CORBANE Christina¹, BAGHDADI Nicolas², HOSFORD Steven², SOMMA Janine³
& CHEVREL Stéphane²

¹ Institut National de la Recherche Agronomique (INRA), Laboratoire d'étude des Interactions entre Sol, Agrosystème et Hydrosystème, UMR LISAH ENSA-INRA-IRD, 2 Place Pierre Viala, 34060 Montpellier Cedex 1, France

² Bureau de Recherches Géologiques et Minières (BRGM), 3 av. C. Guillemin, B.P. 6009, 45060 Orléans cedex 2, France

³ Laboratoire de télédétection, département de géographie, Université Saint-Joseph, B.P. 175 208, Beyrouth, Liban

Résumé

Cette étude propose une analyse de l'utilisation des images multispectrales ASTER et Landsat ETM en vue d'une mise à jour de la carte d'occupation du sol d'un bassin versant au Liban. Elle vise à évaluer les performances et les limitations d'une méthode de classification objet par rapport à une méthode de classification par pixel selon l'algorithme de maximum de vraisemblance. Elle traite non seulement des principaux aspects de la classification objet et de l'incorporation de la notion d'entités homogènes mais elle aborde également la question des classificateurs flous et du principe de segmentation de l'image en entités homogènes préalable à l'opération de classification. En comparaison avec les résultats des classifications obtenus sur l'image Landsat ETM et en considérant les deux méthodes appliquées (classification objet et classification pixel), l'amélioration de la précision moyenne d'environ 15.3%, induite par l'utilisation de l'image ASTER, est révélatrice de la meilleure adéquation de ce type d'image à la classification de l'occupation du sol. De même, le coefficient Kappa montre la supériorité de l'image ASTER et de la classification objet par rapport à l'image Landsat et la classification pixel par pixel (0.86 pour ASTER et 0.68 pour Landsat selon la classification objet contre 0.71 et 0.60, respectivement selon la classification par pixel), malgré les limitations et les difficultés propres à la technique objet adoptée.

Mots-clés : Images multispectrales, ASTER, Classification objet, Segmentation, Logique floue, Liban

Abstract: *Application of an object oriented approach in order to update a land use map: Results obtained on ASTER and Landsat ETM images*

This study proposes an analysis of the use of multi-spectral imagery from the satellite borne sensors ASTER and Landsat ETM aimed at updating the land use map of an experimental watershed. Another issue addressed by this paper is the evaluation of the performance of object based approaches in the classification process. The main aspects of supervised classification are discussed in addition to fuzzy logic classifiers and the incorporation of the concept of image segmentation into homogenous regions. The purpose of this study is to evaluate the performance and the limitations of object-based classification and to compare the results to those obtained by the traditional pixel-based methods. The pixel-based image analysis and object-based image analysis concepts and procedures were performed on ASTER and Landsat images. A mean accuracy improvement of 15.3 % resulting from the use of ASTER demonstrates the efficiency and the improved suitability of this multi-spectral sensor in land use mapping. Accuracy assessment results from the object image analysis approach obtained a higher kappa coefficient (0.86) than the pixel based image analysis approach with a kappa coefficient of 0.71. The classification of a multi-spectral image segmented into objects should provide more realistic results than treating pixels as individual observations, independently from their neighbourhood, despite the deficiencies and the difficulties related to this technique.

Key-words: *Multi-spectral imagery, ASTER, Object classification, Segmentation, Fuzzy logic, Lebanon*

1. Introduction

La modélisation des changements environnementaux ainsi que la mise en place d'initiatives de gestion rationnelle des ressources naturelles et humaines dans les domaines de l'aménagement du territoire et de la politique de développement passent par une meilleure connaissance de la couverture et de l'occupation du sol. C'est dans cette optique que se fait ressentir le besoin croissant de pouvoir classifier et décrire avec précision la couverture et l'occupation du sol afin d'organiser l'espace et de préserver les zones naturelles.

Actuellement, la télédétection est l'outil de prédilection pour la spatialisation de l'information et pour la mise à jour des cartes géographiques en particulier les cartes d'occupation du sol.

Depuis plus de deux décennies, on assiste à un accroissement spectaculaire des variétés de capteurs s'accompagnant d'un essor du nombre d'applications dans divers domaines de la recherche. Néanmoins, l'expansion du champ d'applications ne signifie pas systématiquement une amélioration des résultats opérationnels tant que les concepts et les paradigmes régissant l'interprétation des images demeurent centrés sur l'analyse des pixels isolés. Les progrès dans les méthodes utilisant l'approche pixel sont incontestables, mais les limitations qu'ils présentent sont encore plus prononcées. Un des problèmes liés à cette approche résulte du fait qu'une proportion substantielle du signal émanant en apparence d'une surface représentée par un pixel provient, effectivement, des pixels voisins (Schiewe et al., 2001). Considérée comme étant un concept central en géographie, la notion de contexte spatial n'est pas jusqu'à présent entièrement intégrée aux processus de traitements d'images (le contexte spatial étant défini par les relations topologiques qui existent entre des éléments voisins). Avec l'avènement de l'imagerie multispectrale, et l'apport d'un plus grand nombre d'informations, l'analyse de l'image est devenue un processus encore plus complexe et le recours à des méthodes incorporant le contexte spatial s'est avéré indispensable pour une meilleure exploitation du contenu informatif des données satellitaires (Blaschke et al., 2001).

Récemment, l'utilisation des images à très haute résolution a fait appel à de nouvelles techniques qui prennent en compte le contexte spatial et la position relative des unités d'observation (les pixels). Celles-ci permettent de déduire des propriétés relevant de la dimension spatiale telles que les relations de voisinage et la géométrie des objets accroissant ainsi les capacités d'extraction du contenu sémantique des images (Caloz et al., 2001). Ces techniques reposent sur la segmentation des images en régions ou entités homogènes selon des critères d'homogénéité fondés sur des attributs tels que la forme, la texture, la radiométrie, etc. (Mansor et al., 2002). Les règles de décision utilisées pour une telle opération incluent non seulement les paramètres spectraux mais aussi les paramètres spatiaux. La primitive sémantique n'est donc plus représentée par un unique pixel mais par un ensemble de pixels adjacents et homogènes qui définissent un objet ou une entité.

L'analyse et le traitement des données images selon

une approche objet, qui considère non seulement les propriétés radiométriques mais aussi les caractéristiques spatiales d'un ensemble de pixels homogènes, fournit une information supplémentaire au processus de classification. Dans cette perspective, la segmentation, est le processus heuristique qui permet de générer des objets images par le regroupement de pixels contigus selon des critères d'homogénéité dépendant des caractéristiques radiométriques et spatiales des pixels. La gestion de la complexité des propriétés inhérentes aux objets ainsi générés en vue d'une classification ultérieure de l'image segmentée peut être effectuée par la procédure de logique floue. Les règles de décision moyennant la logique floue contribuent à la réduction de la complexité par la condensation des caractéristiques décrivant les classes en un ensemble de fonctions d'appartenance (Kok et al., 1999). Elles apportent également une aide substantielle au processus de regroupement des objets spatiaux en classes sémantiques grâce à la synergie des propriétés spectrales, de l'influence des objets voisins et de la connaissance de l'expert qui s'y trouve intégrée.

En exploitant les images ASTER et Landsat ETM, nous avons confronté deux méthodes de classification des images multispectrales : La méthode usuellement employée pour la classification des images et qui s'appuie sur une approche pixel et la méthode, récemment appliquée au traitement des images satellites, qui se base sur une approche objet. Cet article évoque ainsi les capacités et les limitations de l'approche objet appliquée à la classification des images multispectrales. A cet effet, le logiciel d'analyse d'images ERDAS a été utilisé pour la classification de pixels isolés. Pour la classification selon une approche objet, nous avons testé le logiciel eCognition dont la technologie est basée principalement sur l'implémentation d'outils de segmentation des images et de classification réalisée selon la logique floue. Par la mise en œuvre de cette technique, nous tenterons donc de voir quels sont les nouveaux concepts et les mécanismes qui rentrent en jeu dans la réalisation de la classification selon l'approche objet en essayant de comparer les résultats à ceux obtenus par le classificateur de maximum de vraisemblance.

L'intérêt de la comparaison des résultats obtenus par les deux méthodes d'appréhension et de classification des images multispectrales est d'optimiser l'extraction de l'information nécessaire à l'établissement et à la mise à jour de la carte d'occupation du sol sur un bassin versant au Liban.

2. Site d'étude

La zone d'étude est centrée sur le bassin versant du Nahr Beyrouth qui est l'un des nombreux fleuves côtiers du Liban (figure 1). Ce bassin occupe une superficie totale d'environ 200 km² et il culmine à environ 2000m d'altitude (35°50'38"E ; 34°07'46"N). Le relief est très irrégulier; les versants abrupts entaillés par des vallées profondes, tortueuses et souvent encaissées contrastent avec la plaine côtière étroite. Les utilisations du sol prédominantes dans ce secteur sont représentées essentiellement par les forêts et les terrains boisés jusqu'à 1500 m d'altitude. L'agriculture quant à elle,

occupe les rares élargissements des vallées (Somma et al., 1997).

Une large partie de la surface du bassin est composée de sols rocheux avec peu de terres arables comparées à l'étendue des zones recouvertes de végétation herbacée. L'amont du Nahr connaît une dispersion de villages de plus ou moins grande importance tandis que l'aval est soumis à une forte concentration urbaine et industrielle qui empiète sur les parcelles agricoles. Avant de se déverser dans la mer méditerranéenne, le fleuve parcourt sur ces derniers kilomètres des zones densément urbanisées où il est entièrement canalisé.

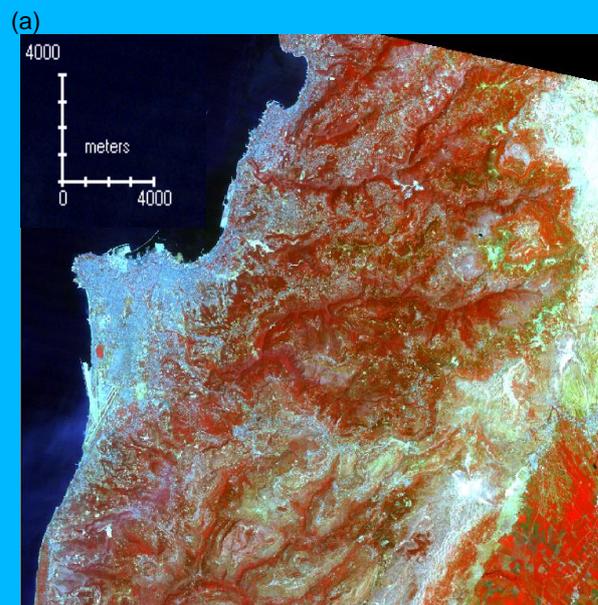
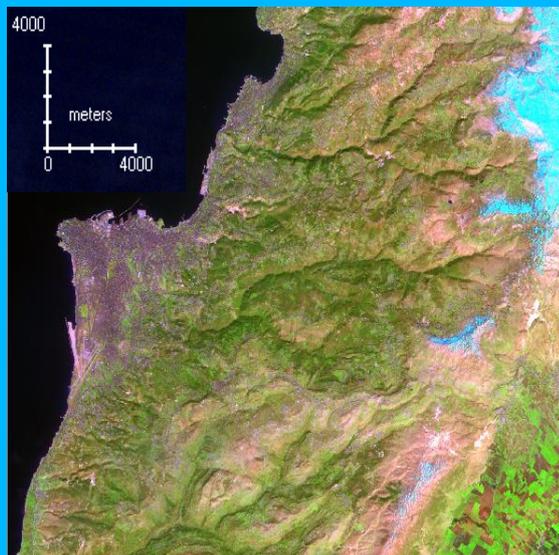


Figure 1 : Localisation du site d'étude.

3. Les données disponibles

3.1 Interprétation visuelle des images

Les données utilisées dans le cadre de cette étude proviennent des capteurs multispectraux ASTER et Landsat ETM acquises respectivement le 21 mars 2001 et le 15 mai 2001 (figure 2). Le tableau 1 montre les caractéristiques spectrales et spatiales des deux capteurs.



(a)
Figure 2 : Sous- images ASTER (a) et Landsat ETM (b) affichées en mode RGB (combinaison (4,3,1) et (3,2,1), respectivement).

Capteur	Couverture Spectrale (μm)	Résolution Spatiale	
Landsat ETM+	Visible au Proche Infrarouge	TM1 0.45 – 0.52	30 m
		TM2 0.52 – 0.6	
		TM3 0.63 – 0.69	
		TM4 0.76 – 0.9	
	SWIR	TM5 1.55 – 1.75	30 m
		TM7 2.09 – 2.35	
Infrarouge Thermique	TM6 10.42 – 12.5	60 m	
Panchromatique	0.52 – 0.90	15 m	
ASTER	Visible au Proche Infrarouge	1 0.52 – 0.6	15 m
		2 0.63 – 0.69	
		3 0.76 – 0.86	
	SWIR	4 1.6 – 1.7	30 m
		5 2.145 – 2.185	
		6 2.185 – 2.225	
		7 2.235 – 2.285	
		8 2.295 – 2.365	
		9 2.36 – 2.43	
	Infrarouge Thermique	10 8.125 – 8.475	90 m
		11 8.474 – 8.825	
		12 8.925 – 9.275	
		13 10.25 – 10.95	
		14 10.95 – 11.65	

Tableau 1 : Caractéristiques spectrales et spatiales des deux capteurs ASTER et Landsat ETM.

3.2 Définition des classes d'occupation du sol

La démarche suivie pour la classification comporte plusieurs étapes initialisées par une définition des classes d'occupation du sol que l'on souhaite rechercher dans l'image. Le choix des classes s'est fait, suite à trois campagnes de terrain réalisées sur le site d'étude en décembre 2002. Lors de ces campagnes, nous avons utilisé un GPS portatif, une sortie papier des images satellitaires, et des cartes topographiques. La mise en correspondance des données relevées sur le terrain et d'une composition colorée dans le visible et le proche infrarouge réalisée sur l'image ASTER apporte une information intéressante sur les différents types de couverture du sol. La nomenclature adoptée trouve sa source dans la carte d'occupation du sol réalisée par la FAO en 1997 ainsi que dans le guide de « Corine Land Cover ».

En effet, on distingue deux classes correspondant aux zones urbanisées : le tissu urbain continu et discontinu. La distinction entre ces deux catégories est assez délicate. Le tissu urbain continu correspond essentiellement aux agglomérations urbaines côtières. Tandis que le tissu urbain discontinu peut se rencontrer aussi bien en périphérie des zones d'agglomérations denses qu'au niveau des régions rurales. Il est

reconnaissable à un mitage de zones de bâti sur les surfaces végétalisées ou constituées de sol nu. Deux autres classes relevant de la végétation naturelle ont été séparées en : forêt dense et forêt clairsemée. Toute formation végétale composée d'arbres mais aussi d'arbustes et de buissons avec une prédominance d'espèces forestières de conifères a été répertoriée sous le thème de forêt dense. La forêt clairsemée correspond aux surfaces recouvertes par un mélange d'arbres forestiers épars et de végétation buissonnière et de plantes herbacées. Ces formations peuvent, en effet, résulter de la dégradation de la forêt. Les zones de sol nu sont séparées en deux classes distinctes : le sol nu blanc et les sols bruns plus connus sous le nom de terra rossa. Le thème de sol nu blanc correspond aux zones artificialisées tout en n'étant pas construites comme les espaces en construction et les zones d'excavation et de sol remanié. Les surfaces d'extraction de matériaux (les carrières à ciel ouvert) entrent également sous cette rubrique. La roche nue avec les hauts plateaux dénudés et les falaises a été identifiée sous la nomenclature d'affleurement rocheux et une classe distincte comprenant les espaces ouverts à végétation épars est pareillement répertoriée. Une classe a été retenue pour la neige qui couvre une plus ou moins grande surface sur les hauts plateaux du Mont-Liban et une autre pour les zones d'eau libre. Les territoires agricoles sont difficilement séparables à partir d'une analyse monodate.

Dans une première étape, les images ont été géoréférencées afin de permettre une meilleure comparaison des résultats en fin de traitements. A cet égard, la projection Lambert Conique Conforme, caractéristique des cartes topographiques du Liban a été utilisée pour le géoréférencement des images.

Une série d'améliorations de contrastes par rehaussements radiométriques et spectraux a été appliquée à l'image. L'indice de végétation normalisé, NDVI s'est révélé le plus opportun pour l'établissement d'une séparation entre les différents types de cultures notamment dans les parcelles complexes ainsi que pour la discrimination végétal/minéral. Nous avons pu ainsi distinguer deux classes correspondant aux cultures permanentes et deux autres relevant des sols cultivés. Nous entendons par culture permanente toute sorte d'arbres et d'arbustes fruitiers, de vergers et d'oliveraies. La classe de culture permanente 1 est associée, principalement, aux surfaces plantées d'oliviers ou de vignes ainsi que celles qui sont recouvertes de vergers. Les surfaces plantées d'arbres fruitiers en association avec des surfaces herbacées ou occupées par des champs abandonnés rentrent sous la rubrique de culture permanente 2. Les deux classes de sol cultivé 1 et 2 correspondent aux systèmes cultureux et parcelles complexes différents par le degré d'humidité. Ces zones sont constituées essentiellement de terres arables où l'on observe une juxtaposition de parcelles de cultures annuelles diversifiées et de sol récemment labouré.

3.3 Choix des sites d'entraînement

La classification supervisée consiste à diviser l'espace spectral en différentes classes par le recours à des sites d'entraînement. Etant donné que la classification objet moyennant l'algorithme du plus proche voisin permet la sélection d'objets échantillons (sample objects) issus de la segmentation préalable de l'image, pour chacune des classes d'occupation du sol,

nous avons procédé au choix des sites d'entraînement sur les images segmentées. Ceux-ci ont été validés par rapport à la carte de l'occupation du sol réalisée par la FAO ainsi que par rapport aux campagnes de terrain.

Pour les classes inchangées sur les deux images (i.e. les classes de tissu urbain, de forêt dense et clairsemée), les sites d'entraînements sont issus de la segmentation de l'image ASTER, tandis que pour les classes qui varient d'une image à l'autre (i.e. neige, sol cultivé), il est nécessaire d'appliquer à chaque image, des sites d'entraînements choisis sur l'image correspondante. Par la suite, ces sites ont été divisés en deux groupes. Le premier a servi aux classifications et le second à la validation des classifications. Cette deuxième étape permet d'apprécier la pertinence de chacune des classifications. Pour étudier les performances de nos classifications, nous avons établi les matrices de confusion qui permettent de connaître le pourcentage de pixels bien classés par rapport à la réalité de terrain. A partir de ces matrices, nous avons utilisé deux estimateurs de précision : la précision moyenne et le coefficient Kappa qui est un estimateur de précision robuste puisqu'il prend en compte la précision propre à un objet ainsi que les confusions associées à cet objet.

4. Classification

4.1 Classification selon la méthode objet

4.1.1 Image ASTER

Dans une approche objet, la classification requiert une étape préliminaire qui est celle de la segmentation de l'image.

La segmentation d'une image a pour but la création de segments images d'une homogénéité maximale (Pekkarinen, 2002). Le principe consiste, en fait, en une agrégation progressive des pixels selon les critères d'adjacence et de similarité d'un paramètre de couleur et/ou de forme déterminé par l'utilisateur. La procédure de la croissance de région mise en œuvre par le logiciel eCognition utilise une approche ascendante qui part d'un pixel objet ou germe pour aboutir à la naissance de région. De proche en proche les pixels sont agrégés en plusieurs étapes séquentielles (successives) selon des critères d'homogénéité définis par l'analyste. Ces critères permettent de déterminer quels sont les attributs d'hétérogénéité relatifs aux objets images qu'il faudrait minimiser lors de la segmentation. L'algorithme de segmentation implanté dans le logiciel eCognition (Definiens, 2001) permet la combinaison de critères d'hétérogénéité fondés sur la radiométrie et la forme des objets et qu'il est possible d'ajuster au moyen d'indices. Le résultat issu d'une telle procédure est une segmentation hiérarchique de l'image comportant plusieurs niveaux d'échelle (multi-resolution segmentation), chacun des niveaux étant issu d'une segmentation réalisée à un niveau inférieur. Il est alors possible de représenter simultanément l'information contenue dans l'image en plusieurs couches constituées d'objets et correspondant chacune à une échelle donnée (Hofmann, 2001).

Cette procédure permet de produire des entités homogènes adaptées à la classification envisagée. Le processus de segmentation peut être paramétré par la définition des bandes spectrales à utiliser, par le poids attribué à chacune des bandes chargées dans le projet et par le choix des critères d'homogénéité et du paramètre d'échelle.

Pour la classification de l'image ASTER, la segmentation s'est faite sur les trois bandes du visible et du proche infrarouge de résolution spatiale égale à 15 m.

Pour cette application, une segmentation à 2 niveaux est réalisée sur l'image. Le niveau 1 est géré par des critères d'homogénéité favorisant la couleur par rapport à la forme et par un paramètre d'échelle faisant ressortir des objets d'intérêt jugés seyants pour la classification. Le niveau 2 est généré à partir d'une première classification réalisée au niveau 1 selon la méthode du plus proche voisin. Celle-ci est d'emblée facilement réalisable. Il suffit donc de créer les classes désirées et d'insérer le classificateur du plus proche voisin pour les décrire. Suite à cela et à partir des objets générés au niveau 1, les sites d'entraînements ou les objets d'échantillonnages (sample objects) sont déclarés pour chacune des classes. Plusieurs classifications réitérées sont parfois nécessaires pour aboutir au résultat souhaité. A chaque fois, des objets mal classifiés peuvent être choisis comme objets d'échantillonnage de la classe à laquelle ils sont supposés appartenir. Pour évaluer visuellement la séparabilité des classes de signatures, on a recours au diagramme bidimensionnel. Celui-ci permet non seulement de représenter l'information spectrale mais il est utilisé aussi pour étudier la corrélation entre n'importe quelles deux caractéristiques (forme, texture...) servant à décrire une classe. Grâce au diagramme, nous pouvons obtenir également une information sur la classification comme le montre la figure 3. Sur le graphique de la figure 3, est reportée la corrélation entre les bandes 1 et 4 de l'image ASTER. Les objets désignés comme échantillons sont représentés par des cercles, les objets classifiés par de petits points de couleur identique à la classe à laquelle ils appartiennent. Ce diagramme permet de situer un objet ou un groupe d'objets à l'intérieur de l'espace des caractéristiques (feature space).

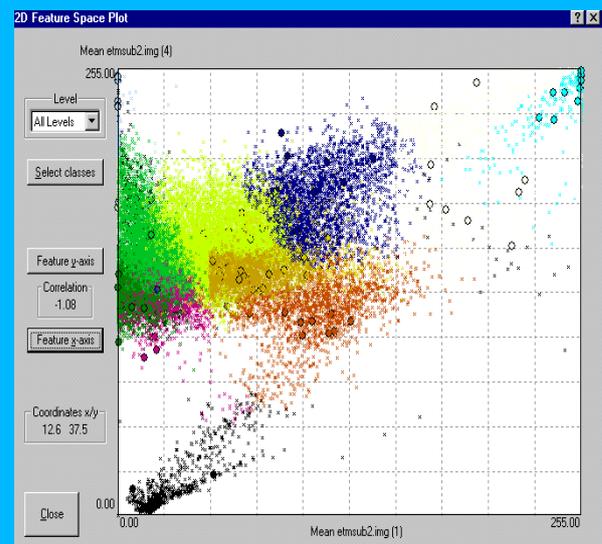


Figure 3 : Diagramme bidimensionnel des caractéristiques spectrales décrivant les classes; la corrélation représentée est celle des signatures spectrales dans les bandes 1 et 4.

Le logiciel eCognition utilisé pour la classification objet offre la possibilité du recours aux classificateurs fondés sur la logique floue. Ceux-ci permettent de

contrer le problème du risque du chevauchement entre les signatures spectrales. Cette propriété relève du fait que de tels classificateurs utilisent un degré d'appartenance pour représenter l'assignat d'un objet à une classe donnée. Cette valeur d'appartenance est le plus souvent comprise entre 0 et 1, d'où la possibilité d'exprimer des incertitudes quant à la description des classes donnant ainsi une représentation plus proche de la réalité et de la perception et du raisonnement humains. Les degrés d'appartenance sont définis par des fonctions d'appartenance (Willhauk, 2000). Dans une première classification, les objets correspondants à la neige n'ont pas été classifiés en dépit du grand nombre d'échantillons retenus pour décrire cette classe, de plus une grande confusion existait entre les tissus urbains continus et discontinus. Il a été possible de rectifier ces erreurs au moyen des fonctions d'appartenance ou caractéristiques floues relatives aux objets (fuzzy object features), rajoutées dans la description de la classe.

A titre d'exemple, la caractéristique permettant de séparer le tissu urbain discontinu du tissu urbain continu est une information spectrale ; elle est définie par la valeur moyenne de la bande 2. Cette valeur étant comprise entre 50 et 255 pour une fonction d'appartenance ayant une forme approximativement gaussienne (figure 4). La fonction d'appartenance pour la classe tissu urbain discontinu est définie par un intervalle de valeurs compris entre 50 et 255 en bande 2. Ainsi tous les objets ayant une réflectance moyenne inférieure à 50 dans le canal 2 auront une valeur d'appartenance égale à 0. Par contre ceux dont la réflectance moyenne est comprise entre 50 et 255 auront une possibilité d'appartenance entre 0 et 1.

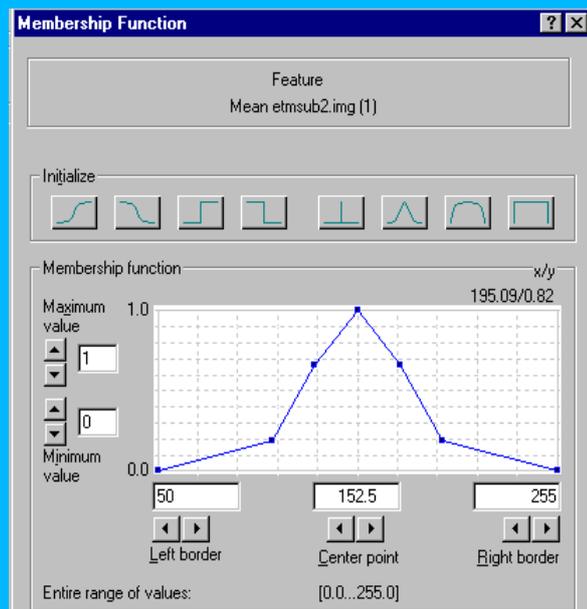


Figure 4 : Fonction d'appartenance définie pour la classe du tissu urbain discontinu

Interprétation du résultat

Le résultat cartographique obtenu au terme des processus itératifs relatifs à la classification selon une approche objet est exposé dans la figure 5. Le tableau 2 montre la matrice de confusion correspondante.

En nous référant à la matrice de confusion de l'image ASTER classifiée selon l'approche objet on constate que la précision moyenne est de 82,7%, la précision totale de 87,3% et le coefficient kappa de 0,86. Nous pouvons analyser les résultats de la classification en notant la bonne discrimination des classes représentatives des différents types de végétation agricole et de sol cultivé et leur bonne individuation par rapport aux classes de végétation naturelle dense et clairsemée. Les classes de neige, de tissu urbain continu et d'affleurement rocheux sont parfaitement détectables et présentent des proportions de pixels bien classifiés supérieurs à 95%. Dans une moindre mesure, mais avec des précisions supérieures à 80%, les classes de tissu urbain discontinu, de sol brun et d'espace ouvert sont également bien caractérisées. En revanche, la classe de forêt clairsemée est moins bien détectée et se retrouve confondue avec la classe de forêt dense avec un pourcentage de fausse détection d'environ 16%. Une explication possible réside dans l'existence des zones d'ombres dues au relief et qui faussent la détection notamment dans les fonds de vallées induisant ainsi une confusion entre ces deux types de couvert végétal. Une confusion importante et encore plus manifeste est observée entre les classes de sol nu blanc et d'affleurement rocheux.

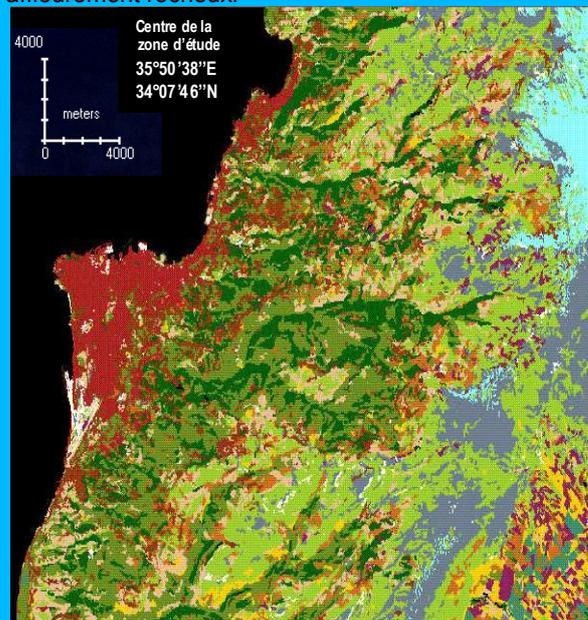




Figure 5 : Résultat de la classification de l'image ASTER selon l'approche objet

4.1.2 Image Landsat

La classification de l'image Landsat selon l'approche objet est basée sur le même principe suivi précédemment pour la classification de l'image ASTER (figure 6). En première étape, la segmentation paramétrée par les quatre bandes dans le visible et le proche infrarouge a été réalisée préalablement à l'opération de la classification. Les résultats obtenus pour la classification objet de l'image Landsat sont les suivants : la précision totale est de 71.9% tandis que la précision moyenne est de 63.8% et le coefficient kappa de 0.68. La matrice de confusion correspondante est présentée dans le tableau 3.

Ces résultats sont de moins bonne qualité comparativement à ceux obtenus pour l'image ASTER. On constate en fait une bonne individualisation du tissu urbain continu tout le long du littoral, cependant, au-delà de la zone côtière, le tissu urbain continu est surestimé et se confond avec le tissu urbain discontinu dont la précision n'est que de 69%.

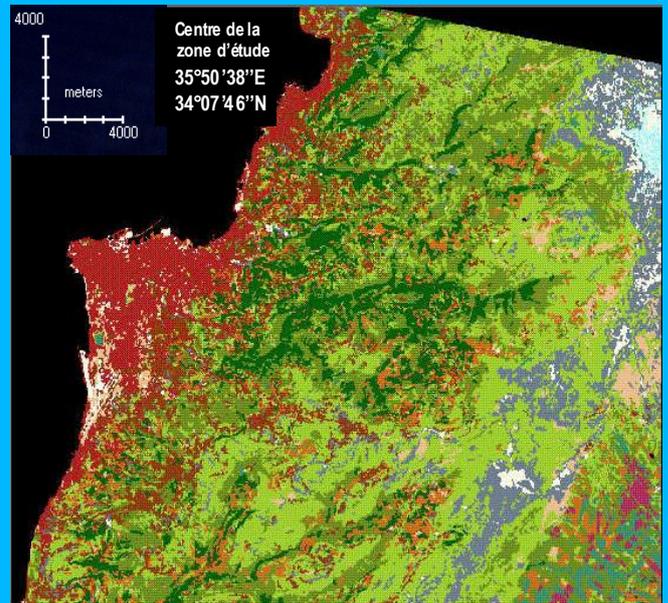


Figure 6 : Résultat de la classification de l'image Landsat selon l'approche objet

Par ailleurs, bien que l'on ait tenté de réduire la confusion entre la classe de tissu urbain discontinu et les classes d'espace ouvert et d'affleurement rocheux au moyen de fonctions d'appartenance et d'une base de connaissance floue, la fausse détection n'est pas complètement éliminée. En effet, on remarque que le tissu urbain discontinu se confond sensiblement avec l'espace ouvert où le pourcentage de fausse détection est de 12% ainsi qu'avec l'affleurement rocheux avec 10.8% de pixels mal classés. Ces confusions proviennent sans doute du choix des échantillons sur la base des objets issus de la segmentation. Vu que ceux-ci regroupent des pixels voisins et étant donné l'aspect composite de la classe de tissu urbain discontinu, représentée souvent par des pixels isolés, il existe donc une éventualité d'une mauvaise agrégation des pixels. Les objets qui en résultent sont susceptibles de regrouper des pixels de faibles différences radiométriques.

Il n'est pas aisé de contrer ce problème qu'en procédant à une segmentation très fine de l'image ce qui

alourdirait la procédure de classification ainsi que la gestion des entités homogènes et des caractéristiques.

Une bonne détection est constatée pour l'espace ouvert ainsi que pour l'affleurement rocheux qui affichent une précision de 91.9% et de 74.9% respectivement. Les zones de forêt dense sont également bien discriminées ce qui n'est pas tout à fait le cas des zones de forêt clairsemée qui se confondent manifestement avec ces dernières avec un pourcentage de fausse détection de 29.6% entre ces deux classes. La matrice de confusion révèle une précision de 58% pour la neige, tandis qu'appréciée visuellement, la classification des surfaces enneigées semble bien correspondre à la réalité. Cette incohérence est due au masque de validation qui a été élaboré à partir de l'image Landsat segmentée. Sur cette dernière les zones couvertes de neige occupaient des bandes étroites, d'où l'imprécision générée par le processus de segmentation qui va créer des objets « neige » grossiers par rapport aux surfaces réelles occupées par la neige. Pour pallier à ce problème, il aurait fallu effectuer une segmentation plus fine de l'image faisant ressortir la classe neige. Ceci nous amènerait donc à choisir un plus grand nombre de sites de validation pour toutes les classes étudiées. La classe de sol nu brun présente une discrimination moyenne de l'ordre de 52% et un pourcentage de 21% de pixels confondus avec la classe de l'espace ouvert. Cette confusion s'explique par le fait que les sols bruns sont très discontinus notamment dans les zones de végétation herbacée où ils sont réduits à quelques lambeaux, ce qui rend difficile leur individualisation. Cependant, les confusions les plus élevées sont constatées entre les classes de végétation agricole (sol cultivé) et de culture permanente d'une part et la classe de forêt clairsemée d'autre part. Si l'on considère simplement la classification fournie par la méthode objet, on pourrait attribuer les confusions obtenues à la grande ressemblance radiométrique entre ces types de couverture du sol, surtout que la classe de culture permanente renferme des arbres fruitiers et des oliveraies qui se confondent inéluctablement avec les arbres forestiers dont est constituée la classe de forêt clairsemée.

4.2 Classification pixel par pixel

4.2.1 Image ASTER

La carte d'occupation du sol issue de la classification dirigée de l'image ASTER selon l'algorithme de maximum de vraisemblance est illustrée à la figure 7. La matrice de confusion ainsi que le coefficient Kappa relatifs à la classification de l'image ASTER ont été calculés et exposés dans le tableau 4.

La classification de l'image ASTER selon la méthode de maximum de vraisemblance est bonne avec une précision totale de 74.3%, une précision moyenne de 75.5% et un coefficient Kappa de 0.71. L'analyse de cette matrice montre que l'efficacité de la classification est plus manifeste pour les classes de tissu urbain continu et de neige que pour les classes de cultures permanentes et de sols cultivés.

On constate en effet que le tissu urbain est bien détectable avec un pourcentage de pixels bien classés de 97% à l'instar de la classe neige. Il en est de même pour les classes de végétation naturelle regroupant les forêts denses et les forêts clairsemées. Les résultats de cette classification montrent une bonne discrimination entre les classes de sol nu blanc et d'affleurement rocheux avec une moins bonne détection du sol nu brun

dont seulement 75 % des pixels ont été correctement classifiés. Les confusions les plus remarquables existent entre les deux classes de sols cultivés de radiométries voisines. D'ailleurs parmi les classes de sols cultivés et de cultures permanentes seule la classe culture permanente 2 est bien représentée avec un pourcentage de pixels affectés de l'ordre de 83%. La classe de tissu urbain discontinu présente une confusion avec le tissu urbain continu (12.3%) et l'espace ouvert (12.6 %). La fausse détection entre les deux classes de tissu urbain est essentiellement due aux valeurs radiométriques proches de ces deux classes qui ont rendu la définition des sites d'entraînement une tâche ardue et difficile. D'autre part, en raison de la nature diffuse des limites du tissu urbain discontinu, des groupements d'habitats ont été classés fortuitement dans la classe « espace ouvert ».

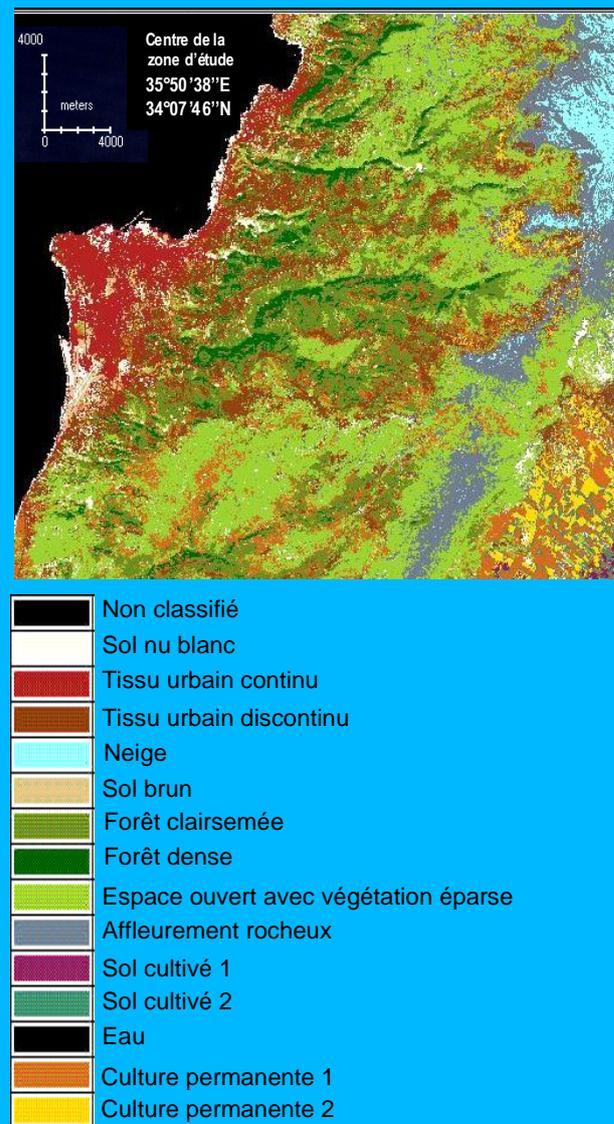


Figure 7 : Résultat de la classification de la classification pixel par pixel de l'image ASTER.

4.2.2 Image Landsat

Le résultat cartographique de la classification pixel

par pixel de l'image Landsat est présenté à la figure 8 et la matrice de confusion correspondante est reproduite dans le tableau 5.



Figure 8: Résultat de la classification pixel par pixel de l'image Landsat ETM

La précision moyenne de cette classification est largement inférieure à celle obtenue sur l'image ASTER. Elle est de 63,8% avec un coefficient Kappa de 0.58. D'ailleurs, rien qu'en évaluant le résultat visuellement, on constate une sous-estimation importante affectant de nombreuses classes telles que le tissu urbain continu qui est réduit à une bande côtière étroite en certains endroits. Le tissu urbain discontinu est aussi visiblement sous-estimé et n'apparaît qu'imperceptiblement entre les zones de végétation naturelle et d'espace ouvert.

Une énorme confusion est décelable entre les classes de forêt dense et clairsemée. On note en effet un pourcentage de 55.7% de pixels de forêt clairsemée classés en forêt dense et 76.4 % de pixels supposés appartenir à la classe de forêt dense sont classés en forêt clairsemée. Ces confusions sont le résultat de l'effet d'ombre dans la vallée du bassin versant recouverte essentiellement d'espèces forestières. L'élimination de cette confusion serait possible par le

recours au rapport de bandes. D'autre part, cette classification semble bien représenter le sol cultivé 2 avec 71% de pixels correctement classifiés, à l'encontre de la classe de sol cultivé 1 pour laquelle seulement 46.4 % des pixels ont été bien classifiés. Ces confusions sont dues probablement au fait que les sites d'entraînements utilisés pour cette classification ont été sélectionnés initialement sur l'image ASTER puis transférés sur l'image ETM. L'imparfaite concordance entre les sites d'échantillonnages et l'image ETM à laquelle ils sont associés génère inévitablement une erreur en particulier dans les zones de culture où les propriétés du sol et de la végétation varient considérablement avec la saison. Rappelons que les images sont prises à des dates différentes, cet élément ne permet pas d'assurer que les zones de culture et de sols labourés soient superposables étant donné que ces classes sont sujettes à des variations saisonnières et à des fluctuations des taux d'humidité notamment pour les sols cultivés. Ces changements liés à la nature de la cible altèrent la représentativité des sites d'entraînements choisis pour ces classes et les rendent valables uniquement pour la classification de l'image ASTER.

Les bonnes détections, en revanche, concernent essentiellement l'espace ouvert parsemé de végétation herbacée avec un total de 84.3% de pixels bien classifiés, et le tissu urbain continu avec un pourcentage de précision de 86%. Cependant une telle précision n'élimine pas la possibilité que la classe du tissu urbain discontinu soit sous-estimée en certains endroits non couverts par le masque de validation. Enfin, la discrimination entre sol nu blanc et affleurement rocheux est relativement bonne quoique ces deux classes présentent des comportements radiométriques analogues.

5. Discussions

Les figures 5, 6, 7 et 8, représentent les résultats obtenus par les deux méthodes de classification des images ASTER et ETM. Une première inspection visuelle des classifications permet déjà de relever un bon nombre de similarités mais aussi de nombreuses dissemblances. En effet, si l'on compare les figures 6 et 8, qui correspondent respectivement aux classifications de l'image ASTER par une approche objet et par l'approche pixel, on s'aperçoit que la classification basée sur des objets réduit considérablement « l'effet sel et poivre » inhérent à la classification pixel par pixel. D'autre part les contours des classes sont mieux représentés, et le trait de côte est bien tracé, ce qui rend le résultat de la classification objet plus homogène et conséquent du point de vue qualité visuelle. Cette constatation s'applique également à la classification de l'image ETM suivant la même approche.

Les matrices de confusion des deux classifications de l'image ASTER (tableaux 2 et 4), montrent que la classification par régions homogènes avec son coefficient kappa de 0.86 fournit des résultats satisfaisants pour la plupart des classes étudiées. L'efficacité de cette classification est appréciable surtout pour la discrimination des différentes classes de cultures permanentes et de sols cultivés. Les parcelles sont bien cernées ce qui permet une identification ultérieure aisée des types de cultures associées aux classes de végétation agricole. Par surcroît, l'approche objet s'est

révélée efficiente quant à la détection des sols bruns qui occupent en vérité les terrains entre 200 et 1800 m d'altitude comme le montre bien la classification. L'apport des caractéristiques qui s'expriment par la logique floue est considérable. Ceci est observable dans le bon pouvoir séparateur entre les deux classes de tissu urbain continu et discontinu obtenu par le recours au critère de texture exprimé par une règle de décision basée sur la logique floue. Il aurait été plus judicieux d'utiliser des caractéristiques comparables pour décrire d'autres classes où les résultats sont moins bons comme pour la classe de sol nu blanc et de forêt clairsemée. Toutefois cette opération est répétitive d'autant plus qu'elle requiert une bonne maîtrise des différentes caractéristiques de classification fournies par le logiciel et des modalités de leur combinaison au moyen des expressions fondées sur la logique floue. La classification pixel par pixel, quant à elle, ne permet pas une bonne individualisation des classes de cultures permanentes qui se chevauchent entre elles et qui empiètent sur les parcelles labourées. Inversement les confusions entre sol nu blanc et affleurement rocheux constatées sur la classification objet sont nettement réduites par l'approche pixel. Cette constatation s'applique également à la classification de l'image ETM suivant la méthode pixel puisqu'elle apporte une meilleure séparation entre les classes de sols bruns et d'espace ouvert et semble mieux caractériser le sol cultivé 2 comparativement aux résultats obtenus par l'approche objet. Ce qui nous amène à réfuter l'hypothèse de la confusion radiométrique entre ces classes avancée à la section 4.1.2. Ceci dit, les mauvais résultats de classification (de la classe de sol nu blanc dans le cas de l'image ASTER et des classes de sols cultivés et de culture permanente dans le cas de l'image ETM) obtenus par la méthode objet seraient dus au mauvais regroupement des pixels lors du processus de segmentation et qui atténuent par conséquent les contrastes radiométriques entre des classes en principe séparables. En effet, sur les classifications de l'image ETM suivant les deux méthodes (figures 6 et 8), on s'aperçoit que la classification par entités homogènes n'apporte qu'une légère amélioration à la classification pixel par pixel. Celle-ci est particulièrement observable pour les classes de végétation naturelle où l'on constate une meilleure distinction entre la forêt dense et clairsemée sans que la confusion ne soit pour autant entièrement éliminée à cause des zones ombragées dues au relief. Le tissu urbain continu est nettement mieux représenté suite à l'adoption d'une fonction d'appartenance pour décrire la réponse radiométrique de cette classe en bande 2. De la même manière, l'extraction de la neige a été facilitée par le recours aux caractéristiques des objets qui rentrent en jeu dans la description des classes. Pour ce qui est de la végétation agricole, les deux méthodes donnent des résultats médiocres. Les confusions observées sur la classification par régions homogènes proviennent sans doute du grand nombre d'objets échantillons choisis pour la classe de forêt clairsemée. En effet, soucieux de bien caractériser cette catégorie (qui est facilement confondue avec la classe de forêt dense), nous avons dû sélectionner un surnombre d'échantillons. Il s'ensuit que la classe de cultures permanentes dont la radiométrie est très proche de celle de la forêt clairsemée soit assimilée à cette dernière. Une optimisation de la discrimination entre ces classes

seraient envisageables par le recours aux fonctions d'appartenance à condition de trouver la ou les caractéristiques qui décrivent le mieux chacune des classes.

Ceci nous amène à la comparaison des performances des classifications par une approche objet réalisées sur les images ASTER et Landsat ETM. Rien qu'en se référant aux résultats des matrices des confusions (figure 9), on est saisi par l'amélioration substantielle des résultats apportée par la classification de l'image ASTER. Le coefficient Kappa passe de 0,68 pour la classification de l'image ETM à 0,86 pour la classification de l'ASTER. Cette assertion s'applique surtout aux classes de végétation naturelle et agricole. En effet, dotée d'une résolution spatiale de 15m dans le visible et le proche infrarouge, l'image ASTER permet une détection plus précise du couvert végétal comparée à l'image ETM dont la résolution n'est que de 30 m pour les bandes équivalentes. Ceci se manifeste dans l'augmentation du pourcentage de pixels bien classés d'environ 70% pour culture permanente 1 et de plus de 50% pour culture permanente 2 (figure 10). De la même manière, la reconnaissance du tissu urbain et sa séparation en deux classes distinctes sont rendues plus faciles grâce à l'amélioration de la résolution dans le visible en particulier. La comparaison des résultats des deux matrices le démontre : pour la classification de l'image ETM, la précision de la classe de tissu urbain continu est de 97,7% tandis qu'elle est de 100% pour l'image ASTER. Quant au tissu urbain discontinu, le pourcentage de pixels qui y sont bien classés augmente sensiblement de 69% sur la classification de la Landsat ETM à 83% sur l'image ASTER classifiée.

D'autre part, compte tenu de l'amélioration de la résolution spectrale notamment dans le SWIR avec l'apport de 4 canaux supplémentaires (canaux 6 à 8), l'image ASTER montre une sensibilité plus accrue aux différents types de sol. L'interprétation visuelle des compositions colorées de l'image ASTER, réalisées avec les canaux du SWIR, en vue de définir les plans thématiques, montre en fait la richesse de son contenu informatif, notamment pour la détection d'une variété de types de sol (deux types de sols cultivés, les sols jaunes en haute altitude, la terra rossa en zone côtière...). Toutefois, seuls les thèmes qui servent à l'actualisation des cartes d'occupation du sol, réalisées dans le cadre d'études précédentes, ont été explorés. En revenant aux résultats des matrices de confusion des classifications de l'image ASTER et ETM par zones homogènes, on note une augmentation de la précision de la classe de sol cultivé 1 qui passe de 45,4% pour l'image ETM à 87,5% pour l'image ASTER. Une amélioration de 30% environ est également observée pour la classe de sol brun confirmant ainsi l'assomption de la supériorité de l'image ASTER en terme de détection des matériaux de surface.

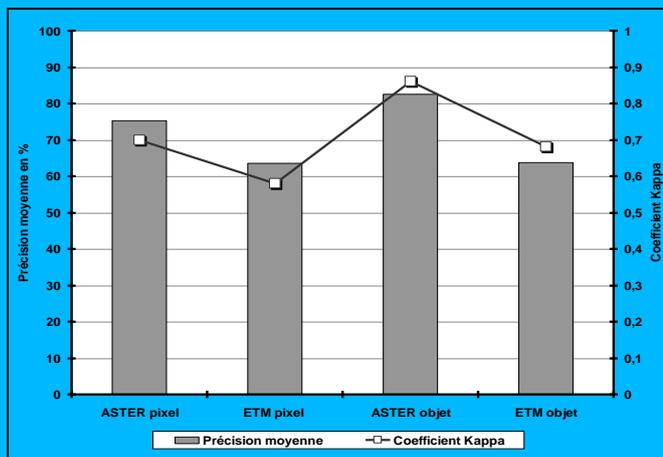


Figure 9 : Comparaison des résultats des classifications suivant la précision moyenne et le coefficient Kappa

6. Conclusions

L'évolution extrêmement rapide des outils de télédétection et la mise au point de nouveaux capteurs de plus en plus performants ne sont pas souvent accompagnés d'innovations dans les méthodes d'analyse et de traitements des données. Bien que d'énormes progrès aient été réalisés depuis quelques années dans le développement d'instruments combinant une haute résolution spectrale à une résolution spatiale optimale, un grand nombre d'applications repose toujours sur l'appréhension de l'image par une approche pixel. Dans la présente étude nous avons tenté d'examiner conjointement l'apport de la nouvelle génération d'images multispectrales ainsi que celui d'une méthode récente d'analyse et de classification de l'image basée sur des objets pour une actualisation de la carte d'occupation du sol.

Au terme de cette recherche, il convient de relever les diverses constatations issues de la comparaison des résultats des classifications des images ASTER et ETM suivant l'approche pixel et l'approche objet. La quantification des résultats au moyen des matrices de confusion met en évidence la supériorité de l'image ASTER pour la détection des différentes couvertures du sol. Cette propension à la discrimination des matériaux de surface et de la végétation résulte du bon compromis entre la résolution spectrale et la résolution spatiale caractérisant ce capteur. L'approche basée sur une segmentation de l'image en zones homogènes suivie par une classification de ces zones par les règles de logique floue et le classificateur du plus proche voisin est potentiellement une méthode prometteuse pour l'extraction de l'occupation du sol. Si l'amélioration des résultats quantitatifs n'est pas substantielle, la qualité visuelle du rendu (*output*) quant à elle se trouve considérablement améliorée. La classification qui en résulte est comparable à une carte digitalisée manuellement et plus proche de la réalité. Toutefois, cette méthode qualifiée de semi-automatique n'est pas exempte de déficiences. L'implication de l'expertise et des connaissances de l'analyste à plusieurs niveaux du processus de classification est une opération itérative qui consomme beaucoup de temps. En effet le choix des paramètres sous-jacents à la segmentation notamment le paramètre d'échelle ainsi que le choix ultérieur des caractéristiques basées sur la logique floue sont des processus entachés d'arbitraire, plus ou moins complexes et qui impliquent une bonne maîtrise du

système. D'autre part, la manipulation non précise des règles floues peut générer un nombre d'erreurs non négligeable. Le recours aux fonctions de logiques floues et la mise en place d'un système d'inférence de logique floue exigent une attention particulière lors de l'implantation des règles dans la description des classes. Il est donc recommandé de procéder à des tests afin de détecter d'éventuelles aberrations du système.

Finalement, il aurait été souhaitable de valider les résultats des classifications par rapport à un jeu de données plus conséquent et de recourir à données multitudes susceptibles de mieux caractériser les classes identifiées. Une autre perspective envisageable serait de tenter de construire une suite de règles d'inférence incorporant la connaissance que l'on possède sur le terrain d'étude de façon à décrire de manière optimale chacune des classes d'occupation du sol. Cet ensemble de règles reproduisant le raisonnement humain et capable de gérer les incertitudes grâce au système flou constitue ce qu'on appelle une base de connaissance. D'autre part, il serait intéressant d'extraire les critères de classification les plus pertinents qui une fois combinés à la base de connaissance serviront au montage d'un protocole de modélisation et de mise à jour automatique de la carte d'occupation du sol. Dans cette étude nous avons testé une méthode d'amélioration de la classification automatique des images multispectrales par une approche objet. Les résultats encourageants auxquels nous avons abouti, révèlent non seulement la nécessité d'exploiter au mieux les connaissances structurelles de l'expert mais surtout l'importance de la représentation de ces connaissances au moyen des règles de production cohérentes (relatives aux systèmes experts). Néanmoins, en dépit du développement des méthodes heuristiques d'optimisation de la classification automatique, les systèmes de classification actuels ne peuvent encore complètement s'affranchir des connaissances du photo - interprète humain.

L'approche suivie dans cette étude mérite d'être développée en exploitant de manière plus intense la richesse de l'information fournie par la segmentation de l'image en entités homogènes tout en gardant une grande vigilance quant au degré de représentativité des objets de la réalité qui est rarement constituée de frontières aussi discrètes.

Références

- BLASCHKE T., et al. (2001), *What's wrong with pixels? Some recent developments interfacing remote sensing and GIS*, GeoBIT/GIS 6, pp. 12-17.
- CALLOZ R. et al. (2001), *Précis de télédétection*, Presses de l'Université du Québec, 402 pages.
- Definiens Imaging (2001), *eCognition online user guide*, <http://www.definiensmaging.com/ecognition/guide.htm>.
- FAO (1997), Land cover map of Lebanon, Echelle 1/50000. CDR, Beyrouth, Liban, FAO, Rome.
- HOFMANN P. (2001), *Detecting informal settlements from IKONOS data using methods of object oriented image analysis – An example from Cape Town (South Africa)*, Remote Sensing of Urban Areas, JURGENS, pp. 41-42.

IFEN, Corine land Cover – *une base de données géographiques d'occupation du sol.*

KOK R. et al. (1999), *Object-based classification and applications in the alpine forest environment*, International archive of photogrammetry and remote sensing, vol. 32, section 7-4-3 W6

MANSOR S. et al. (2002), *Object oriented classification for land cover mapping*, Site de GIS Development, <http://www.gisdevelopment.net>.

PEKKARINEN A. (2002), *A method for the segmentation of very high spatial resolution images of forested landscapes*, International Journal of Remote sensing, vol. 23, no. 14, pp. 2817 - 2836.

SCHIEWE J. et al. (2001), *Potential and problems of multi-scale segmentation methods in remote sensing*, GeoBIT/GIS 6, pp. 34-39.

SOMMA J., Jabbour-Gédéon B., Saliba-Badaro N., 1997: *Mise en relation du réseau de linéaments de surface avec les directions majeures d'écoulement souterrain dans un milieu karstique du Mont Liban à l'aide d'images HRV de SPOT et TM de LANDSAT*. Ed. AUPELF-UREF (1998), pp. 289-294.

WILLHAUK G. (2000), *Comparison of object oriented*

classification techniques and standard image analysis for the use of change detection between SPOT multispectral satellite images and aerial photos, ISPRS, vol. 32, Amsterdam.

Remerciements

Cette étude a été financée par le BRGM (Bureau de Recherches Géologiques et Minières) et l'université Saint Joseph de Beyrouth (Liban).

	Sol nu blanc	TU continu	TU discontinu	Neige	Sol brun	Forêt clairsemée	Forêt dense	Espace ouvert	Aff. rocheux	Sol cultivé 1	Sol cultivé 2	Eau	Cult.permanente 1	Cult.permanente 2
Sol nu blanc	34,5	0	0,0	0	0,0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
TU continu	0	100	0,6	0	0,0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
TU discontinu	0	0	83,1	0	9,4	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Neige	0	0	0	100	0,0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Sol brun	0	0	0	0	81,3	7,8	0	6,5	0	0	0	0	0	0
Forêt clairsemée	0	0	0	0	0,0	54,7	0	0	0	0	0	0	0	17,6
Forêt dense	0	0	0	0	0,0	15,7	100	0	0	0	0	0	0	0
Espace ouvert	0	0	16,3	0	9,3	0	0	80,2	4,2	4,4	0	0	0	0
Aff. rocheux	65,5	0	0	0	0	0	0	13,3	95,8	8,1	0	0	0	0
Sol cultivé 1	0	0	0	0	0	0	0	0,0	0	87,5	8,1	0	0	0
Sol cultivé 2	0	0	0	0	0	3,2	0	0,0	0	0	78,9	0	0	0
Eau	0	0	0	0	0	0	0	0,0	0	0	13,0	100	0	0
Cult.permanente1	0	0	0	0	0	0	0	0,0	0	0	0	0	89,9	10,1
Cult.permanente2	0	0	0	0	0	18,7	0	0,0	0	0	0	0	10,1	72,2
TOTAL	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Tableau 2 : Matrice de confusion de la classification de l'image ASTER selon l'approche objet

	Sol nu blanc	TU continu	TU discontinu	Nneige	Sol brun	Forêt clairsemée	Forêt dense	Espace ouvert	Aff. rocheux	Sol cultivé 1	Sol cultivé 2	Eau	Cult.permanente
Sol nu blanc	77,3	0,1	0,2	31,2	7,7	0,0	0,0	0,0	8,1	0,0	0,0	0,1	0,0
TU continu	1,1	97,7	7,0	0,0	8,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,3	0,0
TU discontinu	0,4	1,4	69,0	0,0	8,5	0,4	0,6	2,0	0,0	0,2	0,0	0,0	0,0
Neige	0,0	0,0	0,0	58,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Sol brun	2,0	0,6	0,3	0,0	51,8	0,0	0,0	2,5	0,7	0,4	3,2	0,0	0,0
Forêt clairsemée	0,7	0,1	0,4	0,0	0,8	61,1	11,7	2,6	0,0	22,7	36,8	0,0	45,3
Forêt dense	0,0	0,0	0,0	0,0	0,3	29,6	85,0	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1
Espace ouvert	3,4	0,0	12,0	0,0	20,8	5,3	0,6	91,9	16,2	0,7	3,3	0,0	13,0
Aff.rocheux	13,6	0,0	10,8	10,8	0,6	0,1	1,2	1,0	74,9	0,1	2,7	0,0	0,0
Sol cultivé 1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	45,4	35,7	0,0	14,5
Sol cultivé 2	0,5	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	18,3	0,0	0,0
Eau	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	2,8	0,9	0,0	0,1	10,8	0,0	99,7	7,0
Cult.permanente	1,0	0,0	0,3	0,0	1,4	0,6	0,0	0,0	0,0	19,6	0,0	0,0	20,1
TOTAL	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Tableau 3 : Matrice de confusion de la classification de l'image Landsat par approche objet

	Sol nu blanc	TU continu	TU discontinu	Neige	Sol brun	Forêt clairsemée	Forêt dense	Espace ouvert	Aff. rocheux	Sol cultivé 1	Sol cultivé 2	Eau	Cult.permanente 1	Cult.permanente 2
Sol nu blanc	92,8	0,5	7,6	0,0	4,4	0,0	0,4	1,1	0,2	13,9	0,6	1,2	0,0	0,5
TU continu	0,7	97,1	12,3	0,0	1,6	0,0	0,7	0,0	0,0	0,0	0,1	1,6	0,0	0,0
TU discontinu	0,2	2,2	62,4	0,0	6,0	0,2	0,3	0,1	0,0	0,9	1,5	0,0	0,0	0,3
Neige	0,0	0,0	0,0	96,9	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Sol brun	0,0	0,2	2,6	0,0	74,8	0,0	0,1	0,1	0,0	0,4	0,0	0,0	0,0	0,2
Forêt clairsemée	0,0	0,0	0,0	0,0	0,3	70,1	16,5	0,2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	3,7
Forêt dense	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	13,3	80,2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Espace ouvert	1,0	0,0	12,6	0,0	8,0	11,6	1,7	93,8	19,7	4,7	0,5	0,0	0,0	2,1
Aff. rocheux	5,2	0,0	1,3	3,1	0,0	0,0	0,1	3,6	80,1	0,0	0,1	0,0	0,0	0,0
Sol cultivé 1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	61,1	30,8	0,0	0,0	0,0
Sol cultivé 2	0,0	0,0	0,2	0,0	1,4	0,0	0,0	0,0	0,0	16,1	63,8	0,0	0,0	0,0
Eau	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	97,1	0,0	0,0
Cult.permanente 1	0,0	0,0	0,8	0,0	3,5	4,7	0,1	1,0	0,0	1,9	0,9	0,0	65,6	10,4
Cult.permanente 2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	1,0	1,6	0,0	34,3	82,8
TOTAL	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Tableau 4 : Matrice de confusion de la classification pixel par pixel de l'image ASTER.

	Sol nu blanc	TU continu	TU discontinu	Nneige	Sol brun	Forêt clairsemée	Forêt dense	Espace ouvert.	Aff. rocheux	Sol cultivé 1	Sol cultivé 2	Eau	Cult.permanente
Sol nu blanc	72,9	0,4	1,0	26,8	7,7	0,0	0,0	0,1	4,9	0,0	0,0	0,1	0,0
TU continu	0,9	85,9	8,5	0,0	1,7	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,3	0,0
TU discontinu	1,4	11,7	61,1	1,9	10,4	0,1	0,2	0,4	0,0	1,9	0,0	0,0	0,2
Neige	0,0	0,0	0,0	60,5	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Sol brun	0,4	1,2	3,8	0,0	56,1	0,0	0,0	0,2	0,0	4,7	0,0	0,0	0,6
Forêt clairsemée	0,7	0,5	2,5	0,0	8,0	37,6	76,4	3,5	0,0	15,8	0,9	0,1	2,5
Forêt dense	0,1	0,0	1,7	0,0	0,2	55,7	21,4	5,2	0,7	10,8	3,9	0,0	20,2
Espace ouvert	5,6	0,3	19,9	10,8	13,7	6,3	1,0	84,3	16,0	0,6	7,1	0,0	11,5
Aff. rocheux	17,7	0,0	1,4	0,0	2,2	0,0	0,0	6,4	78,5	0,0	0,0	0,0	1,3
Sol cultivé 1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	46,4	0,8	0,0	0,3
Sol cultivé 2	0,2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,9	0,0	0,0	0,0	71,3	0,0	0,0
Eau	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,9	0,0	99,6	9,6
Cult.permanente	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,2	0,1	0,0	0,0	19,0	16,3	0,0	53,8
TOTAL	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100,1	100

Tableau 5 : Matrice de confusion de la classification pixel par pixel de l'image Landsat ETM

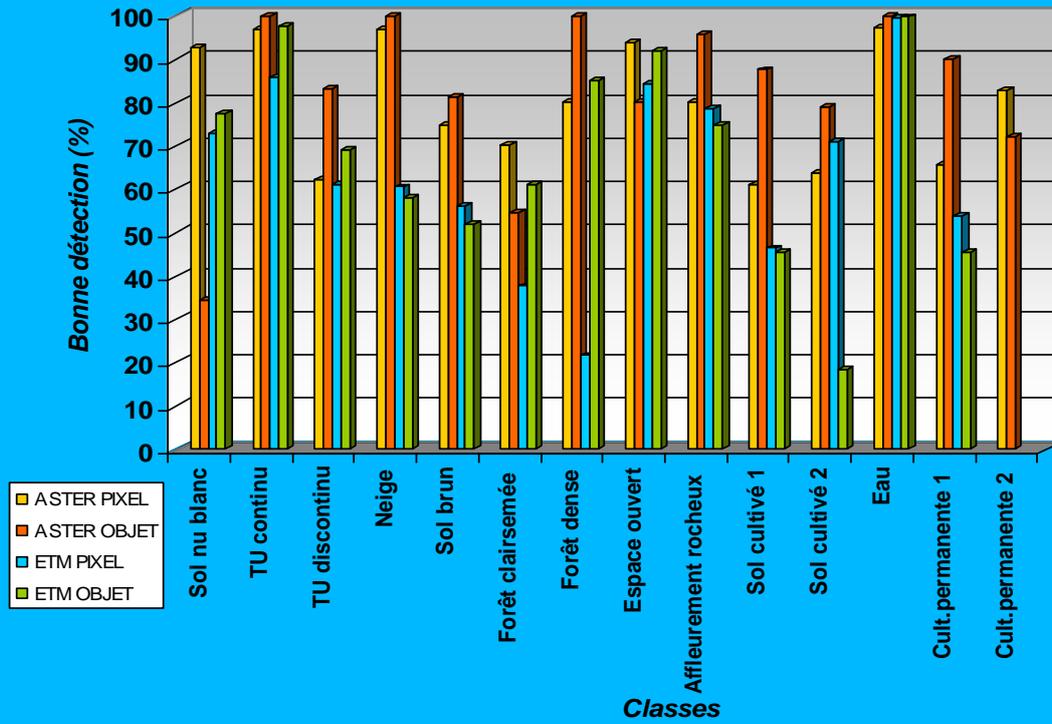


Figure 10 : Graphique comparatif des résultats des classifications