

# Classification de couverts végétaux par analyse de textures couleurs d'images satellites haute résolution

Vegetation coverage classification  
using texture analysis  
on high resolution satellite images

**Mohamed Abadi et Enguerran Grandchamp**

Laboratoire GRIMAAG – Université Antilles Guyane – Campus de Fouillole –  
97157 Pointe-à-Pitre Guadeloupe France  
{mabadilegrandch}@univ-ag.fr

Manuscrit reçu le 17 novembre 2008

## Résumé et mots clés

Cet article présente une application de la télédétection pour la gestion des espaces forestiers des îles des Caraïbes. La problématique générale est la protection des forêts par le suivi de leurs frontières avec les zones agricoles. Cette problématique est particulièrement sensible du fait du caractère insulaire des forêts et difficile du fait d'une occupation hétérogène du territoire. En effet, les parcelles agricoles sont de taille et forme très variées, réparties sur tout le territoire et souvent mêlées à la végétation. Le suivi des frontières nécessite de reconnaître et localiser les différents couverts végétaux. Après une recherche de l'espace couleur hybride adapté à l'image et une fusion des différentes bandes acquises par un satellite (afin de combiner haute résolution spatiale et spectrale), une caractérisation des différents couverts est obtenue en calculant des descripteurs de couleur et de texture. Différentes méthodes d'extraction (matrices de co-occurrences, moment de Hu, filtre de Laws, filtre de Gabor...) sont utilisées pour calculer ces descripteurs. Une classification est ensuite appliquée pour segmenter l'image. Pour la validation de l'approche, l'absence de vérité terrain a contraint les experts à réaliser une évaluation visuelle.

**Télédétection, classification, textures, espace couleur, forêt, extraction de descripteurs**

## Abstract and key words

Cet article présente une application de la télédétection pour la gestion des espaces forestiers des îles des Caraïbes. La problématique générale est la protection des forêts par le suivi de leurs frontières avec les zones agricoles. Cette problématique est particulièrement sensible du fait du caractère insulaire des forêts et difficile du fait d'une occupation hétérogène du territoire. En effet, les parcelles agricoles sont de taille et forme très variées, réparties sur tout le territoire et souvent mêlées à la végétation. Le suivi des frontières nécessite de reconnaître et localiser les différents couverts végétaux. Après une recherche de l'espace couleur hybride adapté à l'image et une fusion des différentes bandes acquises par un satellite (afin de combiner haute résolution spatiale et spectrale), une caractérisation des différents couverts est obtenue en calculant des descripteurs de couleur et de texture. Différentes méthodes d'extraction (matrices de co-occurrences, moment de Hu, filtre de Laws, filtre de Gabor...) sont utilisées pour calculer ces descripteurs. Une

classification est ensuite appliquée pour segmenter l'image. Pour la validation de l'approche, l'absence de vérité terrain a contraint les experts à réaliser une évaluation visuelle.

Téledétection, classification, textures, espace couleur, forêt, extraction de descripteurs

### Remerciements

**Nous tenons à remercier les institutions européennes à travers le programme INTERREG III'b Espace Caraïbes pour le financement du projet CESAR dont est issue cette étude et le centre de calcul C3I de l'Université des Antilles et de la Guyane sur lequel ont été effectués les différentes étapes de la chaîne de traitement.**

## 1. Introduction : enjeux et contexte

L'étude présentée dans cet article a été menée dans le cadre du projet **CESAR** (Classification d'**ES**pèces **AR**borecentes). Ce projet a été financé par le programme Européen INTERREG IIIb Espace Caraïbes.

La problématique générale du projet CESAR est la classification des différents couverts végétaux des îles de la Caraïbes (Forêts altimontaine / sèches / ombrophiles / marécageuses, mangroves, prairies, agriculture traditionnelle/intensive, sylviculture, etc). Cette problématique scientifique s'intègre dans une problématique écologique, économique et politique plus vaste d'aménagement du territoire (localisation des constructions illégales) et de protection de l'environnement (localisation des zones de déforestation, de l'agriculture clandestine, des glissements de terrains, ...). La gestion des ressources forestières est particulièrement critique pour les îles des Antilles en raison du caractère insulaire et donc fragile de ces forêts et en raison de la grande biodiversité qu'elles abritent.

Au cœur de cette problématique, l'objectif de l'étude présentée ici est la séparation entre les zones forestières et les zones agricoles, ainsi que la séparation entre les différents types de forêts. La séparation entre les zones forestières et les zones agricoles présente un grand intérêt au niveau des Antilles pour plusieurs raisons: (i) toutes les parcelles agricoles ne sont pas déclarées, (ii) les parcelles sont très hétérogènes en surface et en forme et souvent proches, voire insérées dans des zones forestières ou urbaines, (iii) en raison des mises en jachère l'occupation des parcelles change d'une saison et d'une année à l'autre surtout pour les petites exploitations sur lesquelles peu de contrôles sont effectués. Pour toutes ces raisons on constate, aux frontières de certaines zones agricoles, que la dynamique de la végétation est particulière : la végétation recouvre rapidement des parcelles non

cultivées, des zones naturelles disparaissent brutalement suite à une mise en culture. En phase opérationnelle, une mise à jour bi-annuelle des frontières forêt / agriculture est à prévoir. Par ailleurs, la séparation entre les différents types de forêts est plus délicate car les frontières peuvent s'étaler sur plusieurs dizaines voir centaines de mètres. Nous nous restreignons donc dans le cadre de cette étude à des frontières liées à des changements de milieu (marais d'eau douce/mangrove par exemple) ou de topographie (changement d'exposition aux vents, de pente) qui donnent naissance à des frontières plus nettes.

La suite de cet article est organisée de la manière suivante : la section 2 présente la chaîne de traitement mise en place ; la section 3 détaille la première partie de la chaîne consacrée à l'amélioration de la représentation des images en présentant successivement la notion d'espace couleur, les images utilisées (résolution spatiale et spectrale) et les techniques de fusion d'images ; la section 4 présente la caractérisation des différents couverts végétaux à l'aide de la couleur, de la théorie des fractales, des filtres de Laws, des matrices de co-occurrence ainsi que la phase de classification. Les résultats obtenus sont détaillés à la section 6 et la section 7 présente les conclusions et perspectives de cet étude.

## 2. La chaîne de traitement

La chaîne de traitement (figure 1) proposée est décomposée en trois étapes : (i) la représentation des images est améliorée en choisissant l'espace couleur le mieux adapté puis en fusionnant les images de résolution spatiale et spectrale différente, (ii) les différents couverts végétaux sont caractérisés en calculant différents descripteurs (couleur, texture), (iii) une classification est réalisée afin de séparer les différents couverts.

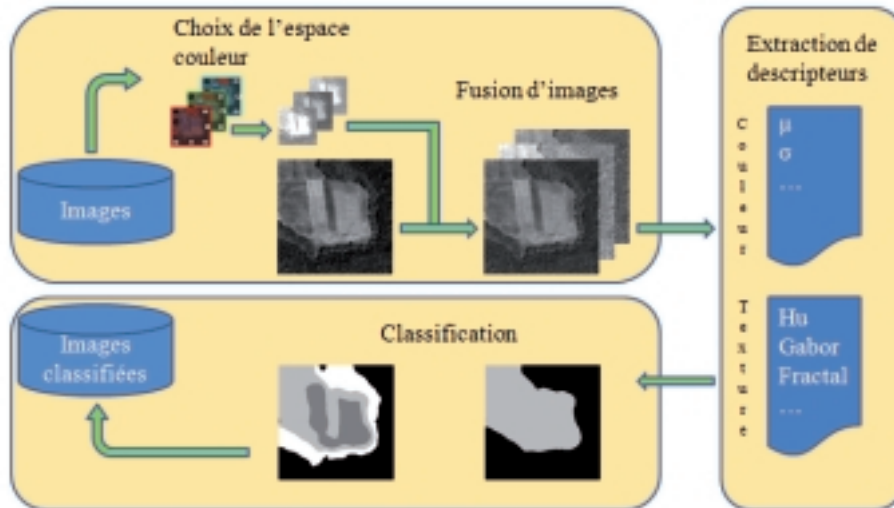


Figure 1. Chaîne de traitement.

### 3. Amélioration de la représentation des images

Les images étudiées ici comportent une très large majorité de couverts végétaux, la dynamique des couleurs est donc particulière. Par ailleurs nous disposons d'images de résolution spatiale et spectrale différente. Nous allons donc mettre en œuvre des techniques permettant de combiner ces différentes informations.

#### 3.1 Caractéristiques des images étudiées

Nous utilisons ici des images satellites à très haute résolution spatiale et spectrale. Ces images sont acquises par les satellites d'observation (i) **IKONOS** qui acquière une image **PAN**chromatique ( $PAN_h$ ) de résolution  $1m/pixel$  et une image **MultiSpectrale** ( $MS_b$ ) (bandes R, V, B, proche IR) de résolution  $4m/pixel$ . (ii) **QuickBird** qui acquière une image  $PAN_h$  de résolution  $0,7m/pixel$  et une image  $MS_b$  (bandes R, V, B, proche IR, moyen IR) de résolution  $2,4m/pixel$ . Ces images haute résolution sont fortement texturées. En effet, certaines composantes des zones d'intérêt qui étaient vues jusqu'alors par les satellites d'observation à basse résolution comme des zones homogènes (champs, bâtiments, ...) apparaissent désormais avec suffisamment de détails pour que des textures non homogènes voire des sous structures soient visibles. Cet afflux d'informations ouvre la voie à des problématiques jusque là non envisageables (localisation à la cime près des arbres, de véhicules, ...) mais n'est pas sans poser des problèmes techniques pour la reconnaissance et la localisation de structures dans l'image.

Les approches pixel basées uniquement sur une modélisation mono ou multimodale des classes ne sont plus possibles pour ce

type d'images et la prise en compte du voisinage immédiat et étendu est nécessaire.

L'analyse de ces structures complexes est au coeur de cette étude et nécessite de définir la notion de texture. On trouve dans la littérature plusieurs définitions menant à une multitude de caractéristiques permettant de les décrire. La liste, non exhaustive, suivante regroupe des caractéristiques fréquemment utilisées : uniformité, densité, rugosité, finesse, régularité, linéarité, directionnalité, direction, fréquence, phase.

Il existe une relation étroite entre les différentes textures composant l'image et les structures sous-jacentes. Dans le cadre de la problématique qui nous intéresse, les différences de textures vont se traduire par des couverts végétaux différents : forêts, prairies, parcelle agricole, ...

La figure 2 présente des échantillons de différents couverts végétaux. On remarque une grande diversité des textures.

La principale difficulté est de déterminer la ou les textures associées à chaque type de couvert végétal puis de les caractériser de manière discriminante.

Les caractéristiques choisies dépendent des textures elles mêmes et la discrimination, si elle est possible, se fera sur des combinaisons de caractéristiques.

Par ailleurs, l'étude des textures des différents couverts végétaux a fait apparaître des structures fractales. En effet, les images satellites sont des représentations de scènes naturelles et possèdent donc des propriétés de non stationnarité. Cette propriété permet une caractérisation particulière des textures à partir des spectres fractal et multi fractal.

#### 3.2 Détermination de l'espace couleur

De manière générale, le choix de l'espace couleur conditionne les traitements appliqués sur les images de manière non négligeable. La normalisation introduite par la CIE (Commission Internationale d'Éclairage) à conduit à deux types d'espaces

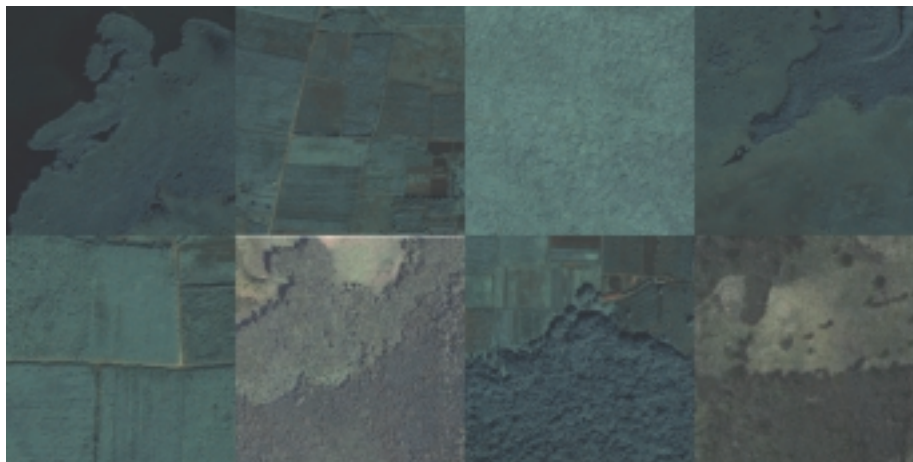


Figure 2. Échantillons de différents couverts végétaux.

couleurs: les espaces couleurs linéaires (RVB, XYZ, LAB, LUV, ...) et les espaces couleurs non linéaires (IST, YIQ, HLS, ...).

Mais ces espaces de représentation standards ne sont pas les plus adaptés. En effet, il existe des espaces couleurs hybrides [24, 21] construits à partir des espaces normalisés. Ces espaces peuvent avoir un nombre quelconque de composantes, l'objectif étant de sélectionner celles qui conduisent à l'espace le moins corrélé et le plus discriminant pour une image donnée. Le choix des composantes est en effet effectué pour chaque image et peut donc varier d'une image à l'autre en fonction du contenu spectral de celle-ci. Il y a un compromis à réaliser entre le nombre de composantes sélectionnées, que l'on veut minimiser, et l'information qu'elles contiennent, que l'on veut maximiser.

Le critère utilisé pour la sélection de l'espace hybride est basé sur un calcul de pouvoir discriminant associant la variance intra classe et la variance inter classe l'objectif étant d'obtenir des classes dont les échantillons sont groupés autour d'une valeur centrale et éloignées les unes des autres [18, 21, 8].

L'algorithme de Vandembroucke [24] permet de déterminer un espace couleur hybride quelconque (nombre et type des composantes) de manière itérative en alternant une phase de minisation de la corrélation et une phase de maximisation du pouvoir discriminant.

Nous proposons ici une approche multi-objectifs intégrant les deux critères précédant afin de résoudre les problèmes de convergence vers l'optimum global. Par ailleurs, nous restreignons la recherche de l'espace couleur hybride aux espaces non linéaires afin qu'il soit utilisable dans les autres étapes de la chaîne de traitement (fusion d'images, caractérisation des couverts). Les différences entre ces espaces proviennent de l'expression utilisée pour déterminer les composantes **I**, **S** et **T**. Il existe en effet au moins 5 expressions de **I**, 7 de **S** et 6 de **T**. Plusieurs espaces standards utilisent ces composantes (**HSV**, **IHS**, **IST**, ...) avec différentes expressions. Chaque combinai-

son d'expressions donne lieu à un nouvel espace couleur hybride. Nous proposons de choisir pour chaque image la combinaison d'expressions de **I**, **S** et **T** qui soit la mieux adaptée. Pour cela nous avons adapté la méthode de construction d'espaces couleurs hybrides présentée dans [21] de manière à utiliser uniquement les espaces couleurs non-linéaires et obtenir un espace hybride tridimensionnel formé par une seule expression de chaque composante (**I**, **S**, **T**). Nous obtenons ainsi l'espace couleur hybride noté  $I^*S^*T^*$ . Les détails de la méthode proposée sont disponibles dans [1].

La méthode introduite ici permet de prendre en compte les particularités de chaque image afin d'augmenter la part d'identification de l'information spectrale par rapport à l'information fréquentielle. Les tests effectués ont montré, dans le cas où l'espace hybride sélectionné est différent des espaces standards, une nette amélioration à la fois visuelle (qualitative) et quantitative.

### 3.3 Fusion d'images

Les différents satellites acquièrent simultanément des images à différentes résolutions spatiales et spectrales. L'association de l'information panchromatique à haute résolution spatiale  $PAN_h$  à l'information multispectrale à plus faible résolution spatiale  $MS_b$  permet une analyse plus complète et plus fine des scènes observées. Pour cette raison, un processus de fusion d'images est appliqué sur ces deux types d'images afin d'obtenir une image à haute résolution spatiale et spectrale  $MS_h^*$ .

Il existe dans la littérature quatre grandes catégories de méthodes de fusion [17]: la projection-substitution, la contribution spectrale relative, le concept ARSIS, les méthodes hybrides. Notre contribution dans ce domaine est une méthode hybride permettant de généraliser et harmoniser les différentes techniques utilisant les concepts de base de la catégorie projection-substitution.

Les techniques de cette catégorie peuvent être classées en deux groupes : (i) les méthodes perceptuelles qui sont basées sur des changements d'espaces couleurs (passage de RVB vers IHS, etc) par des transformations non linéaires [5, 6, 26, 17, 30]. (ii) les méthodes d'axes indépendants basées sur différentes méthodes statistiques (Analyse en Composantes Principales, Transformée de Karhunen-Loeve, Transformée en Cosinus Discrète, etc) fournissant les composantes les moins corrélées possibles [25]. Ces techniques sont basées sur l'hypothèse, souvent vérifiée dans l'espace d'acquisition, qu'il existe des corrélations entre les composantes d'une image.

Une des difficultés des méthodes perceptuelles est de trouver les composantes couleurs adéquates qui permettent d'isoler le contenu spectral du contenu spatial de l'image  $MS_b$  afin de minimiser la distorsion radiométrique dans l'image fusionnée  $MS_h^*$ . Ainsi depuis l'introduction de ces méthodes, basées sur les trois composantes Intensité (I), Saturation (S) et Teinte (T), plusieurs travaux ont été réalisés dans le but d'améliorer la qualité du produit fusionné [5, 6, 30]. Nous proposons dans ce cadre une approche originale permettant de prendre en considération les spécificités et les particularités de les images fusionnées et ainsi de généraliser les méthodes existantes. Nous utilisons pour cela l'espace hybride  $I^*S^*T^*$  (transformation  $TH$ ) avec notamment la composante  $I^*$  contenant le plus d'information et donc la plus proche de l'image  $PAN_h$ . Nous pouvons remarquer que cette transformation hybride est inversible ( $TH^{-1}$ ), condition nécessaire pour le processus de fusion par les méthodes perceptuelles.

Au cours de cette fusion, l'image  $PAN_h^S$  est obtenue par une spécification d'histogramme entre l'image  $PAN_h$  et la composante  $I^*$  pour restructurer l'intensité et compenser les détails manquant dans la composante  $I^*$  par ceux de l'image  $PAN_h$ . Ceci permet de réduire les différences dues à des conditions d'acquisition différentes. Pour réaliser ceci, nous avons employé des techniques basées sur une estimation de la densité de probabilité des deux images ( $I^*$  et  $PAN_h$ ).

## 4. Caractérisation des couverts

Les besoins de précision imposés par la problématique ont deux conséquences : (i) les bandes spectrales accessibles sont restreintes et pas nécessairement adaptées à l'analyse de la végétation (bandes R, V, B) (ii) la haute résolution fait apparaître au sein des différents couverts végétaux des structures complexes. Pour ces raisons, une simple analyse radiométrique ne suffit pas pour discriminer les végétations entre elles. Nous allons donc intégrer le contexte des pixels en analysant la couleur et la texture afin de calculer des descripteurs plus complexes [3, 19].

### 4.1 Descripteurs de couleur

L'extraction de descripteurs couleurs, locaux ou globaux, a été très largement étudiée et utilisée dans le cadre de la segmentation et de la classification d'images. Ainsi nous avons retenu et implémenté (i) les descripteurs basés sur l'utilisation de l'histogramme déterminé sur chaque composante [20, 22] qui sont invariant aux changements d'échelles en considérant les pixels d'une image comme une distribution statistique, (ii) les descripteurs utilisant les moments statistiques (moyenne, écart-type, etc). D'autres descripteurs ont été proposés [13]. Dans cette étude nous nous limiterons aux descripteurs basés sur les moments statistiques (moyenne et écart-type) mais en notant que l'étude que nous avons menée a permis de retenir l'histogramme global des couleurs tel qu'il est défini dans [22] et l'auto-corrélogramme des couleurs introduit dans [13]. Les descripteurs couleurs sont calculés sur les composantes saturation ( $S^*$ ) et teinte ( $T^*$ ).

### 4.2 Descripteurs de texture

La texture représente depuis longtemps un thème de recherche actif. Son analyse est un sujet très difficile et très complexe sur lequel portent de nombreux travaux. La texture est un concept assez ou facile à reconnaître mais difficile à définir. Sa définition diffère selon les points de vue et les objectifs des applications [15]. De l'ensemble des définitions, il ressort que la texture représente une certaine homogénéité visuelle, en dehors de la couleur, sur une région de l'image. Classiquement on distingue deux types de textures : (i) les textures déterministes (appelées aussi périodiques), rattachées à une répartition spatiale régulière d'un motif géométrique facile à décrire, (ii) les textures probabilistes (appelées aussi stochastiques ou aléatoires), liées à une répartition spatiale irrégulière et aléatoire et constituées de plusieurs motifs différents qu'il est impossible d'identifier ou d'isoler.

Ces deux types de textures sont modélisés diéremment et nécessitent des méthodes d'analyse spécifiques. On trouve le modèle micro-textures qui est caractérisé par une cohérence visuelle, présentant des motifs « microscopiques » distribués de manière aléatoire et le modèle macro-textures qui présente un aspect régulier (motif qui se répète spatialement dans l'image).

Parmi la multitude de méthodes développées pour l'analyse de ces deux modèles, on peut recenser quatre grandes approches : l'approche statistique, l'approche géométrique (fractal), l'approche fréquentielle et l'approche stochastique. Dans cette étude nous nous intéressons uniquement aux trois premières approches, que nous présentons brièvement et que nous illustrerons à l'aide d'une méthode. Parmi les travaux que nous avons recensés, [27, 2, 11, 10, 29] par exemple, beaucoup d'entre eux essayent de combiner des descripteurs de nature différente en combinant par exemple l'information spectrale avec l'information spatiale et/ou géométrique.

## Méthodes statistiques

Il s'agit des méthodes les plus utilisées pour l'analyse de textures sur des images mono-composante. L'idée principale est basée sur l'évaluation quantitative de l'arrangement spatial et la distribution statistique des niveaux de gris des pixels de l'image. Dans la littérature beaucoup d'approches essayent de modéliser cette idée. Par exemple les méthodes basées sur les matrices de co-occurrence (*MC*) et ses variantes [12] et les méthodes utilisant la fonction d'auto-corrélation [31]. Dans la suite nous avons choisi d'appliquer la méthode de co-occurrence car de nombreux travaux ont montré son intérêt en traitement d'images et particulièrement sur les images satellites [28, 2, 29]. En pratique, les attributs de texture issus de cette méthode sont calculés sur des fenêtres glissantes.

## Méthodes géométriques

Les méthodes appartenant à cette approche permettent de caractériser l'information structurelle, contextuelle, et la forme générale de l'objet sous l'hypothèse qu'une texture est formée d'un ou plusieurs motifs se répétant de façon régulière. Nous nous intéressons ici aux approches basées sur l'étude des formes. Ces dernières essayent de déterminer une caractéristique géométrique pour décrire un profil afin de reconnaître les objets. Dans la littérature, on peut trouver les descripteurs basés sur les contours qui sont généralement obtenus par l'application de la transformée de Fourier [9] ou les descripteurs basés sur les régions qui sont déterminés à partir de divers moments invariants [23]. Ces derniers sont robustes et invariants par translation, rotation et changements d'échelles. Pour ces raisons nous avons choisi de les utiliser dans le cadre de cette étude.

Par ailleurs, la multitude d'objets qui peuvent apparaître et la complexité de l'information contenue dans les images satellites, nous pousse à faire une analyse fractale. L'idée principale est de coupler une analyse locale de la régularité des données avec une analyse globale. Il existe plusieurs techniques et méthodes qui permettent de quantifier ces deux propriétés, nous nous limiterons ici à étudier la dimension fractale (locale et globale) en appliquant la méthode **SDBC** (**S**hifting **D**ifferential **B**ox-**C**ounting) [7].

## Méthodes fréquentielles

L'information fréquentielle est aussi importante que l'information structurelle ou spatiale. Les méthodes fréquentielles permettent d'analyser les différentes fréquences présentes dans l'image. Parmi ces méthodes, les méthodes de filtrage prennent leur origine dans le domaine du traitement du signal en s'inspirant de la perception visuelle humaine. Appliquées dans le domaine du traitement d'images, ces méthodes permettent de caractériser aussi bien les macro-textures que les micro-textures. Nous distinguons les méthodes de filtrage spatial introduites pour décrire les micro-textures [16] et fréquentiel permettant de préserver à la fois les informations globales et

locales et offrant ainsi une caractérisation multi-échelles de la texture [4]. Nous testons ici la méthode de Laws [16] pour une description spatiale et le filtre de Gabor [4] pour une caractérisation fréquentielle.

Les descripteurs de textures sont calculés sur l'image intensité ( $I^*$ ).

## 5. Classification

La classification est la dernière étape de notre chaîne de traitement. Les étapes précédentes ont permis d'obtenir des descripteurs relativement discriminant rendant ainsi moins déterminant le choix de la méthode de classification.

En effet, il existe de nombreuses techniques de classification dans la littérature: k-means, méthode EM, Fuzzy c-means, méthode bayésienne, SVM, ISODATA, etc.

Nous avons fait le choix d'utiliser des méthodes ayant des caractéristiques différentes. À titre d'exemple les k-means pour leur convergence rapide et leur mode non supervisé, les mélanges de gaussiennes pour leur adaptation aux descripteurs ayant une densité de probabilité proche d'une gaussienne, la méthode SVM pour son adaptation aux problèmes de grande taille.

Dans le cadre de cet article nous présentons des résultats obtenus avec les k-means [14] et avec un critère de distance euclidienne minimale dans le cas supervisé.

Dans ce dernier cas, nous avons minimisé la distance euclidienne  $E_k^P$  entre un pixel  $P$  (représenté par son vecteur d'attributs  $V_P$  de dimension  $D$ ) et le centre de chaque classe  $C_k$  (représenté par le vecteur moyenne  $\bar{V}$ ) calculé à partir des échantillons d'apprentissage. Le pixel  $P$  est assigné à la classe  $C_l$  associée à la distance la plus proche.

## 6. Résultats

### 6.1 Images utilisées

Nous présentons des images composées des deux types de couverts végétaux. Les deux premiers extraits (figure 3 et 4) sont constitués d'une image multispectrale  $MS_b$  et d'une image panchromatique  $PAN_h$  de résolutions spatiales respectives  $4m/pixel$  et  $1m/pixel$  acquises par le satellite **IKONOS**; les deux derniers extraits (figure 5 et 6) comportent eux aussi deux images  $MS_b$  et  $PAN_h$  de résolutions spatiales respectives  $0,7m/pixel$  et  $2,8m/pixel$  acquises par le satellite **QuickBird**.

Cette étude est basée sur une dizaine d'extraits de chaque satellite. Les extraits des figures 3 et 5 ont été sélectionnés car nous estimons qu'ils sont les plus représentatifs de la diversité végétale et de la complexité des images que nous traitons. Nous

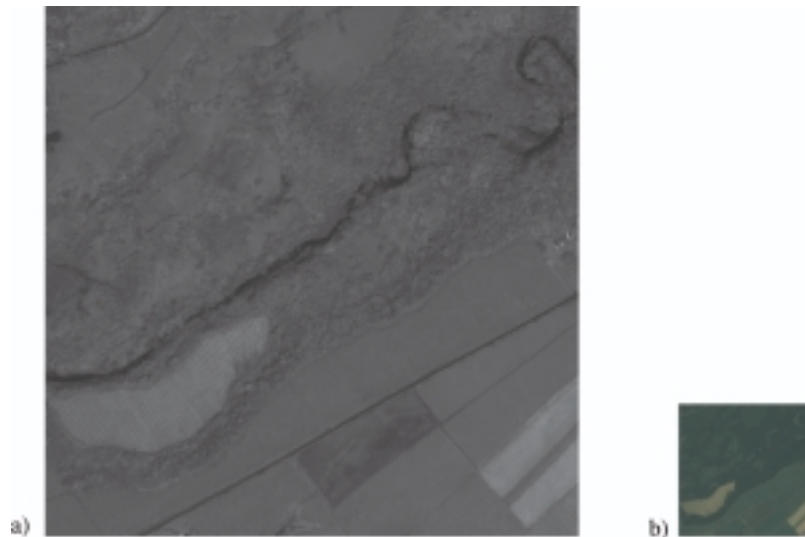


Figure 3. Extraits d'images acquises par le satellite IKONOS. (a) Image  $PAN_h$  ( $1024 \times 1024$ ) et (b) image  $MS_b$  ( $256 \times 256$ ).

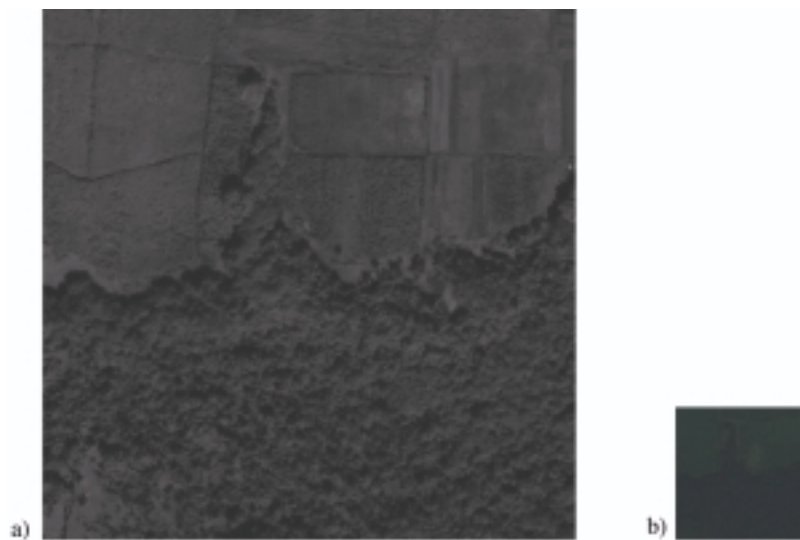


Figure 4. Extraits d'images acquises par le satellite IKONOS. (a) Image  $PAN_h$  ( $512 \times 512$ ) et (b) image  $MS_b$  ( $128 \times 128$ ).

signalons également qu'aucun pré-traitement n'a été effectué sur les images.

Les extraits présentent des zones forestières et agricoles entremêlées. D'autres zones (ombre, eau) apparaissent dans les images. Ces zones, bien que ne nous intéressant pas, ne sont pas masquées dans l'image et aucun apprentissage n'est réalisé dessus. Elles génèrent donc certaines erreurs sur la classification.

Les experts sont intervenus en amont de la phase de classification pour déterminer le nombre de classes et les zones représentatives de chaque classe pour l'apprentissage mais également pour la validation des résultats en l'absence de vérité terrain.

## 6.2 Résultats de la classification

Les deux figures suivantes donnent un aperçu des résultats obtenus en calculant les descripteurs de textures à partir de la méthode des matrices de co-occurrences (7 et 8), des moments de Hu (7) et des filtres de Law's (8). Ces descripteurs sont combinés avec les descripteurs couleurs. Le nombre de classes a été estimé à 2, 3 ou 4 classes selon l'image. On remarque que l'analyse en utilisant la méthode des matrices de co-occurrences fournit des résultats similaires à ceux des méthodes basées sur l'analyse géométrique (moments de Hu) et fréquentielle (filtres de

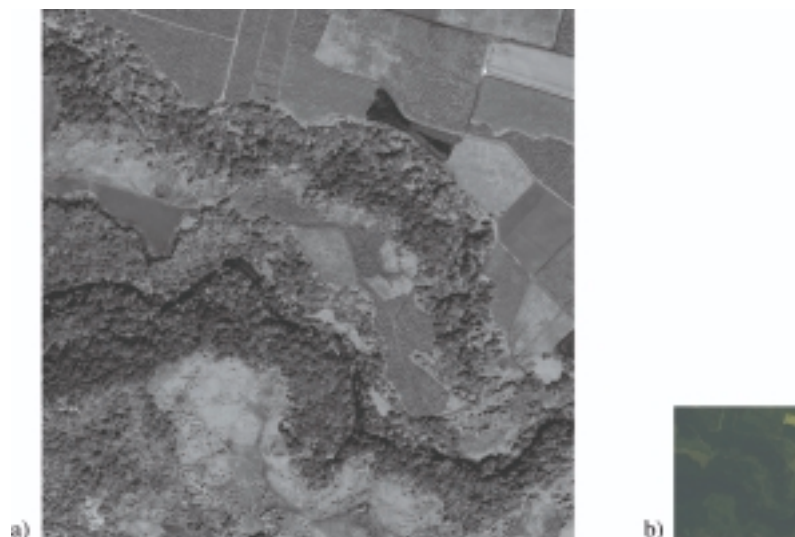


Figure 5. Extraits d'images acquises par le satellite QuickBird. (a) Image  $PAN_h$  ( $512 \times 512$ ) et (b) image  $MS_b$  ( $128 \times 128$ ).

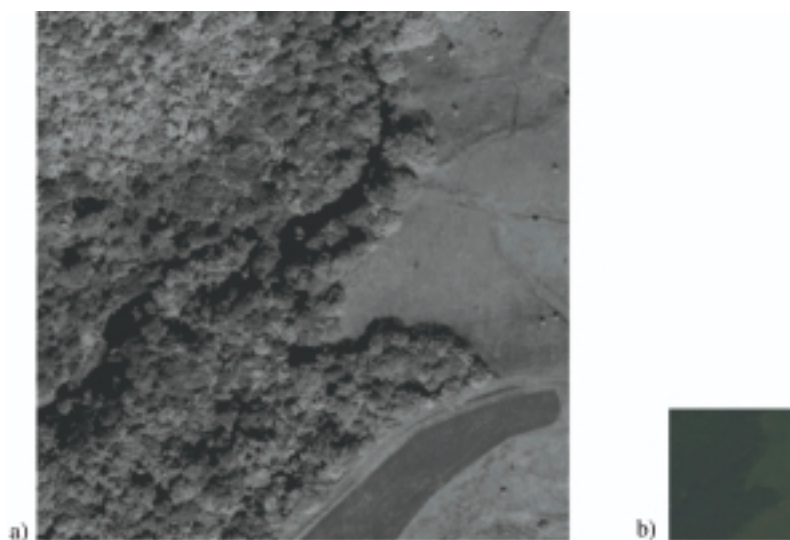


Figure 6. Extraits d'images acquises par le satellite QuickBird. (a) Image  $PAN_h$  ( $512 \times 512$ ) et (b) image  $MS_b$  ( $128 \times 128$ ).

Law's), que ce soit en terme de détection ou de séparation entre les différentes classes.

Les deux figures (9 et 10), présentent les résultats obtenus par l'analyse géométrique basée sur les descripteurs calculés en utilisant les moments de Hu et combinés avec les descripteurs couleurs.

La figure 9 montre une bonne classification des forêts (zones en jaune) dans les images b) et c). Les parcelles agricoles et les prairies sont illustrées avec les zones marquées 1 et 2 dans l'image a). On peut remarquer que l'arbre isolé (marqué 3 dans l'image a)) est bien détecté et localisé dans les images b) et c). Néanmoins quelques zones mal classées subsistent (marquées 4) liées principalement à l'ombre ou à des parcelles non homogènes.

On peut constater dans la figure 10 b) que la séparation entre la forêt et l'agriculture est relativement bien respectée. Le résultat est d'autant plus acceptable pour notre application que les zones agricoles sont représentées par plusieurs textures et non une seule (zones 2, 3 et 4 sur la figure 10 a)). Une troisième classe (zone marquée 1) apparaît, elle localise correctement les parcelles de terre sans cultures.

Sur l'ensemble des résultats (présentés ou non ici), nous retiendrons que le résultat des différentes approches dépend partiellement des images. Néanmoins, la méthode des matrices de co-occurrence semble la plus stable et bien adaptée à la détection des textures non orientées et non périodiques caractérisées par des formes aléatoires et chaotiques. Ce type de textures est caractéristique des zones étudiées (forêts). Les méthodes d'ana-



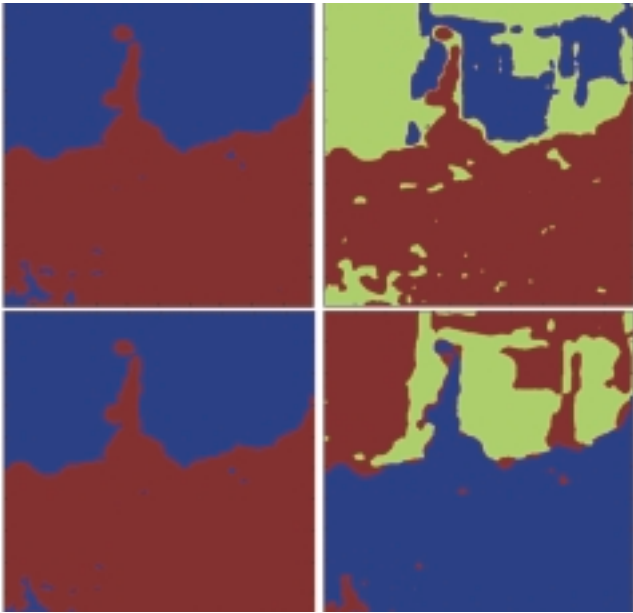


Figure 7. Classification non supervisée d'une image IKONOS.

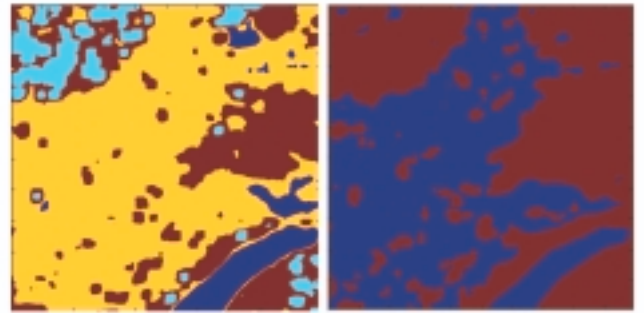


Figure 8. Classification non supervisée d'une image QuickBird.

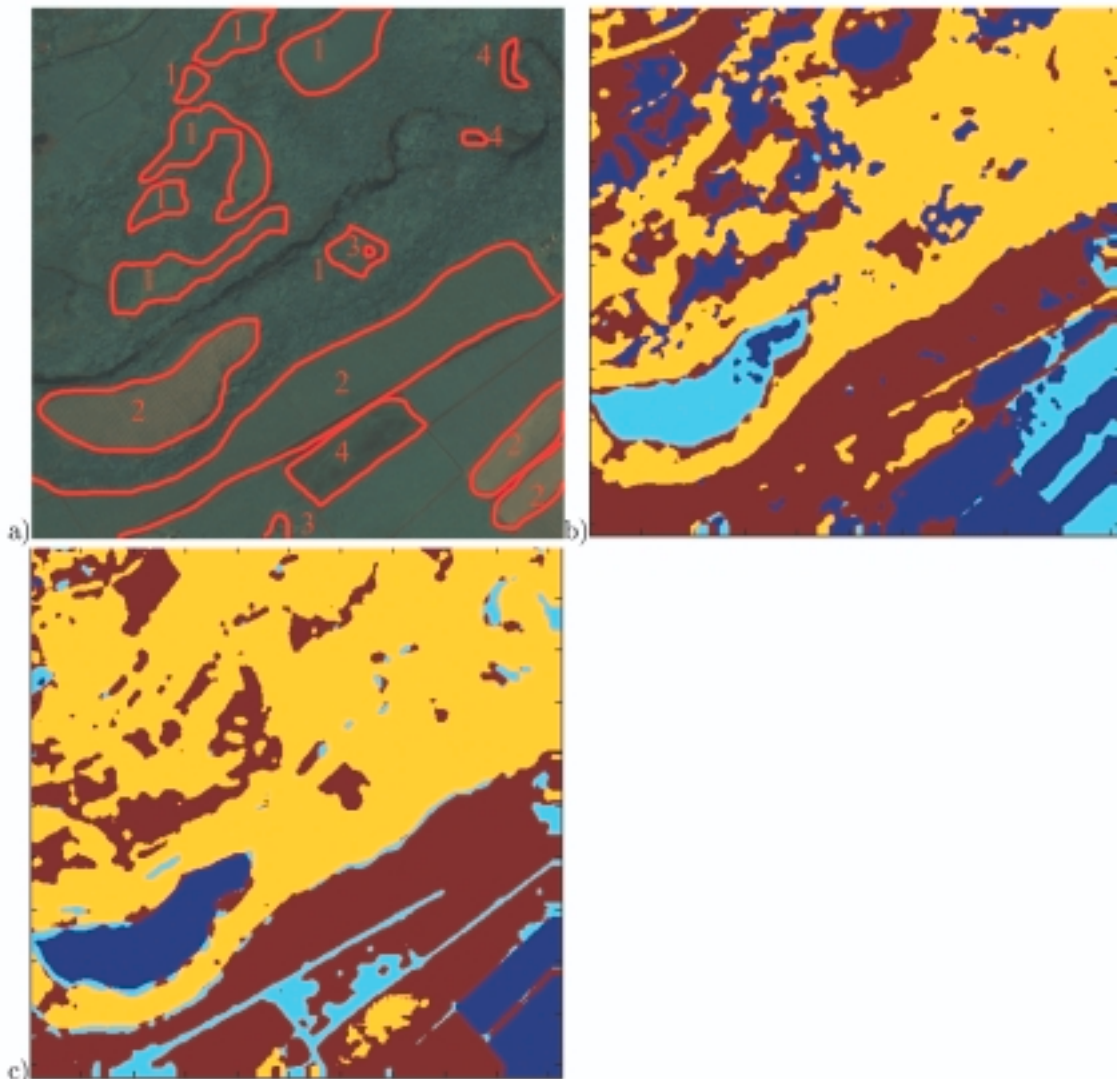


Figure 9. Classification supervisée d'une image IKONOS.

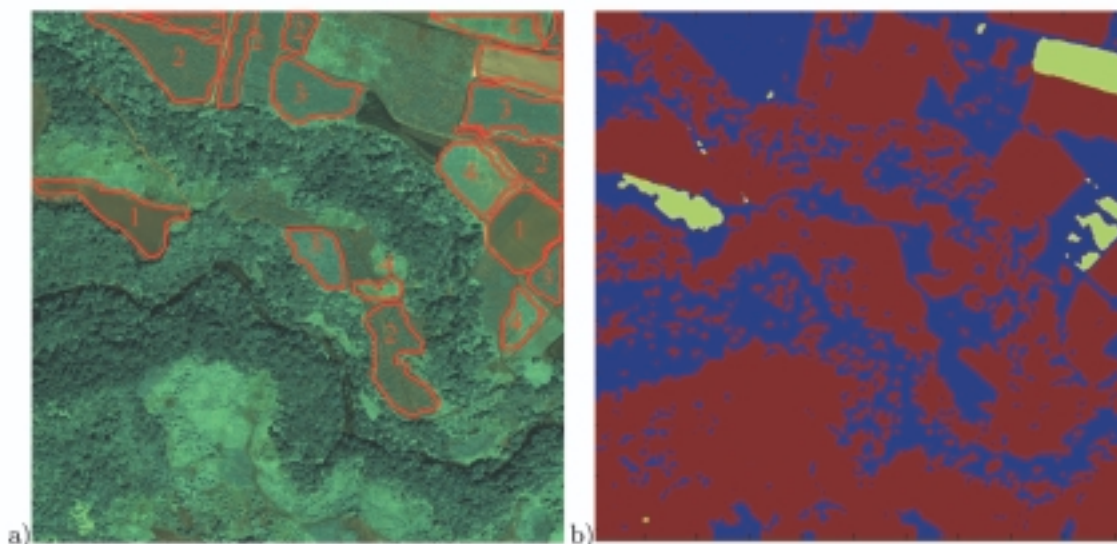


Figure 10. Classification supervisée d'une image Quickbird.

lyse géométriques ou fréquentielles étudiées séparent correctement les zones forestières des zones agricoles. Cependant, elles ont quelques difficultés à distinguer deux zones agricoles entre elles.

blématique est plus complexe à aborder du fait de la forte ressemblance des textures et des couleurs. Une étude plus poussée sur cette problématique serait à réaliser mais ne concerne pas le projet actuel.

## S

## 7. Conclusion

Nous avons présenté dans cet article une application de la télédétection à la protection de l'environnement. Cette protection est permise par le développement d'un outil, destiné aux autorités de gestion des forêts (Onf, Parcs Nationaux), de localisation des frontières entre les forêts et les zones agricoles. La localisation des frontières est possible après reconnaissance des différents couverts végétaux (forêt, agriculture, prairies, etc) extraits d'images satellite à très haute résolution spatiale. La reconnaissance est réalisée par un processus de classification basé sur une description des textures présentes dans l'image. Ces textures sont représentatives des types de couverts et une bonne caractérisation de celles-ci permet de les discriminer.

L'extraction des attributs des textures est réalisée après un processus de fusion permettant de combiner la résolution spatiale et la résolution spectrale des images satellites. Une approche originale de fusion, basée sur la construction d'un espace couleur hybride est présentée.

Les résultats obtenus sont satisfaisants compte tenu de la nature des images traitées (textures complexes). Cette étude montre que le choix de l'espace de représentation est important avant même de choisir les descripteurs utilisés pour la classification. Ces résultats de classification sont particulièrement intéressants dans le cadre du projet **CESAR**. En effet, la séparation entre les deux grandes zones a été validée par nos experts pour les images testées. Les critiques émises concernent la distinction entre deux zones agricoles ou deux zones forestières. Cette pro-

## Références

- [1] ABADI M., *Couleur et texture pour la représentation et la classification d'images satellite multi-résolution*. These, Université des Antilles et de la Guyane, 2008.
- [2] TONYÉ E., AKONO A. and RUDANT J-P., *Classification texturale d'une image radar à synthèse d'ouverture dans une région volcanique: le cas de la région du Mont Cameroun*, volume 3. Télédétection, 2003.
- [3] DEBAIN C., BERDUCAT M., ARVIS V. and BENASSI A., *Generalization of the Co-occurrence matrix for colour images: Application to colour texture classification*, volume 23. Image Anal Stereol, 2004.
- [4] MANJUNATH B.S. and MA X.Y., *Texture features for browsing and retrieval of image data*, volume 18. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996.
- [5] LILLESAND T.M., CARPER W.J. and KIEFER R.W., *The use of Intensity-Hue-Saturation transformation for merging SPOT panchromatic and multispectral image data*, volume 56. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1990.
- [6] SIDES S.C., CHAVEZ P.S. and ANDERSON J.A., *Comparison of three different methods to merge multiresolution and multispectral data: Landsat TM and SPOT Panchromatic*, volume 57. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1991.
- [7] YUAN S-Y., CHEN W-S. and HSIEH C-M., *Two algorithms to estimate fractal dimension of gray-level images*, volume 42. SPIE Optical Engineering, 2003.
- [8] COCQUEREZ J. P. and PHILIPP S., *Analyse d'images: Filtrage et segmentation*. S. Masson, 1995.
- [9] ZAHN C.T. and ROSKIES R.Z., *Fourier descriptors for plane closed curves*. IEEE Trans. On Computers, 1972.
- [10] WEMMERT C., DERIVAUX S., LEFÈVRE S. and KORCZAK J.J., *Segmentation par ligne de partage des eaux basée sur des connaissances texturales*. Colloque GRETSI sur le Traitement du Signal et des Images, 2007.

- [11] KAYITAKIRE F., *Forest stand characterisation using very high resolutions satellite remote sensing/Caractérisation des peuplements forestiers par télédétection à très hautes résolutions*. AGRO/MILA - Département des sciences du milieu et de l'aménagement du territoire, Thèse, 2006.
- [12] SHANMUGAM K., HARALICK R.M. and DINSTEIN I., *Textural features for image classification*, volume 3. IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics, 1996.
- [13] MITRA M., ZHU W., JAND ZABIH R., HUANG J., KUMAR S.R., *Image indexing using color correlograms*. International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1997.
- [14] MACQUEEN J.B., *Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations*, volume 1. Proceedings of 5<sup>th</sup> Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, 1967.
- [15] COGGINS J.M., *A framework for texture analysis based on spatial filtering*. PhD thesis, Computer Science Department, Michigan State University, 1982.
- [16] LAWS K.I., *Rapid texture identification*, volume 238. SPIE Image Processing for Missile Guidance, 1980.
- [17] WALD L., *Quality of high resolution synthesised images: Is there a simple criterion?* In Proceeding of the 3<sup>th</sup> conference: Fusion of Earth data: merging point measurements, raster maps and remotely sensed images. Nice, France, 2000.
- [18] LAFORGE H., *Analyse multivariée: en sciences sociales et biologiques: présentation matricielle et usage des programmes d'ordinateur BMD, BMDP et SPSS*. Presses de l'Université Laval, 1979.
- [19] ABADI M. and GRANDCHAMP E., *Colour Image Texture Characterizing: Caribbean Forest Classification by IKONOS Images*. International Journal of Remote Sensing, 2007.
- [20] STRICKER M.A. and ORENGO M., *Similarity of color images*. SPIE, Storage and Retrieval for Imaging Video Databases, 1995.
- [21] MACAIRE L., *Exploitation de la couleur pour la segmentation et l'analyse d'images*. PhD thesis, Université des science et technologie de Lille 1, 2004.
- [22] SWAIN M.J. and BALLARD D.H., *Color indexing*, volume 7. International Journal of Computer Vision, 1991.
- [23] HU M.K., *Visual pattern recognition by moment invariants*. IRE Trans. On information Theory, IT-8, 1962.
- [24] VANDENBROUCKE N., *Segmentation d'images couleurs par classification de pixels dans des espaces d'attributs colorimétriques adaptés*. Application à l'analyse d'image de football. Thèse de Doctorat, Université de Lille 1, 2000.
- [25] KANADE T., OHTA Y.I. and SAKAI T., *Color information for region segmentation*. Computer Graphics and Image Processing, 1980.
- [26] GONZALEZ R.C. and WOODS R.E., *Digital Image Processing*. Addison-Wesley, Reading, MA, 1992.
- [27] CHAPUIS R., ROUQUET C., CHAUSSE F. and BONTON P., *Segmentation non supervisée d'images de scènes routières Une approche multi-critère*, volume 13. Traitement du Signal, 1996.
- [28] ARZANDEH S. and WANG J., *Texture evaluation of RADARSAT imagery for wetland mapping*, volume 28. SPIE Optical Engineering, 2002.
- [29] HAINDL M. SCARPA G. and ZERUBIA J., *Hierarchical finite-state modeling for texture segmentation with application to forest classification*. INRIA, France, 2006.
- [30] SHYU H.C., TU T.M., SU S.C. and HUANG P.S., *A new look at IHS-like image fusion methods*, volume 2. Information Fusion, 2001.
- [31] LEE J.Y., WARNER T.A. and MCGRAW J.B., *Delineation and identification of individual trees in the eastern deciduous forest*. In Natural ressources Canada, editor, Automated interpretation of high spatial resolution digital imagery for forestry, International Forum, Pacif Forestry Center, Victoria, British Columbia, 1998.

Mohamed **Abadi**

Docteur en Informatique depuis juin 2008 sa thématique de recherche porte sur la classification de forêts par analyse de textures et de couleur en utilisant notamment l'approche fractale.

Enguerran **Grandchamp**

Maître de Conférences à l'Université des Antilles et de la Guyane au laboratoire GRIMAAG. Il travaille sur la télédétection et la classification de forêts à partir d'images satellites à très haute résolution spatiale.

