

DISCRIMINATION DES ZONES HUMIDES EN FORET MALGACHE, PROPOSITION D'UNE METHODOLOGIE MULTIRESOLUTION ET MULTISOURCE UTILISANT ORFEO TOOLBOX

Aimé Richard Hajalalaina^{1,6}, Manuel Grizonnet², Eric Delaître³,
Solofo Rakotondraompiana⁴, Dominique Hervé^{1,5}

1 : Programme MEM – Modélisation pour l'Environnement à Madagascar
IRD - Université de Fianarantsoa
BP 1487, Tanambao, 301 Fianarantsoa – Madagascar

2 : CNES, Centre National d'Etudes Spatiales DCT/SI/AP
BP 1219, 18 av. Edouard Belin, 31401 Toulouse Cedex 09 – France
manuel.grizonnet@cnes.fr

3 : IRD, Institut de Recherche pour le Développement
UMR ESPACE-DEV (IRD, UM2, UR, UAG)
BP 64501, 900 rue J.F. Breton 34394 Montpellier Cedex 5 – France
eric.delaitre@ird.fr

4 : IOGA, Institut et Observatoire de Géophysique d'Antananarivo
BP 3843, 101 Antananarivo – Madagascar
srakotondraompiana@gmail.com

5 : IRD, Institut de Recherche pour le Développement
UMR GRED (IRD, UM3) BP 64501, 911 avenue Agropolis, 34394 Montpellier Cedex 5 – France
dominique.herve@ird.fr

6 : CUFFP, Centre Universitaire de Formation Professionnalisante
Université de Fianarantsoa BP 1135, Tanambao, 301 Fianarantsoa – Madagascar
arhajalalaina@yahoo.fr

Résumé

Les marais potentiellement aménageables en rizières constituent des zones de future défriche en zones forestières tropicales. Une chaîne de traitement d'images satellitaires multirésolutions et multisources, utilisant Orfeo ToolBox, est mise à l'épreuve pour discriminer les zones humides : eaux, marais et rizières. Cette méthodologie combine des indices radiométriques extraits d'images qui disposent d'un plus grand nombre de bandes spectrales et des indices texturaux issus d'images à résolution spatiale élevée. Ainsi l'information spectrale d'une image du satellite Landsat 7 ETM+ est valorisée pour identifier les zones humides avec une résolution de 30 m et en dresser la cartographie régionale. L'information texturale d'images du satellite SPOT 5 de 10 m et de 2,5 m de résolution est utilisée pour discriminer des types de zones humides et les cartographier à l'échelle locale. En combinant les données des deux satellites, les surfaces en eaux, marais et rizières ont été évaluées avec un indice de Kappa égal à 0,8, dans deux communes du corridor forestier de Fianarantsoa (Madagascar).

Mots clés : Multirésolution, multisource, zone humide, forêt, OTB, télédétection, Madagascar.

Abstract

The marshes, which are potentially suitable for conversion into paddy fields, offer future possibilities for clearness in tropical forest area. A processing chain for multiresolution and multisource satellite images, using Orfeo ToolBox, is put to test in order to discriminate wetlands, water, marshes and paddy fields. This methodology combines radiometric indices extracted from images containing more spectral bands with textural indices from high spatial resolution images. Thus, the spectral information of an image from Landsat 7 ETM+ satellite at 30 m resolution, is used for identifying wetlands and for drawing up their regional mapping. The textural information of 10 m and 2.5 m images from SPOT 5 satellite is used to discriminate wetland types and to map them at the local scale. By combining data from both satellites, the areas of water, wetland and paddy fields were evaluated, with Kappa coefficient (0.8), in two districts of the forested corridor of Fianarantsoa (Madagascar).

Keywords : Multiresolution, multisource, wetland, forest, OTB, remote sensing, Madagascar.

1. Introduction

La défriche des forêts humides à Madagascar répond à un besoin d'aménagement des bas-fonds en rizières autant qu'à un besoin de surfaces en cultures pluviales annuelles. L'enjeu d'identifier et de discriminer les zones humides en zones de forêt tropicale est double : environnemental puisque les marais constituent des réserves de biodiversité à conserver en priorité ; agronomique puisque l'aménagement des marais en rizières est la seule activité économique admise dans la périphérie des parcs pour couvrir les besoins alimentaires des populations riveraines, tout en préservant la forêt sur les versants. Par ailleurs, le suivi dans le temps de ces aménagements des bas-fonds en rizières constitue un indicateur de la vitesse de déforestation liée à la défriche des versants.

Dans le corridor forestier Ranomafana-Andringitra à Madagascar (Figure 1), les bas-fonds encore aménageables sont en surface de plus en plus restreinte (Rakotoasimbahoaka et al., 2010) et une proportion des pentes, chaque fois plus importante, est cultivée sous pluie. Depuis que les forêts matures de haute biodiversité sont placées sous un statut d'aire protégée, les forêts secondaires établies à partir des recrûs arbustifs deviennent les dernières réserves de fertilité (Freudenberger et Razanajatovo, 2007).

Dans ce contexte de besoins insatisfaits d'espaces cultivables en lisière forestière, il est important de disposer de méthodes efficaces pour identifier les marais et évaluer les surfaces des bas-fonds aménageables pouvant être converties en rizières tout en préservant l'environnement.

Cet article propose une méthode basée sur les capacités de la librairie Orfeo ToolBox (OTB) à traiter les images à Haute Résolution (10 m) et à Très Haute Résolution (2,5 m) du satellite Spot. Ces images sont souvent utilisées dans des zones urbaines (May et Inglada, 2009) mais restent non utilisées dans des zones forestières. La finalité de cette démarche est d'identifier les zones humides à l'échelle régionale avec l'image Landsat haute résolution (30 m), de les caractériser et les discriminer à l'échelle locale avec l'image Spot très haute résolution (2,5 m).

OTB est un logiciel libre qui permet le traitement des images satellitaires de ce type, c'est-à-dire, multirésolutions et multisources.

Les images satellitaires de haute résolution Landsat 7 ETM+ produisent une abondante information spectrale mais sont insuffisantes pour la cartographie détaillée de la végétation (Harvey et Hill, 2001). Il faut donc les compléter soit par la photo-interprétation, soit par le traitement d'images à très haute résolution. Ces images à très haute résolution spatiale acquièrent une meilleure lisibilité du fait de leurs informations texturales mais n'ont généralement pas assez d'information spectrale, en raison de la relation inverse entre les résolutions spatiale et spectrale (Chen et al., 2009). C'est pourquoi notre dé-

marche combine des images Landsat et Spot (Figure 2). La méthode comprend deux étapes : l'identification radiométrique basée sur la classification pixel et la caractérisation des unités identifiées par classification orientée-objet. La classification par pixel, mieux adaptée à une image à haute résolution riche en information spectrale, est appliquée à une image Landsat pour étudier les propriétés spectrales de la surface (Figure 3). Elle est complétée par une comparaison des valeurs des indices NDWI (Normalized Difference Water Index) et MNDWI (Modified Normalised Difference Water Index). Le résultat de cette étape permet de choisir les bandes spectrales et/ou les indices les plus appropriés pour identifier un objet particulier dont la valeur numérique de la luminance spectrale peut dépendre du milieu étudié. La classification orientée-objet, mieux adaptée à une image à très haute résolution riche en information texturale, a ensuite été appliquée à l'image Spot pour discriminer dans la zone étudiée *eau*, *marais* et *rizière* (Figure 4).

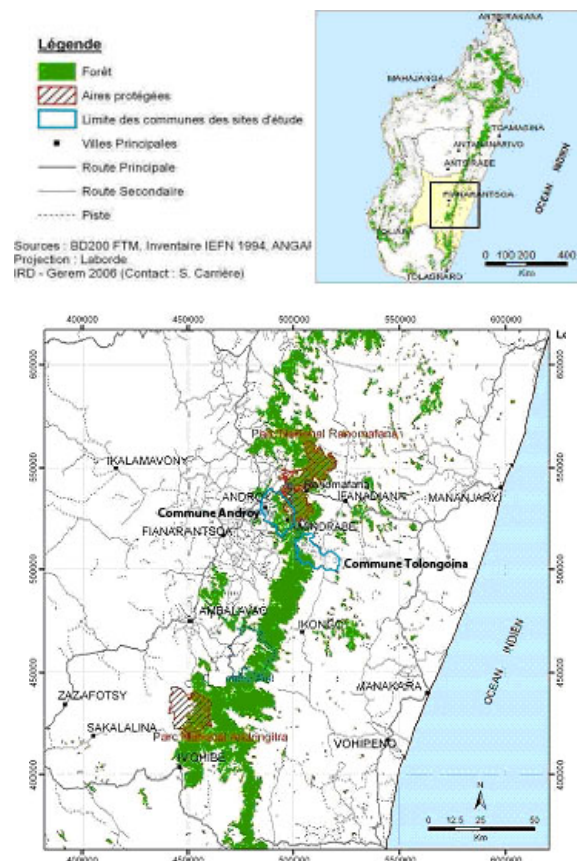


FIGURE 1 : Localisation du corridor forestier Ranomafana Andringitra (province de Fianarantsoa).

2. Zone d'étude

Le couloir forestier de l'Est malgache se réduit, entre les aires protégées de Ranomafana et d'Andringitra,

à une bande forestière de 200 km de long et 5 à 20 km de large, que nous appellerons corridor forestier de Fianarantsoa (Figure 1). Le site d'entraînement étudié sur le versant ouest du corridor est référencé par l'image du satellite Landsat 7 de références (Path=158 et Row=75) et par l'image SPOT 5 de références (K=170 et J=393). De part et d'autre du corridor, les communes d'Androy à l'Ouest et de Tolongoina à l'Est ont été choisies pour valider la méthode.

3. Outil, données et méthode

3.1. Orfeo ToolBox

Orfeo ToolBox (OTB) est une bibliothèque de traitement d'images de télédétection développée par le Centre National d'Etudes Spatiales (CNES), l'agence spatiale française, et distribuée en tant que logiciel "Open Source" (Inglada et Christophe, 2009).

L'objectif de l'OTB est de traiter des images de télédétection à partir de différentes sources (optique ou radar) avec différents niveaux de prétraitement (ortho-rectification, corrections radiométriques, segmentation, etc.). L'OTB contient plusieurs fonctionnalités de base, telles que l'accès aux images, la modélisation géométrique, le filtrage d'image, l'extraction de caractéristiques, la segmentation d'image, l'extraction d'objets, la classification, la détection de changement, la fusion d'images, etc. (ORFEO ToolBox, 2011), qui doivent être assemblées pour répondre aux besoins d'un utilisateur particulier.

L'OTB est une librairie développée en C++ qui se base sur plusieurs autres bibliothèques Open Source, rassemblées autour d'une interface commune, citons notamment GDAL (Geospatial Data Abstraction Library), FLTK (Fast Light Toolkit) et ITK (Insight Toolkit) [Dubois et al., 2009]. Ces composants permettent aux développeurs de créer une application satisfaisant un besoin particulier. Les bibliothèques offrent la possibilité d'effectuer une opération mathématique plus générique et complexe sur les bandes spectrales des images dans un seul filtre (ORFEO ToolBox, 2011). OTB et ITK fournissent un grand nombre de filtres qui facilitent des opérations de base sur les images (seuil, ratio, combinaison de couches, etc.). Grâce à ces filtres, une chaîne de traitement peut être définie à chaque étape des opérations afin de combiner ces opérations dans un pipeline de données. De plus, la plupart des fonctionnalités sont adaptées au traitement de très grandes images, qui pose un problème de capacité de mémoire de l'ordinateur, une image satellitaire pouvant souvent atteindre un volume supérieur à un Giga octet dans plusieurs bandes spectrales. La méthode streaming (découpage de l'image) lit et traite une image par morceaux sans devoir la charger entièrement dans la mémoire de l'ordinateur. La méthode multithreading (exécution en parallèle) fait gagner du temps car elle exécute en parallèle le traitement

des images découpées en morceaux grâce au streaming et leur sauvegarde, en valorisant le fait que la plupart des processeurs actuels ont deux, quatre voire plus de coeurs. Cet algorithme s'adapte aussi au traitement de processeurs répartis sur différents matériels et plateformes, toujours dans l'objectif de réduire le temps de traitement. Ces opérations et leur répartition sur les différentes unités de calcul sont transparentes pour l'utilisateur d'OTB (Christophe et al., 2008).

3.2. Données

Les images satellitaires à haute résolution et très haute résolution spatiales, acquises sur le corridor forestier de Fianarantsoa, proviennent de différentes sources. L'image à haute résolution a été obtenue avec le capteur ETM+ (Enhanced Thematic Mapper plus) du satellite Landsat 7 (180 km × 180 km), le 26 mai 2002. La résolution est de 30 m dans six bandes spectrales discriminées par leur longueur d'onde respective : le Bleu (TM1) 0,45 μ m – 0,52 μ m, le Vert (TM2) 0,53 μ m – 0,61 μ m, le Rouge (TM3) 0,63 μ m – 0,69 μ m, le Proche Infrarouge (TM4) 0,78 μ m – 0,9 μ m, le Moyen Infrarouge (TM5) 1,55 μ m – 1,75 μ m, le Moyen Infrarouge 2 (TM6) 2,09 μ m – 2,35 μ m, et de 60 m dans l'Infrarouge thermique/lointain (TM7) 10,4 μ m – 12,5 μ m. Cette image Landsat a été téléchargée depuis les archives de l'United States Geological Survey (<http://www.usgs.gov>). Des images de cette qualité ont déjà été utilisées dans le domaine forestier (Salovaara et al., 2005), en particulier à Madagascar (Ingram et al., 2005).

L'image multispectrale à haute résolution provient de l'instrument HRG (Haute Résolution Géométrique) du satellite SPOT 5 (60 km × 60 km), le 26 juin 2009. La résolution est de 10 m dans quatre bandes spectrales : XS1(Vert) 0,5 μ m – 0,59 μ m, XS2 (Rouge) 0,61 μ m – 0,68 μ m, XS3 (Proche Infrarouge) 0,78 μ m – 0,89 μ m et XS4 (Moyen Infrarouge) 1,58 μ m – 1,75 μ m. Cette image a été complétée par l'image panchromatique en supermode du même satellite mais à très haute résolution (2,5 m), acquise sur le même site à la même date. Ces images proviennent des données Spot/Programme ISIS ©CNES. Des travaux similaires ont été menés en valorisant ce type d'image dans le corridor forestier à l'Est (Hervé et al., 2010) et les mangroves au Nord-Ouest (Robin et al., 2010) de Madagascar.

Deux images du satellite GeoEye, de résolution 0,5 m, datant du 24 mai 2010 et du 18 juillet 2011, visualisées à partir de Google Earth ont servi à vérifier qualitativement le résultat de la classification et les caractéristiques des zones humides concernées. Comme le site d'étude se situe dans une zone tropicale, on peut considérer qu'il n'y a pas eu de changement majeur des zones humides entre 2002 et 2009. Pour ce qui est des aménagements en rizières, la proximité des images GeoEye avec celle de Spot 2009 permet d'une part de vérifier la permanence des marais et d'autre part d'évaluer les surfaces en rizière.

3.3. Méthode

Des images satellitaires multiéchelles et multicapteurs (Tsayem et al., 2001) sont utilisées pour détecter et caractériser les zones humides dans le site étudié, en suivant deux étapes (Figure 2). La première est l'identification radiométrique des zones humides en utilisant l'image Landsat 7 à haute résolution. La seconde consiste à caractériser et discriminer en orienté-objet des types de zones humides en utilisant des images SPOT 5 à très haute résolution.

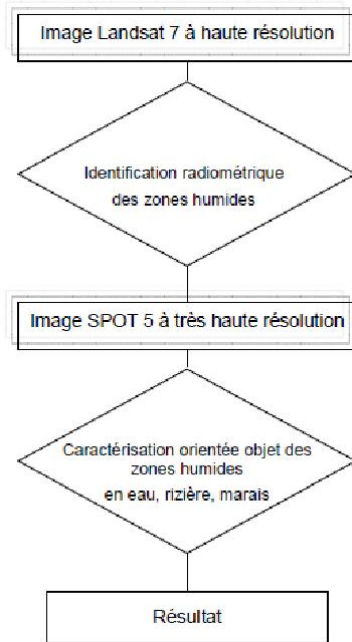


FIGURE 2 : Chaîne de traitement des images à haute et très haute résolutions.

3.3.1. Étape 1 : identification radiométrique

La première étape consiste à identifier les zones humides qui sont caractérisées par des surfaces en eau (rivières ou lacs), des rizières et des marais sans les distinguer. Pour discerner ces zones à une plus grande échelle, une image à haute résolution (30 m) du satellite Landsat 7 a été utilisée (Figure 3). A cette échelle, toute la zone d'étude est couverte par une seule image.

Chaque pixel de la surface est caractérisé par une signature spectrale qui correspond à la courbe de réflectance du rayonnement solaire dans les six bandes spectrales du satellite Landsat 7 ETM+. Les nuages et les ombres sont isolés selon des seuils dans certaines bandes spectrales. Selon l'arbre de décision (Figure 3), un seuil supérieur à 149 est appliqué aux valeurs radiométriques des canaux rouge (TM3), vert (TM2) ou bleu (TM1). Ensuite, les diverses variantes de l'indice de l'eau NDWI, NDWI2 et MNDWI (les canaux Landsat TM sont spécifiés par leur numéro) sont comparées pour choisir le meilleur indice permettant de délimiter les zones humides.

Le NDWI (Equation 1) sert à délimiter des masses

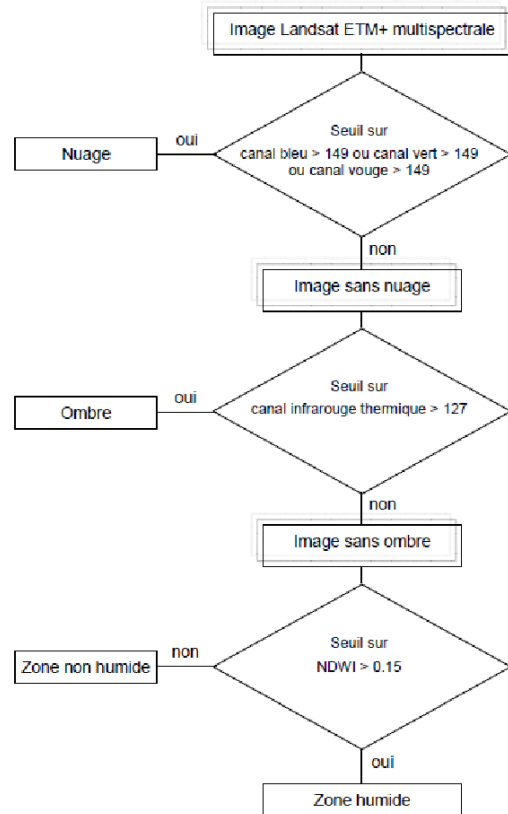


FIGURE 3 : Arbre de décision pour l'identification radiométrique des zones humides.

d'eau. La sélection des longueurs d'onde verte et proche infrarouge (PIR) maximise les propriétés de réflexion de l'eau (McFeeters, 1996). On veut maximiser la réflectance de l'eau en utilisant les longueurs d'onde verte, minimiser la faible réflectance du PIR par les caractéristiques de l'eau et maximiser la réflectance élevée du PIR par la végétation terrestre et les caractéristiques du sol. L'indice présente des valeurs positives pour les masses d'eau et des valeurs nulles ou négatives pour la végétation et les sols.

$$NDWI = \frac{TM2 - TM4}{TM2 + TM4} \quad (1)$$

Le NDWI2 (Equation 2), dérivé de NDWI (Gao, 1996), utilise le proche infrarouge au lieu du vert, ce qui permet de détecter l'humidité des sols et l'eau dans la végétation (contenu en eau des feuilles).

$$NDWI2 = \frac{TM4 - TM5}{TM4 + TM5} \quad (2)$$

Le MNDWI (Equation 3), dérivé du NDWI, a été modifié en utilisant le moyen infrarouge au lieu du proche infrarouge (Xu, 2006). Cet indice met en évidence les masses d'eau en supprimant de manière plus efficace que le NDWI les bruits des terrains bâtis, du sol et de la végétation. Les masses d'eau sont ainsi mieux délimitées, avec plus de détail, par discrimination des surfaces en eau et des surfaces sèches. Son seuil de discrimina-

tion, fixé à zéro, permet de produire un meilleur résultat que NDWI.

$$MNDWI = \frac{TM2 - TM7}{TM2 + TM7} \quad (3)$$

Cette méthode a été implantée en utilisant les bibliothèques d'OTB. Les applications des seuils (Equation 3) ont utilisé la classe de filtre de base `otb :BandMathImageFilter` (ORFEO ToolBox, 2011) afin de discriminer les pixels humides et non humides. Une fois les zones humides ainsi identifiées, la caractérisation orientée-objet vient ensuite les discriminer en eau, rizière et marais, lors de la seconde étape.

3.3.2. Étape 2 : caractérisation orientée-objet

Dans cette seconde étape, nous voulons discriminer les marais et les bas-fonds qui sont encaissés, des rizières aménagées en casiers et des plans d'eau, rivières ou lacs. La méthode de classification orientée-objet, ici utilisée avec OTB pour caractériser les zones humides, s'effectue en trois étapes (Figure 4). Des difficultés sont rencontrées pour traiter les images à très haute résolution avec les méthodes de classification à base de pixels (Weih et Riggan, 2005). En effet, les images à haute résolution contiennent un grand nombre de pixels, ce qui augmente le temps de traitement. Par ailleurs, leur analyse est limitée par la faible reconnaissance de l'information au niveau sémantique ; elle se contente d'exploiter la quantité d'énergie émise par chaque pixel, ce qui est insuffisant pour de nombreuses applications.

La première étape est la fusion. La fusion d'images est une technique qui permet la combinaison des données de différentes sources afin d'obtenir une nouvelle image synthétique plus riche en informations. La fusion des images multispectrale 10m et panchromatique 2,5m contient des informations sur la texture, la géométrie des formes, la radiométrie des objets (Lin et al., 2010). Avec l'algorithme `pan-sharpening` (Christophe et al., 2008), implémenté dans OTB, on prend l'image Spot à 4 bandes spectrales (10 m), et on la fusionne avec l'image Spot panchromatique (2,5 m) pour obtenir une image synthétique composée de 4 bandes à 2,5 m (Figure 4). Il est à noter qu'avant la réalisation d'une fusion, il faut que les images soient corrigées et mises dans le même référentiel géométrique.

La seconde étape de la classification orientée-objet, appelée segmentation, consiste à créer des régions individuelles, des segments, en regroupant des pixels selon des critères d'homogénéité spectrale et spatiale. Ces critères sont la luminosité ou la couleur, la texture, la forme ou la taille, la valeur d'indices radiométriques (Michel et al., 2010). Ces segments sont considérés comme des objets indépendants. La taille de ces objets est étroitement liée à la résolution de l'image.

L'algorithme `mean-shift clustering` (Comaniciu et Meer, 2002) est un algorithme non paramétrique de partitionnement de données multi-dimensionnelles. Il peut être utilisé pour la segmentation, en plongeant l'image

dans un espace de 7 dimensions, où chaque pixel est représenté par un point ayant pour coordonnées sa position en x , en y , ses valeurs dans quatre bandes, et sa valeur pour l'indice choisi NDWI. Les groupes de points dans cet espace représentent des ensembles de pixels homogènes à la fois spatialement et en couleurs. Cet algorithme nécessite trois paramètres : le rayon spatial, le rayon spectral et la taille minimale des objets étudiés. Plus le rayon spectral est élevé, plus les pixels avec une radiométrie éloignée pourront appartenir au même cluster. Dans notre cas, on a fait le choix des valeurs de ces paramètres à partir des parcelles dans la région, après avoir réalisé plusieurs tests. Au final, les valeurs correspondantes sont 4 pour le rayon spatial, 12 pour le rayon spectral et 100 pixels pour la taille minimale des objets. La troisième étape, la classification orientée objet, utilise le résultat de la segmentation (Figure 4). Grâce à la quantification couleurs, le résultat du `mean-shift` est utilisé pour initialiser la base d'apprentissage de l'algorithme de classification d'apprentissage supervisé `Support Vector Machine (SVM)` (Weston et Watkins, 1998). Cette fusion permet de caractériser les zones humides à un niveau de détail plus fin, à partir de 4 bandes spectrales à très haute résolution (2,5 m) issues du satellite Spot. L'objectif est d'exploiter au mieux le détail des objets recherchés.

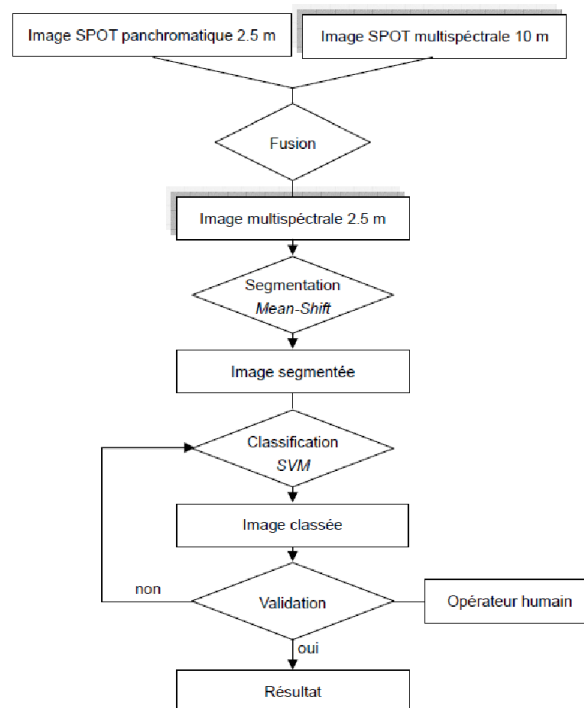


FIGURE 4 : Chaîne de traitement des images à très haute résolution.

La méthode SVM repose sur l'existence d'un classificateur linéaire dans un espace approprié et sur l'utilisation de fonctions dites noyau (kernel) qui permettent une séparation optimale des données (Mohamadally et Fomani, 2006). La librairie `libsvm` fournie par OTB

implémente le modèle SVM. Quelques zones d'intérêt ont été choisies, pour chaque objet étudié, et ensuite passées en paramètre du modèle SVM pour classer l'image toute entière (Christophe et al., 2008), en particulier par l'utilisation efficace de nouvelles textures et des indices radiométriques. Ce module a été introduit dans la plateforme Monteverdi (Grizonnet et Inglada, 2010) pour réaliser la classification orientée-objet. Cette classification est basée sur l'approche développée par Michel et al. (2010). Une fois l'image segmentée, le processus de classification est initialisé par la sélection manuelle des échantillons d'objets correspondant à chaque classe d'intérêt choisie (10 échantillons par classe peuvent être suffisants au début du processus). Après classification par SVM, le processus propose les échantillons d'objets dont la classe d'appartenance n'est pas trouvée. L'opérateur humain attribue ensuite manuellement une classe d'appartenance à chaque objet proposé selon ses caractéristiques.

Les résultats de la classification sont comparés qualitativement avec les images à très haute résolution trouvées sur Google Earth. Ces images facilitent les vérifications sur le terrain en termes de localisation et de confrontation avec les observations in situ ; elles contribuent ainsi au processus de validation (Figure 4). Toutefois, il faut prendre certaines précautions car les images Google Earth sont des images construites seulement avec certains canaux et leurs dates d'acquisition ne sont pas sous notre contrôle et peuvent être significativement différentes de celle de l'image à traiter. La précision de cette procédure est mesurée par la matrice de confusion et l'indice de Kappa (Caloz et Collet, 2001). La procédure de classification a été répétée après validation (Michel et al., 2010) jusqu'à ce qu'on obtienne un indice de Kappa satisfaisant (Landis et Koch, 1977). Dans notre cas, plusieurs itérations ont été effectuées, et le meilleur indice de Kappa obtenu est de 87%.

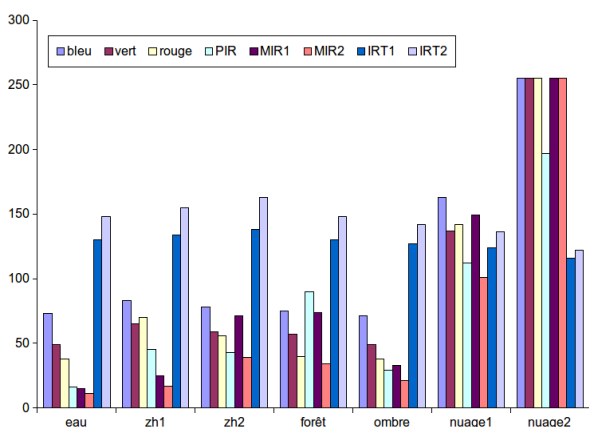


FIGURE 5 : Valeurs moyennes radiométriques des différents objets retenus dans les canaux Landsat 7 (zh1 = zone très humide ; zh2 = zone moins humide).

4. Résultats et discussion

4.1. Identification radiométrique

Cette étape commence par l'étude des caractéristiques radiométriques de la zone d'entraînement. Des analyses des valeurs spectrales de chaque objet pertinent et des indices liés à l'humidité de surface sont déduits les seuils à appliquer pour identifier les zones humides à haute résolution. Les objets présents dans la zone étudiée (eau, zone humide, forêt, sol nu, ombre et nuage) sont discriminés par leurs valeurs radiométriques (Figure 5) d'une part et par les valeurs des indices d'humidité (Figure 6) d'autre part.

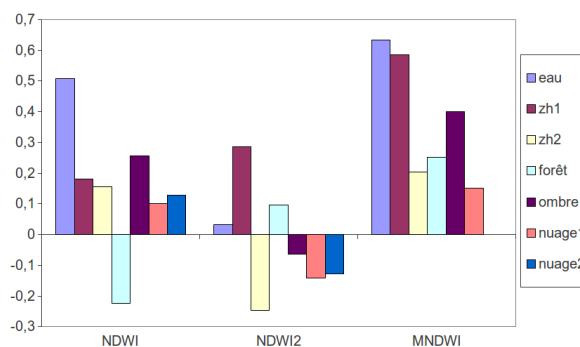


FIGURE 6 : Valeurs des indices NDWI, NDWI2, MNDWI.

La première analyse de l'image multispectrale du satellite Landsat 7 ETM+, réalisée en utilisant l'arbre de décision présenté en Figure 3, vise à séparer les nuages et les ombres (Figures 5 et 7). Les nuages localisés sur l'image se différencient par leur épaisseur : nuage 1 très épais et nuage 2 moins épais (Figure 6). Ils présentent des valeurs radiométriques supérieures à celles des autres objets dans les canaux bleu, vert, rouge, PIR et MIR. Les nuages sont éliminés si l'on applique un seuil supérieur à 149, en utilisant la fonction BandMath d'OTB, à l'un des 5 canaux cités ci-dessus, en particulier les 3 premiers canaux.

La difficulté réside dans la séparation des objets ombre et eau car ces deux objets se confondent dans les 3 bandes spectrales bleu, vert et rouge. Par contre dans les bandes PIR et MIR l'objet eau présente des valeurs inférieures à celles de l'objet ombre car il absorbe plus d'énergie, contrairement à ce qui est constaté dans les bandes infrarouges thermiques. Dans les deux bandes infrarouges thermiques, les objets ombres présentent des valeurs radiométriques inférieures par rapport aux autres objets de la surface étudiée, qui sont respectivement 127, 142 et 116, 122, moins élevée pour les objets ombres. L'application d'un seuil inférieur à 127 sur la bande infrarouge thermique 1 a permis de discriminer les objets ombres et eaux.

La deuxième analyse (Figure 6) discrimine les zones humides, zh1 très humides et zh2 moins humides, à partir des indices de végétation et de l'eau. Cette analyse a montré que les zones humides regroupant l'eau, les lacs,

les rizières et les marais présentent des valeurs négatives pour l'indice de végétation entre -0,40 et -0,13 alors que le sol nu est à -0,12, ce qui n'est pas très différent. Cela pourra entraîner une mauvaise précision du résultat de la classification. En outre, en considérant les indices d'eau, NDWI2 et MNDWI, les objets forêts affichent des valeurs respectives 0,09 et 0,25 alors que les zones humides zh2 présentent des valeurs respectives -0,24 et 0,20 et les zones zh1 affichent des valeurs respectives 0,28 et 0,58. Les valeurs des indices NDWI2 et MNDWI des zones forestières sont donc comprises entre celles des zones humides, ce qui ne permet pas de discriminer toutes les zones humides des zones forestières. En effet, les indices NDWI2 et MNDWI tiennent compte de l'humidité des feuilles des arbres du fait de l'utilisation par ces deux indices de la bande spectrale MIR qui est à son tour sensible à la teneur en eau des canopées. Par contre, les valeurs de l'indice NDWI des zones humides varient entre 0,15 et 0,5 tandis que celle de la forêt est de -0,22 et celle du sol nu de 0,02, ce qui assure une bonne discrimination des zones humides. Les zones humides ont été identifiées en appliquant sur le néo-canal NDWI un seuil supérieur à 0,15 (Figure 8).

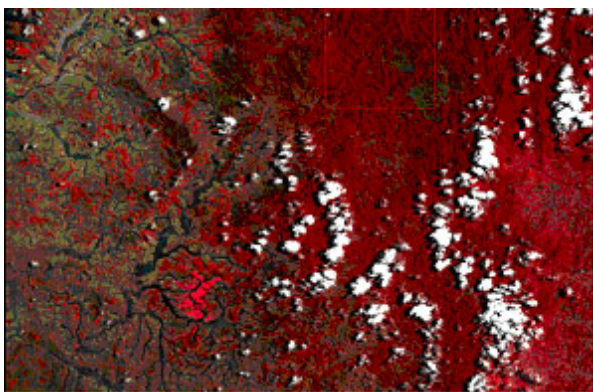


FIGURE 7 : Composition colorée RVB/TM3, TM4, TM2 de l'image multispectrale du satellite Landsat 7 ETM+.

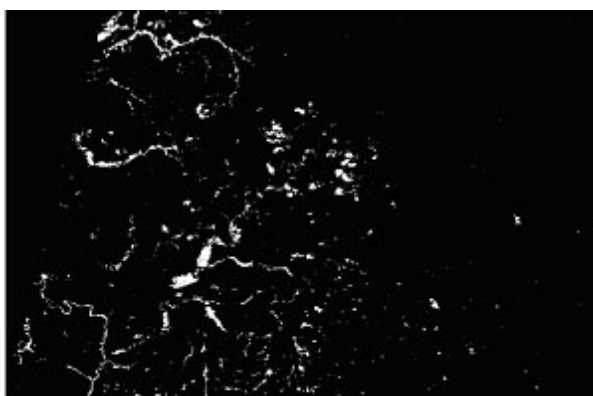


FIGURE 8 : Zones humides identifiées en appliquant un seuil supérieur à 0,15 sur le néo-canal NDWI.

4.2. Caractérisation orientée-objet

La caractérisation des zones humides avec l'image à très haute résolution a suivi trois étapes : fusion, segmentation et classification (Figure 4). Pour la première étape de fusion, l'image Spot 5 panchromatique à 2,5 m en supermode de la zone de test (Figure 9) été fusionnée avec l'image multispectrale à 10 m (Figure 10), en utilisant l'algorithme pan-sharpening. Pour la bonne exécution de cet algorithme et pour éviter un temps de traitement trop élevé, l'image panchromatique n'a pas été traitée en entier. Une zone d'intérêt, de taille 1135×665 pixels, a été extraite de la scène entière. Elle a été utilisée comme masque sur l'image multispectrale pour qu'OTB puisse extraire la région correspondante avant d'effectuer la fusion proprement dite. Cette première étape donne comme résultat une image multispectrale à 2,5 m (Figure 11).

Pour la seconde étape de segmentation, l'algorithme d'OTB mean-shift clustering a été utilisé pour segmenter l'image multispectrale à très haute résolution obtenue précédemment. Cet algorithme utilise un noyau d'estimation de densité (Comaniciu et Meer, 2002) et prend comme paramètre le rayon spatial, le rayon spectral et la taille minimum du segment à créer dont les valeurs sont citées dans le paragraphe 3.3.2. Le résultat de la segmentation peut être affiché avec les différents segments (Figure 12).

Pour la troisième étape de classification, l'affectation de chaque segment ou objet à sa classe d'appartenance est réalisée par une classification orientée objet en utilisant l'algorithme SVM appliqué à l'image Spot 5 fusionnée, multispectrale à 2,5 m. L'algorithme SVM discrimine les 5 classes les plus pertinentes par rapport aux objets traités : forêt, eau, rizière, marais, et non classé (Figure 13).

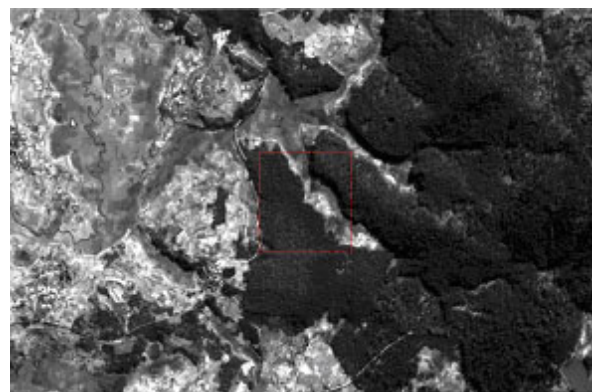


FIGURE 9 : Image Spot 5 canal panchromatique à 2,5 m de la zone de test.

4.3. Comparaisons avec une classification classique

La première comparaison consiste à comparer deux classifications d'une image Spot 5 à très haute résolution, l'une orientée objet (Figure 13) et l'autre classique à base de pixel (Figure 14). Ces deux classifications

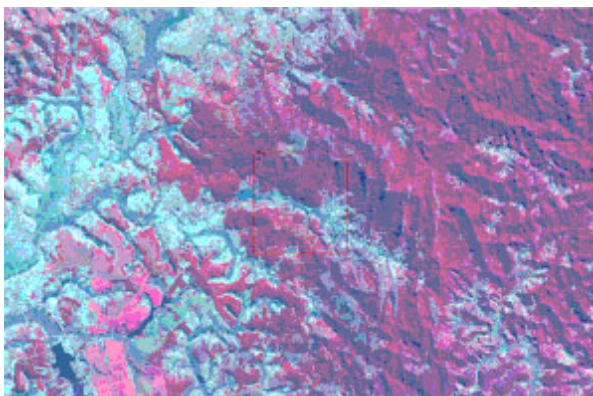


FIGURE 10 : Image Spot 5 multispectrale XS1, XS2, XS3 à 10m de la zone de test (© CNES. Distribution Spot image SA).

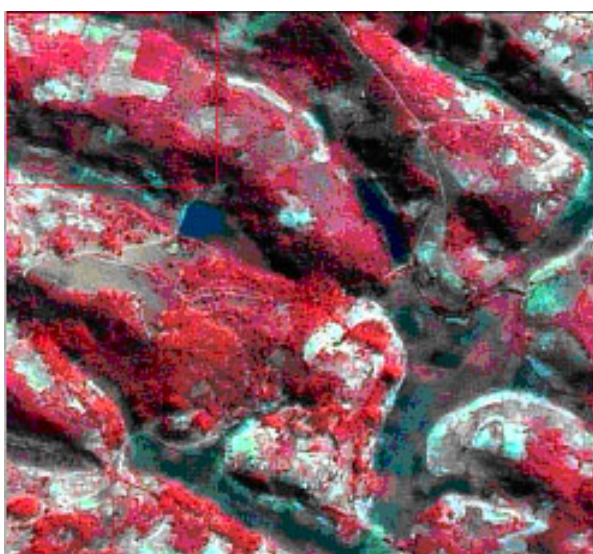


FIGURE 11 : Image Spot 5 multispectrale XS et panchromatique à 2,5 m de la zone de test.

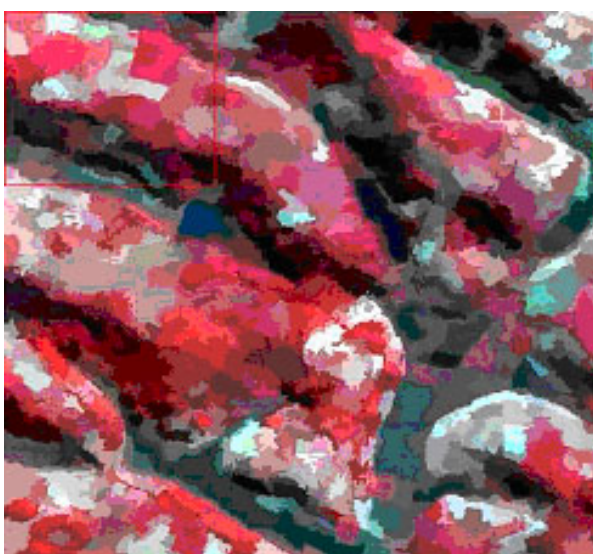


FIGURE 12 : Image segmentée de la zone de test.

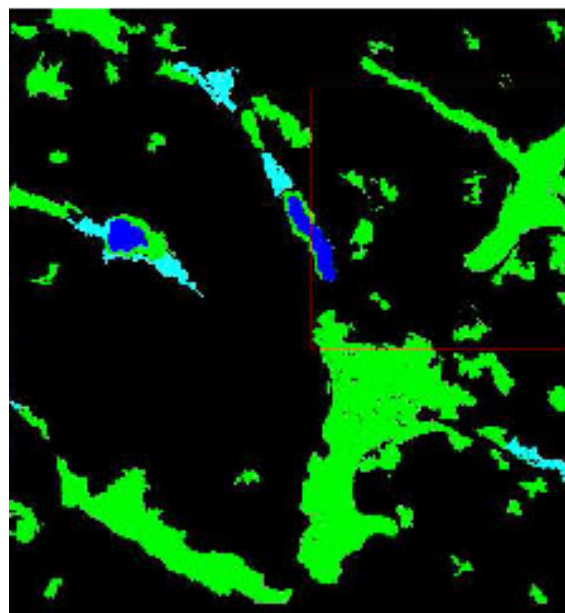


FIGURE 13 : Image classée contenant les zones humides caractérisées (eau, rizière et marais) de la zone de test (indice de Kappa = 81%). ■ Eau – ■ Rizière – ■ Marais – ■ Non classé.

utilisent le classifieur SVM.

La vérification sur les images GeoEye de Google Earth nous a permis de choisir les régions d'intérêt pour valider les résultats des classifications. Les indices de Kappa et les matrices de confusion obtenus (Tableaux 1 et 2) montrent que la méthode orientée-objet donne un meilleur résultat de classification. L'indice de Kappa passe de 0,6 à 0,8 quand on effectue la classification à l'aide d'une méthode orientée objet au lieu d'une méthode classique. En considérant les matrices de confusion, la même amélioration est obtenue pour les rizières et les marais avec une augmentation respective de la précision locale de 89,4% à 99,2% et de 35,5% à 92,7%.

La deuxième comparaison s'effectue en classifiant une image Spot 5 à très haute résolution et une image Landsat 7 à haute résolution, et en utilisant la méthode orientée objet dans les deux cas. Les résultats des figures 13 et 15 nous montrent, qu'après constatation visuelle, les marais n'apparaissent plus sur l'image Landsat 7. Cela est dû à sa résolution spatiale qui rend difficile l'identification des objets de petite taille.

4.4. Application

La méthode décrite a été appliquée, à titre de validation, dans les communes d'Androy de la région Haute-Mahatsiatra et de Tolongoïna de la région Vavavy Fitovinany, de part et d'autre du corridor forestier de Fianarantsoa (Figures 1 et 16). Les résultats obtenus sur les trois objets à discriminer (marais, rizière, eau) sont présentés pour Androy en Figures 17 et 19 et pour

Classes \ Région d'intérêt	Eau	Rizière	Marais	Non classé	Total
Eau	100	0	0	0	16,48
Rizière	0	99,17	0	7,59	32,43
Marais	0	0	92,70	0	4,62
Non classé	0	0,83	7,30	92,41	46,46
Total	100	100	100	100	100

TABLE 1 : Matrice de confusion (valeurs exprimées en pourcentage) d'une classification utilisant la méthode orientée objet.

Classes \ Région d'intérêt	Eau	Rizière	Marais	Non classé	Total
Eau	88,72	0	0	0	13,36
Rizière	2,54	89,39	6,30	21,01	37,58
Marais	0	2,35	35,52	0,48	2,73
Non classé	8,74	8,36	58,19	78,51	46,32
Total	100	100	100	100	100

TABLE 2 : Matrice de confusion (valeurs exprimées en pourcentage) de classification utilisant une méthode à base de pixel.

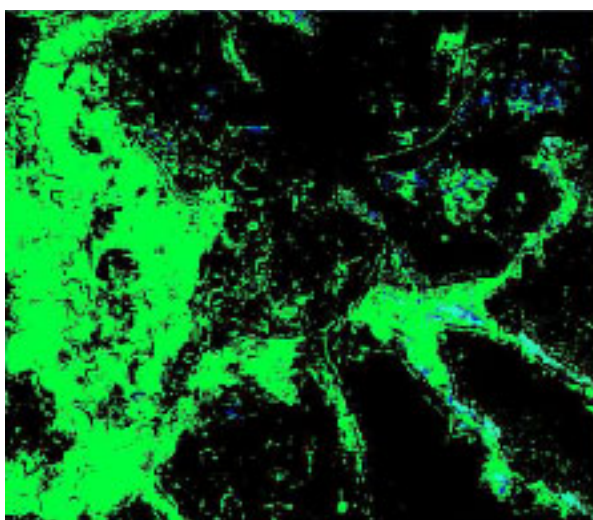


FIGURE 14 : Image classée en utilisant la classification classique de la zone de test (indice de Kappa = 65%). ■ Eau – ■ Rizière – ■ Marais – ■ Non classé.

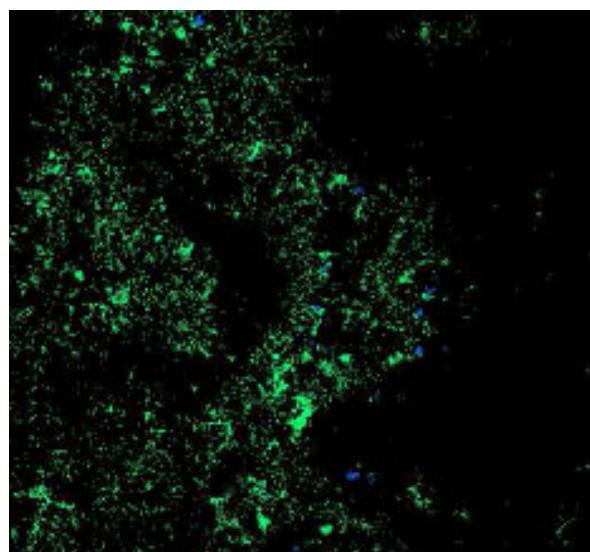


FIGURE 15 : Image classée de l'image Landsat 7 en utilisant la classification orientée-objet (indice de Kappa = 75%). ■ Eau – ■ Rizière – ■ Marais – ■ Non classé.

Tolongoïna en Figures 18 et 20.

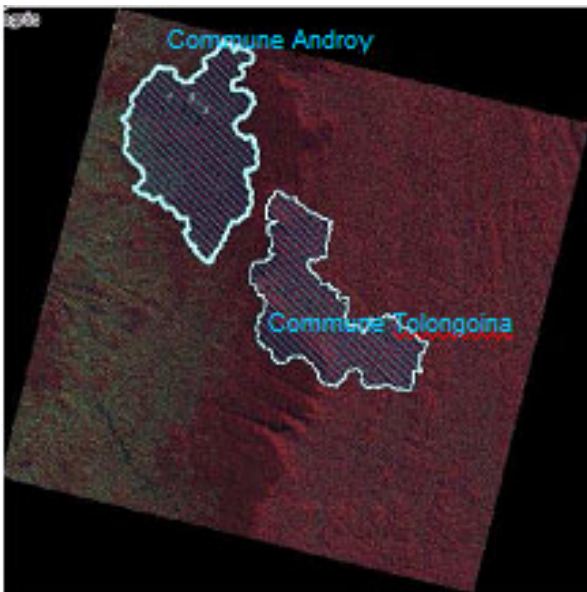


FIGURE 16 : Localisation des communes d'Androy et de Tolongoïna sur l'image du satellite Spot 5 à 2,5 m.

Surface (m ²)	Androy	Tolongoïna
Eau	455 094	1 217 231
Rizière	16 498 525	5 655 794
Marais	5 419 544	5 325 431
Non classés	255 368 248	234 010 844
Superficie totale	277 741 411	246 209 300

TABLE 3 : Répartition des superficies des zones humides par commune.

	Androy	Tolongoïna
Eau	0,17%	0,50%
Rizière	5,94%	2,29%
Marais	1,95%	2,16%
Non classés	91,94%	95,05%

TABLE 4 : Répartition des pourcentages des zones humides par commune.

Les résultats de classification des zones humides (marais, rizières et surfaces en eau) sont exprimés en m² dans le tableau 3 et en pourcentage dans le tableau 4, dans les deux communes choisies comme zones d'expérimentation. La surface totale de la commune d'Androy est plus élevée que celle de Tolongoïna. Les objets non classés regroupent : forêt, sol nu, savane, ombre, nuage. On constate qu'avec moins de zones humides à Tolongoïna, et également moins de population, l'aménagement en rizières est moins avancé qu'à Androy. Les Betsileo sont experts dans l'aménagement des rizières. Pour satisfaire leurs besoins en riz, ils exploitent à An-

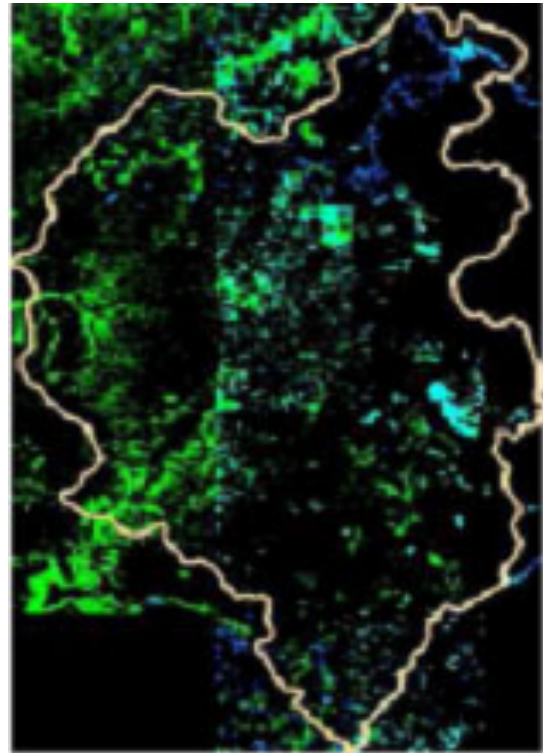


FIGURE 17 : Image classée finale contenant les zones humides caractérisées (eau, rizière et marais) de la commune d'Androy. ■ Eau – ■ Rizière – ■ Marais – ■ Non classé.

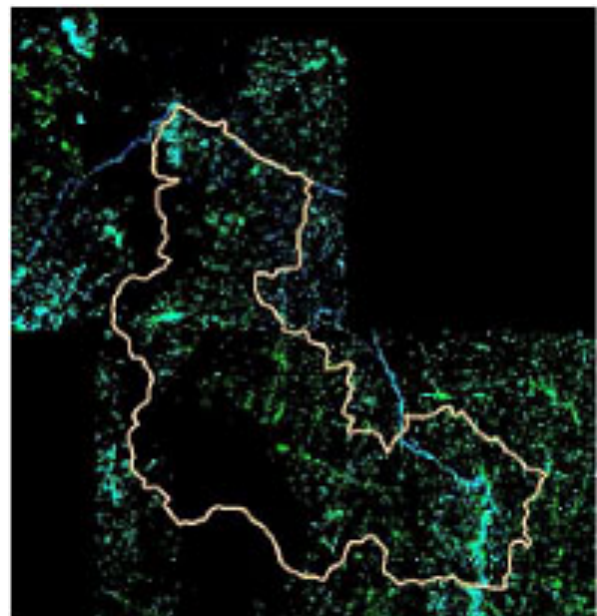


FIGURE 18 : Image classée contenant les zones humides caractérisées (eau, rizière et marais) de la commune de Tolongoïna. ■ Eau – ■ Rizière – ■ Marais – ■ Non classé.

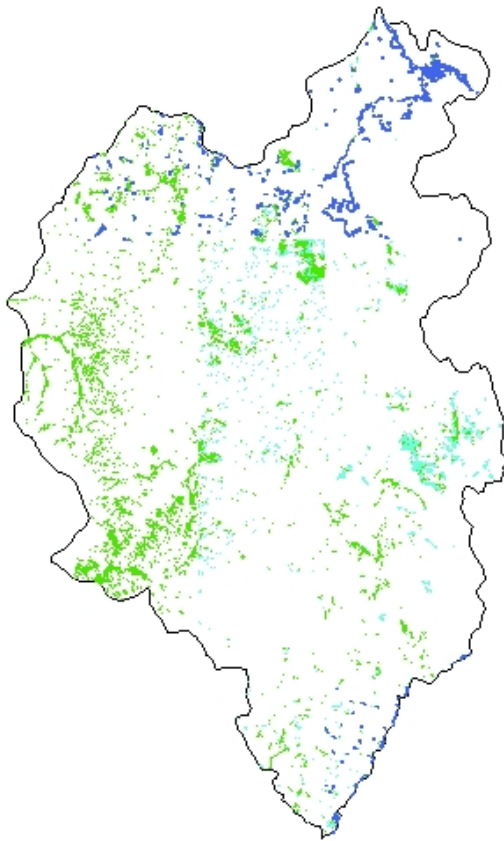


FIGURE 19 : Couches vecteurs contenant les zones humides caractérisées (eau, rizière et marais) de la commune d'Androy.

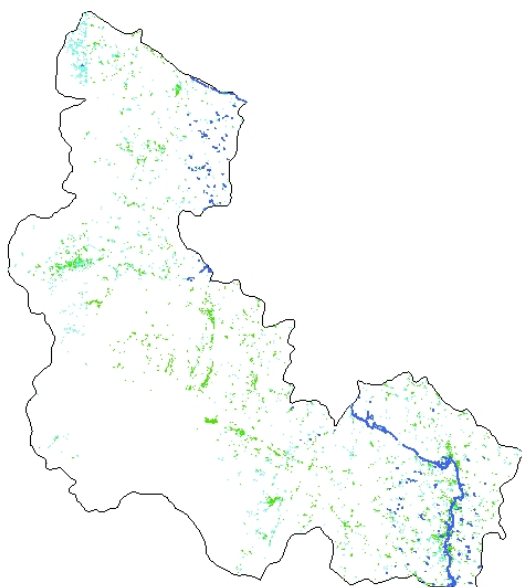


FIGURE 20 : Couches vecteurs contenant les zones humides caractérisées (eau, rizière et marais) de la commune de Tolongoïna.

droy toutes les zones humides qui peuvent être converties en rizière.

5. Conclusion

Cet article montre comment traiter des images satellitaires de caractéristiques et de sources différentes en utilisant une chaîne de traitement de la bibliothèque de traitement d'image OTB pour répondre à une question précise d'occupation du sol. L'application du traitement aux zones humides a combiné une identification à haute résolution et une caractérisation à très haute résolution. Il reste néanmoins difficile de discriminer certains objets ayant les mêmes caractéristiques, malgré le recours aux indices de végétation et d'eau, ce qui peut fausser le résultat de la classification. Des limitations ont été détectées au niveau du traitement, à propos de la fusion des images et au niveau des capacités de mémoire des ordinateurs. La fusion des images panchromatique et multispectrale peut créer de faux objets, sous forme d'ombres, qui peuvent induire des erreurs d'interprétation. Le module de classification orientée-objet de Monteverdi ne permet pas de traiter une image toute entière et sa découpe manuelle en plusieurs petites zones augmente le temps de traitement tout en risquant de créer des incompatibilités aux frontières. Des améliorations sont en vue comme l'automatisation de la chaîne de classification objets en exportant les résultats dans une base de données PostGIS. Des développements de ce type sont disponibles dans l'OTB et pourraient être mis en oeuvre par la suite pour améliorer la chaîne existante. Le package de logiciels Open Source et gratuits, qui a été mobilisé à partir de la bibliothèque de traitement d'images OTB, a montré sa capacité et sa souplesse d'utilisation dans le traitement d'images spatiales multi-sources.

Cette expérimentation a produit dans deux communes les surfaces pouvant être aménagées en rizières pour satisfaire les besoins d'espaces cultivables tout en empêchant le défrichement des forêts. Ces surfaces sont pour les communes une donnée essentielle de leurs plans d'aménagement du territoire. Cette méthode pourrait être appliquée pour la protection et la conservation des forêts tout au long du couloir forestier Est malgache.

Références

- Caloz R. et Collet C. 2001. Précis de télédétection : Traitements numériques d'images de télédétection. Presses de l'Université du Québec/AUPELF, 3 :386.
- Chen M., Su W., Li L., Zhang C., Yue A., Li H., 2009. Comparison of pixel-based and object-oriented knowledge-based classification methods using Spot5 imagery. WSEAS Transactions on Information Science and Applications 6(3), 477–489.
- Christophe E., Inglada J., Giros A., 2008. Orfeo ToolBox : a complete solution for mapping from high resolution satellite images. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences 37(B4), 1263–1268.

- Comaniciu D. et Meer P., 2002. Mean shift : A robust approach toward feature space analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 24(5), 603–619.
- Dubois D., Lepage R., Tanzi T., 2009. Toward a GUI remote sensing environment built over OTB. Dans : *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Le Cap, Afrique du Sud, vol. 4, pp. 932–935.
- Freudenberger M. et Razanajatovo S., 2007. Un point de vue d'acteur. L'avenir du corridor forestier Ranomafana-Andringitra. Réflexions suite au séminaire GEREM. In Serpantié G., Rasolofoharino, Carrière S. (eds.), *Transitions agraires, dynamiques écologiques et conservation. Le "corridor" Ranomafana-Andringitra (Madagascar)*. IRD-CITE Ed. Paris, Antananarivo, pp. 253–258.
- Gao B.-C., 1996. NDWI - A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment* 58(3), 257–266.
- Grizonnet M. et Inglada J., 2010. Monteverdi - Remote sensing software from educational to operational context. Dans : *EARSel Symposium : Remote Sensing for Science, Education and Culture*, Paris, France, pp. 749–756.
- Harvey K.R. et Hill G.J.E., 2001. Vegetation mapping of a tropical freshwater swamp in the Northern territory, Australia : A comparison of aerial photography, Landsat TM and Spot satellite imagery. *International Journal of Remote Sensing* 22(15), 2911–2925.
- Hervé D., Andrianarivo A., Randrianarison A., Ratovonirina G., Rakotoarimanana V., Razanaka S., 2010. Dynamiques spatio-temporelles des savanes incluses en forêt (Madagascar). *Revue Télédétection* 9(3-4), pp. 182-194.
- Ingram J.C., Dawson T.P., Whittaker R. J., 2005. Mapping tropical forest structure in southeastern Madagascar using remote sensing and artificial neural networks. *Remote Sensing of Environment* 94(4), 491–507.
- Inglada J. et Christophe E., 2009. The Orfeo Toolbox remote sensing image processing software. Dans : *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Le Cap, Afrique du Sud, vol. 4, pp. 733–736.
- Landis J.R. et Koch G.G., 1977. The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics* 33(1), pp. 159–174.
- Lin W., Wang Q., Zha S., Li J., 2010. Construction and Application of Characteristic Bands of typical Land Cover based on Spectrum-photometric Method. Dans : *IEEE International Conference on Geoinformatics*, Pékin, Chine vol. 18, pp. 1–6.
- May S. et Inglada J., 2009. Urban area detection and segmentation using OTB. Dans : *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Le Cap, Afrique du Sud, vol. 4, pp. 928–931.
- McFeeters S.K., 1996. The use of the normalised difference water index (NDWI) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing* 17(7), pp. 1425–1432.
- Michel J., Malik J., Inglada J., 2010. Lazy yet efficient land-cover map generation for HR optical images. Dans : *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Honolulu, Etats-Unis, pp. 1863–1866.
- Mohamadally H. et Fomani B., 2006. SVM : Machines à Vecteurs de Support ou Séparateurs à Vastes Marges. Versailles St Quentin, France. http://georges.gardarin.free.fr/Survey_DM/Survey_SVM.pdf (Accès le 17 décembre 2012).
- The ORFEO ToolBox software guide 3.8.0, 2011. <http://www.orfeo-toolbox.org>.
- Rakotoasimbahoaka C., Ratiarson V., Ramamonjisoa B., Hervé D., 2010. Modélisation de la dynamique d'aménagement des bas-fonds rizicoles en forêt. Dans : *Actes X CARI 2010*, Rubrique Modélisation des Systèmes Complexes, Yamoussoukro, Côte d'Ivoire, n°10, pp. 293–300.
- Robin M., Renoux E., Debaine F., Rakotonavalona H.D., Lamberts C., 2010. Cartographie de la mangrove du delta de la Mahajamba (nord-ouest de Madagascar) par classification d'une image Spot selon une approche orientée objet. *Revue Télédétection* 9(3-4), pp. 195–208.
- Salovaara K.J., Thessler S.M., Riffat N.M., Tuomisto H., 2005. Classification of Amazonian primary rain forest vegetation using Landsat ETM+ satellite imagery. *Remote Sensing of Environment* 97(1), 39–51.
- Tsayem D.M., Polidori L., Fotsing J.M., 2001. Caractérisation multi-échelle et multi-capteur de la déforestation tropicale amazonienne. *Revue Française de Photogrammétrie et Télédétection* 161(1), 74–84.
- Weih R.C. et Riggan N.D., 2005. Object-based classification vs. pixel-based classification : comparative importance of multi-resolution imagery. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* 38(4), 1682–1777.
- Weston J. et Watkins C., 1998. Multi-class support vector machines. *Rapport Technique CSD-TR-98-04*, Department of Computer Science, Royal Holloway, University of London, Royaume-Uni.
- Xu H., 2006. Modification of normalised difference water index (MNDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *International Journal of Remote Sensing* 27(14), 3025–3033.