Télédétection, 2006, vol. 6, n° 1, p. 19-29
© 2006 CONTEMPORARY PUBLISHING INTERNATIONAL
Publié sous l'enseigne *Éditions Scientifiques GB*

AMÉLIORATION DE LA CLASSIFICATION D'IMAGE PAR LA MÉTHODE CONTEXTUELLE ICM : APPLICATION À LA DÉTECTION DES GÎTES LARVAIRES POTENTIELS DU PALUDISME À MADAGASCAR

Fanjasoa RAKOTOMANANA[1]*, Solofoarisoa RAKOTONIAINA[2], Rindra V. RANDREMANANA[1], Jaotiana A. RASOLOMAMONJY[2], Goze B. BÉNIÉ[3] et Solofo A. RAKOTONDRAOMPIANA[2]

[1] *Cellule Système d'Information Géographique, Unité épidémiologie, Institut Pasteur de Madagascar, B.P. 1274 Antananarivo, Madagascar. Téléphone : (261 20) 22 412 72 ; Télécopieur : (261 20) 22 415 34 ; courriel : fanja@pasteur.mg*

[2] *Institut et Observatoire de Géophysique d'Antananarivo (IOGA), Laboratoire de Géophysique de l'Environnement et Télédétection, Université d'Antananarivo, B.P. 3843 Antananarivo, Madagascar. Couriel : ioga.ccrg@univ-antananarivo.mg*

[3] *Département de géomatique appliquée, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, Canada, J1K 2R1. Téléphone 819 821 7190 ; télécopieur : 819 821-7944 ; courriel : goze.bertin.benie@USherbrooke.ca*

* *auteur pour la correspondance*

Soumis le 30 juin 2005 ; révisé le 13 mars 2006 ; accepté le 12 mai 2006

À Madagascar, le paludisme reste une des préoccupations nationales en matière de santé publique car il représente la première cause de morbidité dans les centres de santé. Cette étude montre l'amélioration apportée par une méthode de classification contextuelle (ICM-Iterated Conditional Mode) pour identifier les gîtes larvaires potentiels des moustiques vecteurs du paludisme. Le site d'étude se trouve sur la marge est des Hautes Terres Centrales. Les études entomologiques montrent que les vecteurs responsables du paludisme dans cette région sont les *Anopheles funestus* et les *Anopheles gambiae*. L'identification des gîtes larvaires préférentiels de ces vecteurs par la télédétection sera faite à partir d'une image ETM+ de Landsat 7. On se propose, dans un premier temps, de choisir les canaux et les néo-canaux à utiliser pour la classification en se basant sur la matrice de corrélation, l'étude des signatures spectrales des classes et de leur séparabilité. On procède ensuite, à la mise en œuvre de la méthode contextuelle ICM afin d'améliorer les résultats de la classification faite avec la méthode de maximum de vraisemblance. La précision générale de la classification ainsi que la précision obtenue en considérant uniquement les rizières sont respectivement de 83,47 % et 85,42 % pour la méthode de maximum de vraisemblance. Elles sont passées à 97,60 % et 99,32 % pour la méthode contextuelle ICM. Quant à l'indice Kappa, il vaut 0,8121 pour la méthode du maximum de vraisemblance et 0,9721 avec la méthode contextuelle ICM.

Mots clés : Télédétection ; Classification contextuelle ; ICM ; Paludisme ; Gîtes larvaires ; Madagascar

IMPROVEMENT OF IMAGE CLASSIFICATION USING THE ICM CONTEXTUAL METHOD : APPLICATION TO THE DETECTION OF POTENTIAL MALARIA LARVAL SITES IN MADAGASCAR

Malaria remains the most prevalent health problem in Madagascar, as it is the first source of morbidity in health care facilities. This paper reports successful rice field mapping using a Markov-based contextual classification method, the Iterated Conditional Mode (ICM). The study area is located at the eastern fringe of the highlands of Madagascar. *Anopheles funestus* and *Anopheles gambiae* are known as the most important vectors responsible for malaria transmission in this area. They both prefer rice fields as larval habitats.
A Landsat 7 ETM+ image was used to determine these larval habitats. We choose first the bands we will use in the classification procedure based on the correlation matrix, the class spectral signatures and their separability. We then perform a supervised classification using the maximum likelihood method in order to classify our image. Then, we attempt to improve the classification results by applying the Iterated Conditional Mode. Global classification accuracy and local classification accuracy for rice fields were respectively 83.47 % and 85.42 % for the first method and 97.60 % and 99.32 % respectively for the second. The Kappa index was 0.8121 for the maximum likelihood classification and 0.9721 for the contextual classification.

Keywords : Remote sensing ; Contextual method ; ICM ; Malaria ; Larval habitats ; Madagascar

1. INTRODUCTION

À l'échelle mondiale, 20 % de la population, principalement dans les pays en développement, sont exposés au paludisme. On dénombre 300 millions de cas aigus et un million de décès par an (OMS, 2003). Le paludisme est une maladie faisant intervenir un système hôte – parasite – vecteur. Ce système complexe est aussi lié à des facteurs environnementaux à prendre en compte dans la compréhension de la transmission de la maladie (Rakotomanana *et al*., 2001). Dans notre site d'étude, les vecteurs responsables du paludisme sont les moustiques *Anopheles funestus* et *Anopheles gambiae*. Les gîtes larvaires des *Anopheles funestus* sont les eaux claires, permanentes ou sub-permanentes, ombragées par la végétation ; par contre, ceux des *Anopheles gambiae* sont les eaux peu profondes et ensoleillées. Les rizières et les marais constituent les gîtes larvaires favorables pour les deux espèces même si l'affinité des espèces varie suivant le stade de maturité du riz (Randriamanantena, 1977 ; Laventure *et al*., 1996, Carnevale *et al*., 1999). À part les grandes plaines rizicoles et les rizières en terrasse, celles occupant les bas fonds caractérisent les rizicultures malgaches. Une étude effectuée dans le transect sud des Hautes Terres Centrales a montré que l'abondance des vecteurs est significativement plus importante quand la superficie de rizières est plus grande dans un rayon de 1 km pour les *Anopheles funestus* ($p<0,001$) et *Anopheles gambiae* ($p<0,014$) (Jeanne, 2000). L'identification des gîtes larvaires potentiels constitue ainsi une étape essentielle dans la lutte contre les vecteurs de la maladie (Manguin et Boussinesq, 1999).

L'évolution dynamique de l'occupation du sol implique le recours à l'imagerie satellitaire pour disposer d'une information plus récente par rapport à celle des cartes topographiques disponibles actuellement et dont la plupart datent des années soixante. Les méthodes de classification classiques donnent des résultats déjà appréciables (Cheng *et al*., 2004), toutefois il est encore possible d'améliorer ces résultats en utilisant des méthodes contextuelles qui prennent en compte le voisinage plutôt que les valeurs spectrales des pixels pour faire la classification (Hillion *et al*, 1989 ; González-Alonso and Lopez-Soria, 1991 ; Stuckens *et al*., 2000; Caloz et Pointet, 2003).

Cet article présente les résultats de la classification obtenus avec une méthode contextuelle afin de proposer une classification plus fiable.

2. DESCRIPTION DU SITE D'ÉTUDE

Notre zone d'étude se trouve sur la marge est des Hautes Terres Centrales de Madagascar, entre 48 ° à 48 °18 de longitude est et 18 ° 48 'à 19 ° de latitude sud, dans le district de Moramanga. Son climat est de type tropical d'altitude, frais et humide avec une altitude moyenne de 1 000 m, une température moyenne annuelle de 20 °C et une pluviométrie moyenne (1 000 à 1 600 mm/an). Le relief est constitué de collines de forme arrondie de faible altitude et de plateaux. C'est une zone de grandes forêts naturelles et de forêts issues de reboisements intensifs (*pinus p.*). Le village de Saharevo se trouve à 4 km de la Route Nationale, reliant la capitale avec la côte est de Madagascar. Il compte 250 habitants environ. Le niveau de transmission du paludisme à Saharevo est faible (3-6 piqûres infestantes/homme/an) mais les sujets sont exposés de façon permanente (Ralamboranto *et al*., 1998).

3. MATÉRIELS ET MÉTHODE

Une image satellitaire ETM+ de Landsat 7 de la région de Moramanga (Global Land Cover Facility, 2003) a été utilisée pour l'étude. L'image a été acquise le 29 septembre 2001, en fin de saison sèche. Sa taille fait 1 000 x 1 000 pixels avec 30 m de résolution (figure 1). L'utilisation d'une carte topographique 1 : 50 000 de 1962 a permis le repérage des zones d'entraînement et des zones tests lors d'une mission terrain. Leurs coordonnées ont été relevées à l'aide d'un système de positionnement global (GPS). D'autres missions sur le terrain ont été effectuées pour valider la classification.

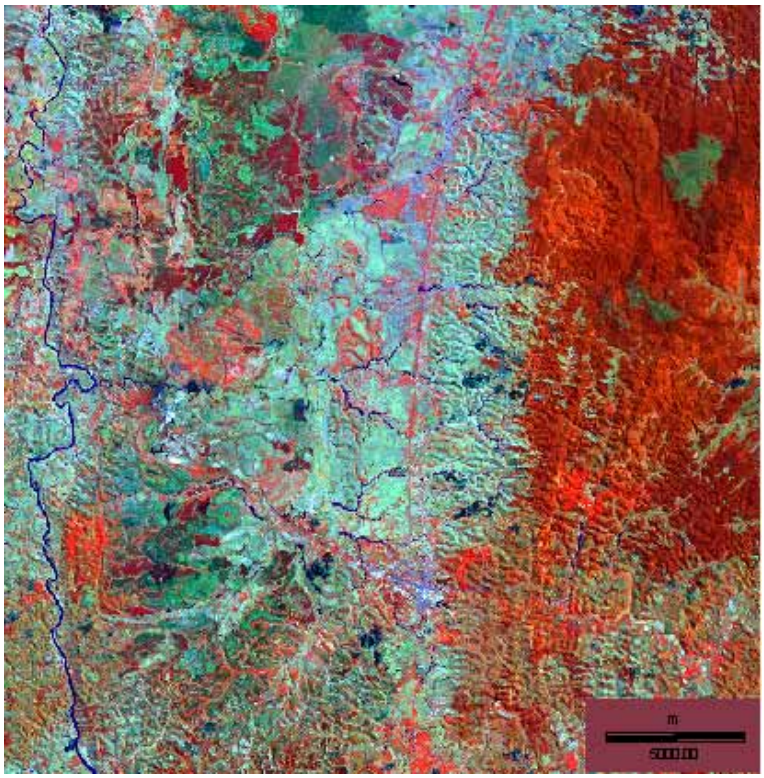


FIGURE 1 :. Composition colorée de la zone d'étude (rouge = TM4, vert = TM5, bleu = TM3). *Color composite of the study area (red = TM4, green = TM5, blue = TM3).*

Avant de procéder à la classification proprement dite, on a sélectionné les canaux et les néo-canaux à utiliser après analyse de la matrice de corrélation de l'image, des signatures spectrales des catégories d'occupation de sol considérées et de leur séparabilité.

L'indice de séparabilité des classes, défini par la relation suivante (Richards and Jia, 1999) a été utilisé pour cette sélection :

$$J_{ij} = 2\left(1 - e^{-B}\right)$$

dans laquelle B désignant la distance de Bhattacharyya est définie par :

$$B = \frac{1}{8}\left(m_i - m_j\right)^t \left\{\frac{C_i + C_j}{2}\right\}^{-1} \left(m_i - m_j\right) + \frac{1}{2}\ln\left\{\frac{\left|\frac{C_i + C_j}{2}\right|}{|C_i|^{1/2}|C_j|^{1/2}}\right\}$$

et où m_i et m_j désignent respectivement les vecteurs moyennes des classes i et j considérées tandis que C_i et C_j sont les matrices de covariance entre les deux classes i et j.

Deux approches ont été utilisées pour la classification. Dans un premier temps, on a procédé à la classification avec la méthode classique du maximum de vraisemblance et dans un second temps, en mettant en œuvre une méthode contextuelle qui utilise à la fois les informations spectrales et spatiales de l'image (Rakotoniaina, 2003). La classification par la méthode du maximum de vraisemblance servira à la fois de point de départ de la méthode contextuelle et de référence pour évaluer les résultats.

La classification contextuelle adoptée ici est la méthode Iterated Conditional Mode (ICM) (Besag, 1986). C'est une méthode de classification de type markovien. Le principe de la méthode a été décrit par Fau *et al.*,.(1993) et par Simonetto (1997). Une synthèse est donnée ci-après :

Une image est modélisée par deux champs aléatoires : $X=(X_s)_{s\varepsilon S}$ le champ des classes et $Y=(Y_s)_{s\varepsilon S}$, celui des observations où S représente l'ensemble des pixels de l'image. Pour tout s appartenant à S, $X_s \varepsilon \Omega$ où Ω est l'ensemble des valeurs des K classes présentes sur l'image, et $Y_s \varepsilon$ R. Les réalisations de X étant inobservables, le but de la classification est d'estimer X=x à partir de l'observation Y=y. La stratégie consiste à utiliser le critère du MAP (*maximum a posteriori*) pour évaluer une estimation de x. Celle-ci sera alors donnée par la valeur qui maximise la probabilité *a posteriori* :

$$\hat{x} = \arg\max_{x\in\Omega} P(X/Y=y) = \arg\max_{x\in\Omega} P(X=x)P(Y=y/X=x)$$

Toutefois, les solutions des méthodes bayesiennes ne sont pas calculables directement. Des procédures d'approximation sont nécessaires. L'algorithme ICM de Besag (1986) est une des approches qu'on peut utiliser pour trouver la solution approchée du MAP.
Le champ des classes X est supposé markovien, autrement dit la probabilité de chaque pixel individuel s ne dépend que de son voisinage. On a alors pour tout s :

$$P(X_s / X_{s'} \neq s) = P(X_s / X_{s'} \in V_s)$$

où V_S est un voisinage de s.
En supposant de plus que le voisinage et la loi conditionnelle de X_S ne dépendent pas de la position de s et que toutes les configurations X sont de probabilité non nulle (théorème de Hammersley-Clifford), X suit une distribution de Gibbs. Sous cette hypothèse, la probabilité *a priori* de X s'écrit :

$$P(X = x) = \frac{1}{Z} e^{-U_2(x)}$$

avec :

$$U_2(x) = \sum_{c \in C} \varphi_c(x)$$

U_2 étant la fonction d'énergie de Gibbs, Z est une constante de normalisation, C l'ensemble des cliques c engendrées par le voisinage V_S, et les fonctions φ_C désignant les fonctions potentielles associées aux cliques c (ensemble des pixels voisins) de C. Le modèle du voisinage utilisé est donné sur la figure 2 où seules les cliques doubles sont considérées dans les calculs (voisinage du second ordre).

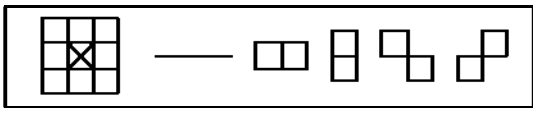


FIGURE 2 : Modèle de cliques retenu à partir d'une fenêtre 3 x 3. *Clique model retained using a 3 x 3 window.*

La fonction potentielle utilisée est la même quel que soit le type de clique :

$$\varphi_c(x) = \begin{cases} +\beta & \text{si les deux pixels de la clique ont des valeurs différentes} \\ -\beta & \text{si les deux pixels ont la même valeur} \end{cases}$$

β est un paramètre empirique qui prend en général une valeur comprise entre 0,5 et 1,5. Il décrit le degré d'influence du voisinage sur l'affectation de classe au pixel considéré.
Pour la modélisation du champ d'observations Y, on suppose que dans le cas des images optiques, l'image est multispectrale et les classes suivent la loi gaussienne. Ainsi, le champ Y peut être modélisé par la loi normale multidimensionnelle suivante :

$$P(Y_s = y_s / X_s = k) = \frac{1}{(2\pi)^{m/2} |\Sigma_k|^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(y_S - \mu_k)^t \Sigma_k^{-1} (y_S - \mu_k)\right\}$$

où Σ_k est la matrice de corrélation entre les m bandes pour la classe k et que μ_k désigne le vecteur des moyennes pour la classe k associée au site s.
En supposant que P est positive, on peut poser :

$$U_1(y,x) = -ln\,[\,P(Y_s = y_s / X_s = k)\,]$$

On obtient ainsi un terme énergétique comparable à $U_2(x)$. Ainsi sous l'hypothèse markovienne, la stratégie bayesienne qui consiste à rechercher le maximum de la probabilité de X revient alors à rechercher le minimum de la somme des deux énergies : énergie de Gibbs ($U_2(x)$) et énergie de Gauss ($U_1(y,x)$). Soit :

$$\hat{x} = \arg\min_{x \in \Omega} \left[U_1(y,x) + U_2(x)\right]$$

L'algorithme ICM. est un algorithme déterministe car chaque pixel est affecté systématiquement à la classe k qui rend l'énergie $U=U_1+U_2$ définie précédemment minimale. Les grandes étapes de l'algorithme sont les suivantes :

Étape 1 : Initialisation

L'algorithme ICM est initialisé à l'aide d'une image classifiée existante (on dit qu'il s'agit d'une image grossièrement classifiée). Dans notre cas, elle est issue d'une classification utilisant la méthode du maximum de vraisemblance.

Étape 2 : Balayage de l'image

En chacun des pixels, on calcule l'énergie U relativement à chaque classe et l'on affecte le pixel à la classe qui rend son énergie minimale.

Étape 3 : Test d'arrêt de l'itération

Si le pourcentage total de changements de classes lors de l'étape 2 est supérieur à un seuil où si le nombre d'itérations donné n'est pas atteint, on recommence l'étape 2, sinon la procédure est achevée.
Un seuil de rejet de 5 % a été adopté pour la classification effectuée avec la méthode de maximum de vraisemblance. On a adopté une valeur de β égale à 0,5 pour la classification ICM.
Les différentes classes, autres que les rizières et marais, ont été fusionnées après la classification.

4. RÉSULTATS

Le paysage se présente de façon homogène, dominé principalement par des forêts de conifères et des forêts d'eucalyptus. La photointerprétation visuelle complétée par les informations obtenues lors des missions sur

le terrain a permis de retenir huit classes pour classifier notre image. La classe rizière qui intéresse notre thématique est étroitement imbriquée avec les marais et difficilement séparables sur l'image. La classe des conifères (*pinus p.*) correspond principalement au reboisement intensif d'une entreprise d'exploitation forestière. La classe de forêt d'eucalyptus est aussi importante car la fabrication de charbon de bois représente une des activités principales de la population du village de Saharevo. La savane constitue une grande partie de la terre non défrichée. La classe de brûlis est une zone laissée par les feux de brousse, très fréquents dans cette région avant la période de l'étude mais qui ont diminué progressivement. La classe forêt est constituée d'une forêt naturelle, très étendue à l'est et caractérisée par une grande variété de végétation. Les dernières classes sont les classes du réseau hydrographique et de sols nus.

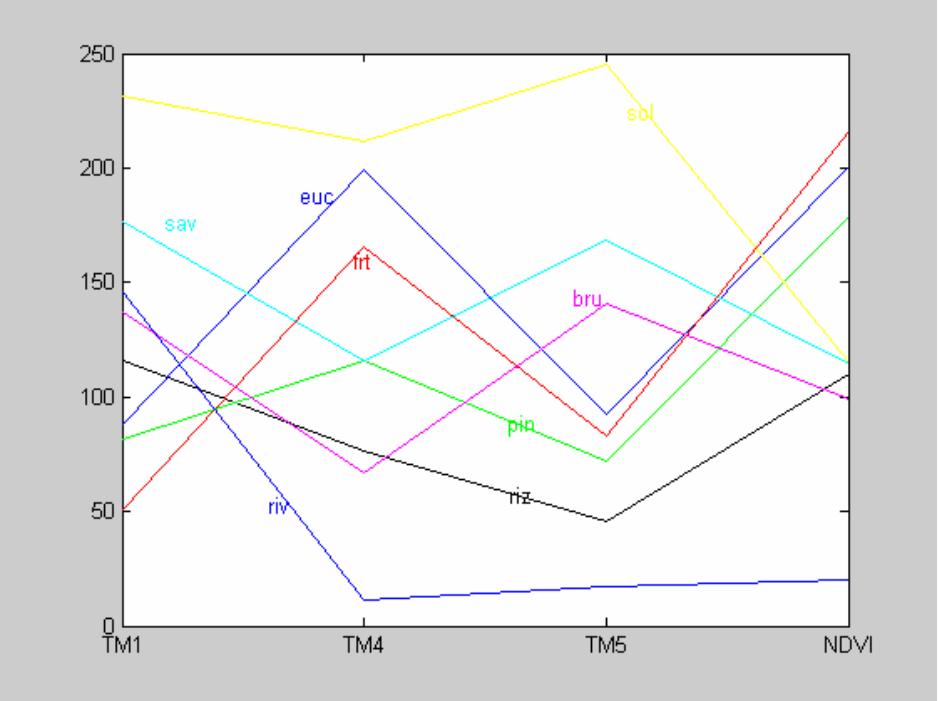


FIGURE 3 : Moyenne des signatures spectrales de classes. *Mean class spectral signatures.*

Après l'analyse de la matrice de corrélation entre les canaux de l'image et le néo-canal indice de végétation NDVI (tableau 1), d'une part, et de la séparabilité des classes, d'autre part, ainsi que l'analyse des signatures spectrales (figure 3), les canaux retenus dans notre classification sont les bandes spectrales TM1, TM4, TM5 et le NDVI. Les indices de séparabilité sont tous voisins de 2 indiquant une bonne séparabilité de classes (tableau 2).

TABLEAU 1 : Matrice de corrélation entre les canaux de l'image. *Correlation matrix of the multispectral image*

	TM1	TM2	TM3	TM4	TM5	TM7	NDVI
TM1	1	0,929	0,896	-0,123	0,741	0,788	-0,800
TM2		1	0,957	-0,029	0,821	0,839	-0,791
TM3			1	-0,116	0,866	0,894	-0,856
TM4				1	0,040	-0,168	0,543
TM5					1	0,944	-0,676
TM7						1	-0,795
NDVI							1

TABLEAU 2 : Indices de séparabilité des classes (distance de Jeffries-Matusita) en considérant les canaux TM1, TM4, TM5 et NDVI. *Class separability index (Jeffries-Matusita distance) based on the TM1, TM4, TM5 and NDVI bands*

	riz1	pin2	euc3	sav4	bru5	frt6	riv7	sol8
riz		1,9929	1,9986	2	2	2	1,9586	2
pin			1,9742	2	2	1,9964	2	2
euc				2	2	1,9772	2	2
sav					1,9903	2	2	2
bru						2	2	2
frt							2	2
riv								2

[1]Rizières+Marais ; [2]Pin ; [3]Eucalyptus ; [4]Savane ; [5]Brûlis ; [6]Forêt ; [7]Rivières ; [8]Sol nu

Les matrices de confusion correspondant aux deux méthodes utilisées sont consignées respectivement dans le tableau 3 et le tableau 4. L'index kappa de 0,8121 et une précision générale de 83,47 % pour la méthode de maximum de vraisemblance et un index kappa de 0,9721 avec une précision générale 97,60 % pour la méthode contextuelle. En considérant uniquement la classe rizière, une amélioration de la détermination de cette classe a été constatée (après vérifications sur le terrain) avec la classification contextuelle ICM. Elle est passée de 85,42 % à 99,32 %.

TABLEAU 3 : Matrice de confusion de la classification obtenue avec la méthode du maximum de vraisemblance. *Confusion matrix of the classification result obtained using the maximum likelihood method*

	riz1	pin2	euc3	sav4	bru5	frt6	riv7	sol8	total	EC(%)
NC	41	16	14	98	22	21	39	34	285	100
riz	252	0	0	0	0	0	2	0	254	0,79
pin	0	161	0	0	0	0	0	0	161	0
euc	0	0	135	0	0	0	0	0	135	0
sav	0	0	0	128	0	0	0	0	128	0
bru	0	0	0	0	282	0	0	0	282	0
frt	0	0	0	0	0	137	0	0	137	0
riv	2	0	0	0	0	0	295	0	297	0,67
sol	0	0	0	0	0	0	0	69	69	0
Total	295	177	149	226	304	158	336	103	1 748	
EO (%)	14,58	9,04	9,40	43,36	7,24	13,29	12,20	33,01		16,53

[1]Rizières+Marais ; [2]Pin ; [3]Eucalyptus ; [4]Savane ; [5]Brûlis ; [6]Forêt ; [7]Rivières ; [8]Sol nu
NC : non classé, EO : erreur d'omission, EC : erreur de commission

TABLEAU 4 : Matrice de confusion de la classification obtenue avec la méthode contextuelle ICM. *Confusion matrix of the classification result obtained using the ICM contextual method.*

	riz1	pin2	euc3	sav4	bru5	frt6	riv7	sol8	total	EC(%)
NC	1	1	0	16	0	0	0	11	29	100
riz	293	0	0	0	0	0	12	0	305	3,93
pin	0	176	0	0	0	0	0	0	176	0
euc	0	0	149	0	0	0	0	0	149	0
sav	0	0	0	210	0	0	0	0	210	0
bru	0	0	0	0	304	0	0	0	304	0
frt	0	0	0	0	0	158	0	0	158	0
riv	1	0	0	0	0	0	324	0	325	0,31
sol	0	0	0	0	0	0	0	92	92	0
Total	295	177	149	226	304	158	336	103	1 748	
EO (%)	0,68	0,56	0	7,08	0	0	3,57	10,68		2,40

1Rizières+Marais ; [2]Pin ; [3]Eucalyptus ; [4]Savane ; [5]Brûlis ; [6]Forêt ; [7]Rivières ; [8]Sol nu.
NC : non classé, EO : erreur d'omission, EC : erreur de commission.

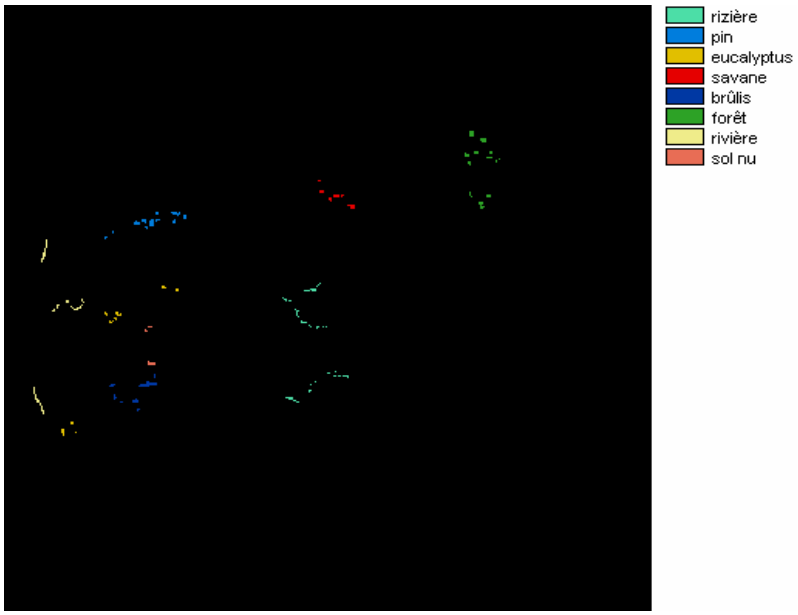


FIGURE 4 : Les zones d'entraînement. *The training sites.*

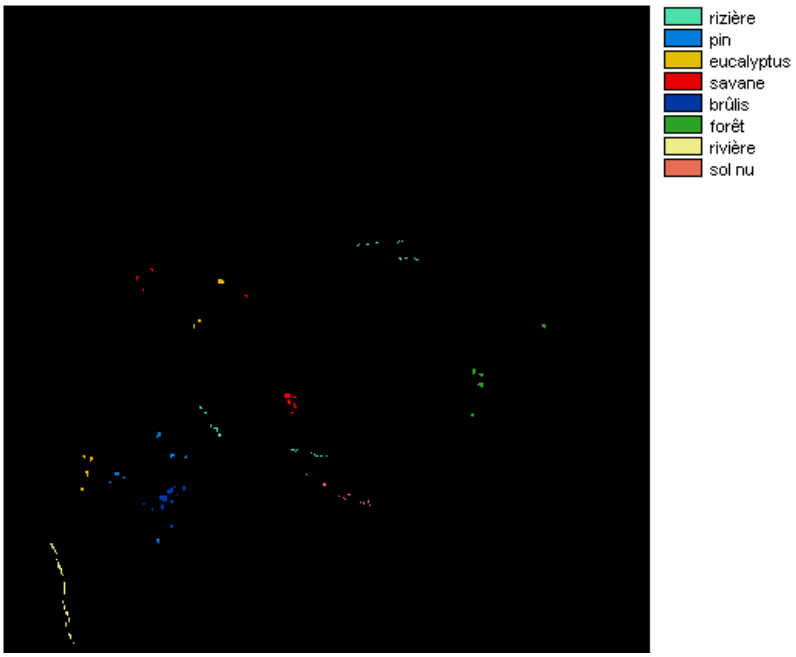


FIGURE 5 : Les zones tests. *The test sites.*

Les zones d'entraînement et les zones tests utilisées sont données respectivement dans la figure 4 et la figure 5.
Les images classifiées avec la méthode de maximum de vraisemblance et avec la méthode ICM sont données respectivement dans la figure 6 et la figure 7.

Les résultats après la fusion des classes, autres que les rizières et marais (gîtes larvaires potentiels), sont présentés dans la figure 8 pour la méthode de maximum de vraisemblance et dans la figure 9 pour la méthode contextuelle ICM.

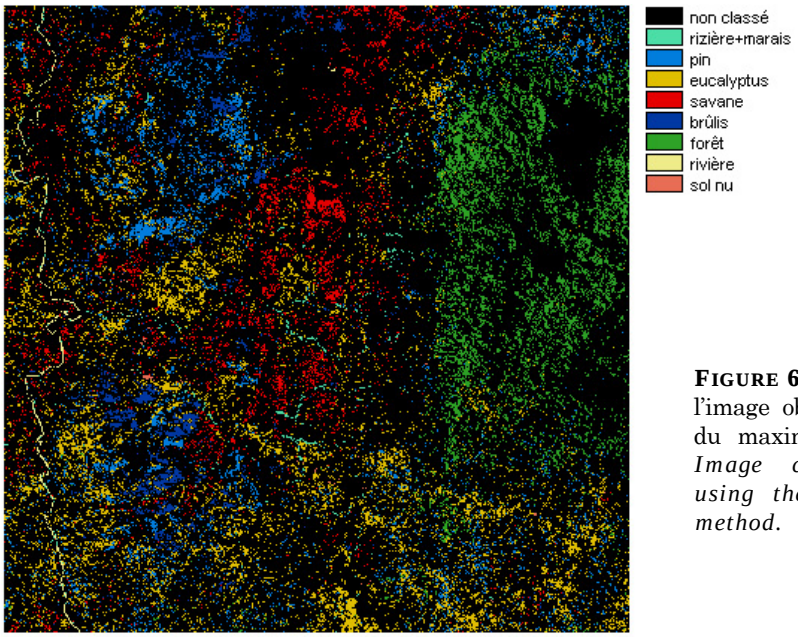


FIGURE 6 : Classification de l'image obtenue avec la méthode du maximum de vraisemblance. *Image classification obtained using the maximum likelihood method.*

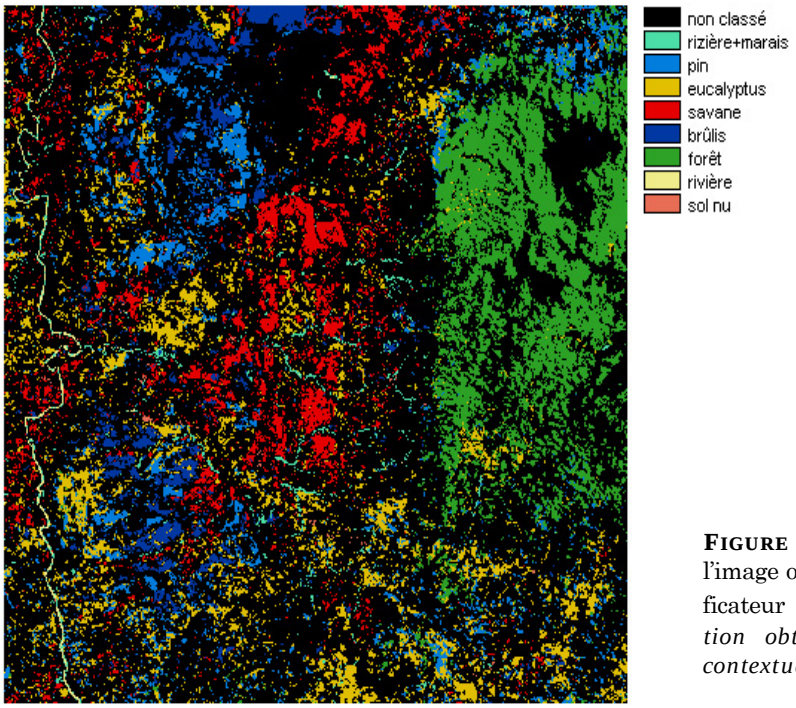


FIGURE 7 : Classification de l'image obtenue à l'aide du classificateur ICM. *Image classification obtained using the ICM contextual classifier.*

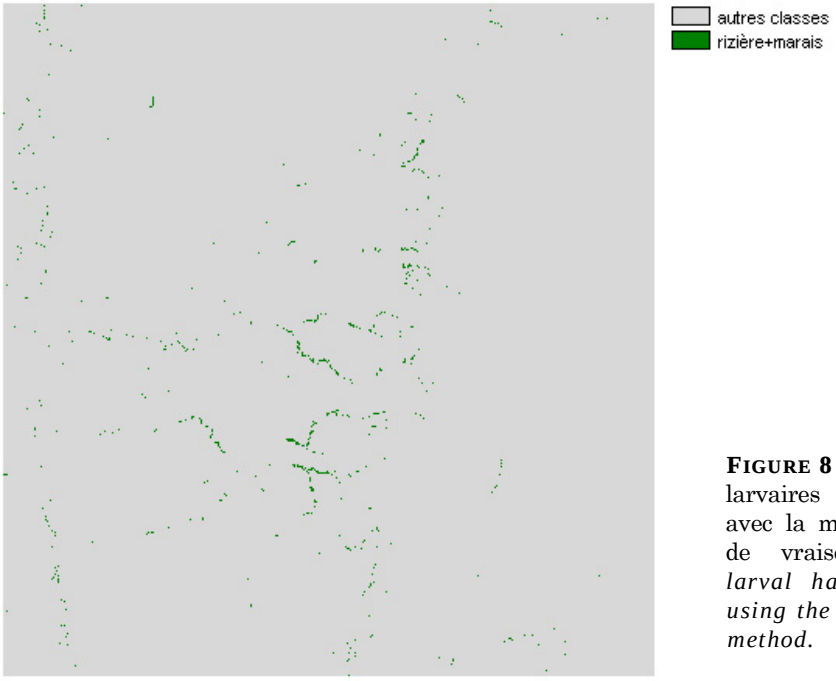


FIGURE 8 : Carte des gîtes larvaires potentiels obtenue avec la méthode du maximum de vraisemblance. *Potential larval habitat map obtained using the maximum likelihood method.*

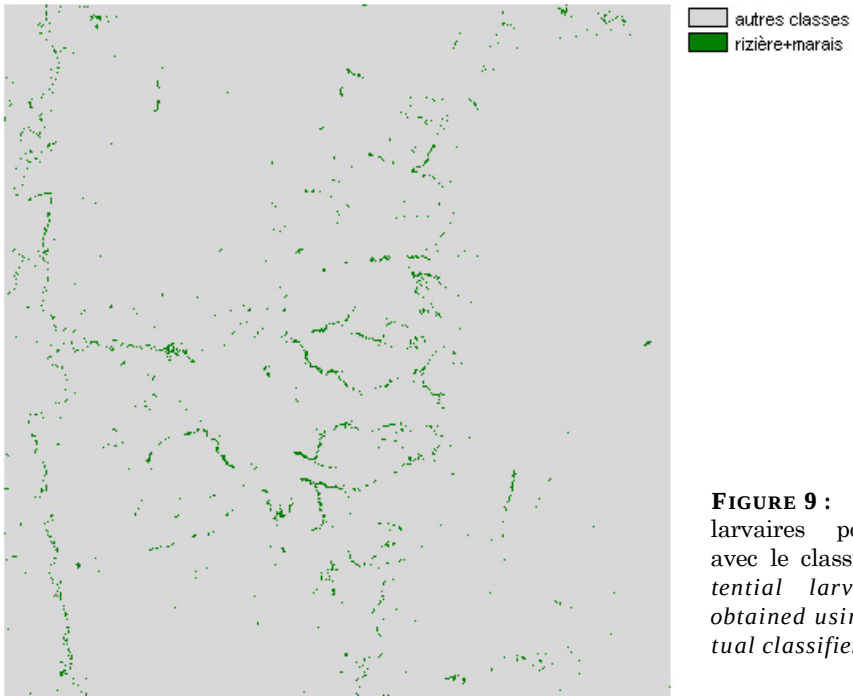


FIGURE 9 : Carte des gîtes larvaires potentiels obtenue avec le classificateur ICM. *Potential larval habitat map obtained using the ICM contextual classifier.*

5. DISCUSSION

Les premiers résultats de classification obtenus ont montré que la précision générale de la classification a été améliorée. Elle est passée de 83,47 % à 97,60 % quand on a effectué la classification à l'aide d'un classificateur contextuel au lieu d'un classificateur classique. La même amélioration a été obtenue en considérant uniquement les rizières avec une augmentation de la précision locale de 85,42 % à 99,32 %. La vérification sur le terrain nous a permis de voir que cette classe inclut en réalité une partie des marais. En effet, ces deux entités peuvent parfois présenter le même aspect en cette époque de l'année (fin de la saison sèche). Ce résultat n'est pas gênant étant donné que les marais peuvent abriter les larves des *Anopheles gambiae*.

Plusieurs auteurs ont montré l'intérêt de l'utilisation des données satellitales intégrées dans un système d'information géographique pour la réactualisation des données environnementales permettant ainsi la compréhension de l'écologie de la transmission du paludisme dans une région et même à une échelle plus fine (Thomson *et al*., 1996 ; Omumbo *et al*., 2005).

L'application de la télédétection à la surveillance et à la lutte contre le paludisme repose principalement sur la détermination des gîtes larvaires potentiels des anophèles (Kitron, 1998 ; Carter *et al*., 2000 ; Sithiprasasna *et al*, 2005). L'utilisation des données satellitales pour la prédiction de la distribution des vecteurs est connue en Amérique Centrale (Manguin et Boussinesq, 1999 ; Roberts *et al*., 1996). Une étude récente au Mali a montré l'apport de la télédétection dans l'identification des rizières en utilisant des images ETM+ de Landsat 7, avec 98 % de précision (Diuk-Wasser *et al*., 2004). Une bonne précision de classification est importante pour une telle étude. Or, la morphologie du terrain (bas-fonds étroits exploités en riziculture) et les habitudes culturales locales variables d'un paysan à l'autre font que la précision obtenue par les méthodes de classification habituelles soit généralement assez basse.

6. CONCLUSION

Nous avons montré ici que l'utilisation de méthodes plus élaborées telles les classificateurs contextuels peut apporter des améliorations sensibles aux résultats de classification. Cette méthode de classification, prenant en compte non seulement la réponse spectrale mais aussi le voisinage, peut être reproduite dans d'autres régions de Madagascar où la présence de cultures variées à proximité des rizières est fréquente. Le résultat des classifications sera utilisé pour étudier la relation entre la présence des gîtes larvaires, l'abondance des vecteurs et l'incidence du paludisme sur la population, mais ceci ne fait pas l'objet de cet article.

D'autre part, il est rare qu'en zone tropicale on puisse trouver des images de la saison humide qui soient exploitables à cause de la très importante couverture nuageuse. Une utilisation conjointe des images optiques et radar acquises en tout temps (Rakotoniaina, 1999 ; 2003) peut apporter une solution à ce problème.

Remerciements

Les auteurs expriment leurs sincères remerciements à l'endroit de l'Agence universitaire de la Francophonie (AUF) pour le financement de cette étude qui entre dans le cadre d'un projet de coopération scientifique inter-universitaire entre l'Université d'Antananarivo et l'Université de Sherbrooke, en partenariat avec l'Institut Pasteur de Madagascar (IPM). Nous remercions également le Professeur Claude Collet et les deux autres arbitres anonymes qui, par leurs remarques pertinentes, ont contribué à améliorer la présentation de cet article.

Références

Besag, J. (1986) On the statistical analysis of dirty pictures. Journal of the Royal Society, series B, vol 48, p. 259-302.

Carnevale , P., Guillet, P., Robert, V., Fontenille, D. and Doannio, J. (1999) Diversity of malaria in rice growing areas of the Afrotropical region. Parassitologia, vol. 41, p. 273-276.

Carter, R., Mendis, K. N. and Roberts, D. (2000) Spatial targeting of interventions against malaria. Bulletin of the World Health Organization, vol. 78, n°12, p. 1401-1411.

Caloz, R. et Pointet, A. (2003) Analyse comparative de la classification contextuelle et du maximum de vraisemblance : synthèse et cas d'étude. Télédétection, vol. 3, no 2-3-4, p. 311-322.

Cheng, Q., Huang, J.F. and Wang, R.C. (2004) Assessment of rice fields by GIS/GPS-supported classification of MODIS data. Journal Zhejiang University Science, vol. 5, p. 412-417.

Diuk-Wasser, M. A., Bagayoko, M., Sogoba, N., Dolo, G., Touré, M. B., Traoré, S. F. and Taylor, C. E. (2004) Mapping rice field Anopheline breeding habitats in Mali, West Africa, using Landsat ETM+ sensor data. International Journal of Remote Sensing, vol. 25, n° 2, p. 359-376.

Fau, R., Bénié, G. B., Boucher, J. -M. et He, D.C. (1993) Segmentation markovienne pyramidale d'images. Actes du 16ème Symposium canadien sur la télédétection, 8ème Congrès de l'AQT, p. 701-708.

Global Land Cover Facility (2003) http://glcfapp.umiacs.umd.edu:8080/esdi/index.jsp

González-Alonso, F. and Lopez-Soria, S. (1991) Using contextual information to improve land use classification of satellite images in Spain. International Journal of Remote Sensing, vol. 12, p. 2227-2235.

Hillion, A., Boucher, J.-M. et Roux, C. (1989) Le traitement des images en télédétection : aperçus et perspectives. In J.M. Dubois (dir) Télédétection en francophonie. Bilans régionaux et thématiques. Ed AUPELF-UREF, John Libbey Eurotext, Paris, p. 97-110.

Jeanne, I. (2000) Paludisme et schistosomose : deux exemples d'utilisation des systèmes d'information géograhique et de la télédétection à Madagascar. Bulletin de la Société de Pathologie Exotique, vol. 93, n°3, p. 208-214.

Kitron, U. (1998) Landscape ecology and epidemiology of vector-borne diseases : tools for spatial analysis. Journal of Medical Entomology, vol. 35, n° 4, p. 435-445.

Laventure, S., Mouchet, J., Blanchy, S., Marrama, L., Rabarison , P., Andrianaivolambo, L., Rajaonarivelo, E., Rakotoarivony, I. et Roux, J. (1996) Le riz source de vie et de mort sur les plateaux de Madagascar. Cahier Santé, vol. 6, p. 79-86.

Manguin, S. et Boussinesq, M. (1999) Apport de la télédétection en santé publique : l'exemple du paludisme et autres perspectives. Médecine et Maladie Infectieuse, vol. 29, p. 318-324.

OMS (2003) Communiqué OMS /33. http://www.rbm.who.int/amd2003/press/pr_who_unicef_fr.htm.

Omumbo, J.A., Hay, S.I., Snow, R.W., Tatem, A.J. and Rogers, D.J. (2005) Modelling malaria risk in East Africa at high-spatial resolution. Tropical Medicine and International Health, vol. 10, n°6, p. 557-566.

Rakotomanana, F., Jeanne, I., Duchemin, J. B., Pietra, V., Raharimalala, L., Tombo, M. L. et Ariey, F. (2001) Approche géographique dans la lutte contre le paludisme dans la région des Hautes Terres Centrales à Madagascar. Archive de l'Institut Pasteur de Madagascar, vol. 67, n°1-2, p. 27-30.

Rakotoniaina, S. (1999) Analyse multirésolution par ondelettes en traitement du signal. Exemples d'application en télédétection et en géophysique. Thèse de doctorat en Sciences Physiques, option Géophysique, Université d'Antananarivo, 132 p.

Rakotoniaina, S. (2003) Analyse contextuelle des images fusionnées en télédétection. Rapport de stage postdoctoral AUF-CARTEL, Université de Sherbrooke, Canada, 58 p.

Ralamboranto, L., Raharimalala, L., Ramaroson, R. et Jambou, R. (1998) Variation de la réponse lymphocytaire T et B selon les conditions épidémiologiques. Rapport d'activités, Institut Pasteur de Madagascar, 127 p.

Randriamanantena, D. (1977) Anophèle et rizières à Madagascar. Bulletin de l'Académie Malgache, vol. 55, n°1-2, p. 155-171.

Richards, J. A. and Jia, X. (1999) Remote sensing digital image analysis. An introduction. Third edition. Springer-Verlag, Berlin, 281 p.

Roberts, D. R., Paris, J. F., Manguin, S., Harbach, R. E., Woodruff, R., Rejmankova, E., Polanco, J., Wullschleger, B., Legters, L. J. (1996) Prediction of malaria vector distribution in Belize based on multispectral satellite data. American Journal of Tropical Medicine and Hygiene, vol. 54, n°3, p. 304-308.

Simonetto, E. (1997) Étude d'un algorithme de classification pyramidale et application sur les images de télédétection. Rapport de stage, CARTEL, Université de Sherbrooke, Canada, 45 p.

Sithiprasasna, R., Lee, W.J., Ugsang, D.M. and Linthicum, K.J. (2005) Identification and characterization of larval and adult Anopheline mosquito habitats in the Republic of Korea : potential use of remotely sensed data to estimate mosquito distributions. International Journal of Health and Geography, vol. 4, p. 17.

Stuckens, J., Coppin, P.R. and Bauer, M.E. (2000) Integrating contextual information with per-pixel classification for improved land cover classification. Remote Sensing of Environment, vol. 71, p. 282-296.

Thomson, M. C., Connor, S. J. and Milligan, P. J. M. (1996) The ecology of malaria as seen from Earth-Observation satellites. Annals of Tropical Medicine and Parasitology, vol. 90, n°3, p. 243-264