Télédétection, 2006, vol. 6, n° 4, p. 361-403
© 2006 CONTEMPORARY PUBLISHING INTERNATIONAL
Publié sous l'enseigne *Éditions Scientifiques GB*

FUSION MULTIDATE À L'AIDE DE LA THÉORIE DE DEMPSTER-SHAFER POUR LA DÉTECTION ET LA CARTOGRAPHIE DES CHANGEMENTS : APPLICATION AUX MILIEUX URBAIN ET PÉRIURBAIN DE LA RÉGION D'ALGER

Radja KHEDAM[1], Abdenour BOUAKACHE[1], Grégoire MERCIER[2] et Aichouche BELHADJ-AISSA [1]

[1] *Laboratoire de Traitement d'Images et Rayonnement, Faculté d'Électronique et d'Informatique, Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene (USTHB),*
B.P. 32, El Alia, Bab Ezzouar, 16111, Alger, Algérie.
Téléphone : +213(21)247950, poste 806 ; télécopieur : +213(21)247187 ; courriel :
radjakhedam@lycos.com ; abbouakache@lycos.com ; h.belhadj@lycos.com.

[2] *Département d'Image et Traitement de l'Information (ITI), École Nationale Supérieure des Télécommunications (ENST) de Bretagne, CS 83818, 29238 Brest, Cedex 3, France.*
Téléphone : +33(0)2-29-00-13-08 ; télécopieur : +33(0)2-29-00-10-98 ; courriel :
Gregoire.Mercier@enst-bretagne.fr

Soumis le 22 décembre 2006 ; révisé le 17 mars 2007 ; accepté le 26 mars 2007

Dans cet article, nous proposons une méthodologie de fusion d'images satellitaires multicapteurs et multidates pour la détection et la cartographie des changements d'occupation des terres. Cette méthodologie est basée sur la théorie de l'évidence de Dempster-Shafer qui permet de prendre en compte l'ignorance et l'incertitude liées aux données. Dans l'approche proposée, les changements sont modélisés à travers le conflit existant entre les classes thématiques multitdates. Le processus de fusion se déroule en plusieurs étapes. D'abord, une classification bayésienne dirigée est effectuée sur chaque image pour en déduire le coefficient d'affaiblissement de chaque classe. Ensuite, la règle de fusion de Dempster est appliquée à deux reprises : une première fois pour obtenir les fonctions de masse estimées à l'aide du modèle d'Appriou pour chacune des images et une deuxième fois pour obtenir les fonctions de masse pour les images multidates. Initialement, le modèle de transfert d'Appriou considère uniquement deux classes et fait appel au coefficient d'affaiblissement de chaque classe. Nous proposons alors, dans une démarche originale, de généraliser ce modèle au cas multiclasse. Enfin, la maximisation de la fonction de crédibilité est choisie comme critère de décision pour sélectionner la classe multidate optimale. Le résultat de cette méthodologie est une carte de fusion constituée des classes simples, représentant les zones stables n'ayant subi aucun changement temporel, et des classes composées, représentant les zones de changements. Finalement, nous proposons de revenir à une analyse des masses des classes simples formant les classes composées, pour chacune des images, afin de déterminer exactement la classe d'origine et la classe de changement, et ce dans le but de générer ainsi une carte de changements directement exploitable. Des données historiques et une photographie aérienne confirment les changements détectés à l'aide de la méthode proposée.

Mots-clefs : fusion de données multidates ; théorie de Dempster-Shafer ; modèle d'Appriou, carte de changements.

MULTITEMPORAL FUSION USING THE DEMPSTER-SHAFER THEORY FOR LAND CHANGE DETECTION AND CARTOGRAPHY: APPLICATION TO THE URBAN AND PERI-URBAN AREAS OF THE ALGIERS REGION.

In this paper, we propose a methodology using multisensor and multitemporal satellite data fusion for land change detection and cartography. The methodology is based on the Dempster-Shafer evidence theory, which allows to take into account the ignorance and the uncertainty related to the data. In the proposed approach, the changes are modelled through the conflict existing between the multitemporal thematic classes. The fusion process is implemented following several stages. Initially a supervised Bayesian classification is carried out on each image to derive a weakening coefficient for each class. Then, the Dempster fusion rule is applied twice; the first time to obtain the image mass functions estimated using the Appriou model, and the second time to obtain the multitemporal image mass functions. Initially, the Appriou transfer model considers only two classes and takes into account the weakening coefficient of each class. We then propose, through an original procedure, to generalize this model to the multiclass case. Finally, maximization of a belief function is chosen as a decision criterion for selecting the optimal multitemporal class. The result of this methodology is a fusion map composed of the simple classes, representing the stable areas not having undergone any temporal change, and the compound classes representing the areas having undergone changes. Lastly, we propose to return to an analysis of the monodate masses of the compound classes to determine exactly the origin class and the class of change, and to hence generate a directly exploitable map of changes. Historical data and an airborne image confirm the changes detected by the proposed methodology.

Keywords: multitemporal data fusion ; Dempster-Shafer theory ; Appriou model ; change map.

1. INTRODUCTION

Au cours des dix dernières années, la télédétection s'est avérée une technique puissante pour le suivi et la surveillance de la surface terrestre, de l'atmosphère et des autres planètes. Cela est devenu possible grâce à la grande masse de données provenant de nombreux capteurs satellitaires, optiques ou radar, ayant des résolutions spectrale, spatiale et temporelle différentes, représentant des informations variées et complémentaires. La mise au point de produits exploitables et de grande qualité exige l'utilisation conjointe de toutes ces images à l'aide de méthodes dites de fusion de données. Ces méthodes sont basées sur la combinaison des principaux attributs qui caractérisent le pixel, à savoir les attributs spectral, spatial et temporel. L'attribut spectral est lié à la résolution spectrale de l'image et fait référence à la largeur de la bande électromagnétique dans laquelle opère le capteur et au nombre de capteurs multibandes embarqués à bord du satellite. L'attribut spatial est lié tant à la résolution spatiale de l'image, représentant le plus petit détail au sol perceptible par le capteur, qu'au contexte spatial du pixel dans l'image. L'attribut temporel est lié, soit à la résolution temporelle du capteur définie par son cycle de passage au-dessus du même point, soit à la résolution temporelle d'un ensemble de capteurs fonctionnant en constellation définie par le cycle de passage de chaque satellite au-dessus du même point sur un court intervalle de temps.

En combinant ces trois attributs, on peut définir quatre catégories de fusion de données, soit multibande, multicapteur, multiéchelle et multidate. Ces quatre catégories de fusion sont communément désignés par le terme plus général de fusion multisource (Byeungwoo and Landgrebe, 1999), dont l'objectif principal est l'obtention d'une meilleure caractérisation de l'état de surface dans l'espace et son évolution dans le temps.

En effet, la fusion multibande est une démarche adoptée spontanément pour la plupart des méthodes de classification multibande (dirigée ou non dirigée) et elle vise à exploiter les différentes réponses de la cible dans la gamme électromagnétique du capteur d'acquisition pour en faciliter l'identification thématique.

La fusion multicapteur qui combine, à la même résolution spatiale, des données provenant d'une diversité de capteurs (optiques et radar) vise à exploiter la complémentarité de l'information spectrale apportée par chaque capteur pour lever les ambiguïtés radiométriques et, ainsi, améliorer le résultat de la classification effectuée pour l'image de chaque capteur.

Par contre, la fusion multiéchelle, qui combine les informations à différentes résolutions spatiales et spectrales vise deux objectifs suivant l'application envisagée. Le premier objectif est la synthèse d'images multibandes à haute résolution spatiale pour aider à leur interprétation. Le deuxième objectif est une discrimination plus fine des thèmes d'occupation des terres grâce à une meilleure prise de décision au niveau pixel.

Finalement, la fusion multidate combine une série d'images multidates pour la détection, le suivi et la cartographie des changements d'occupation des terres.

Les données satellitaires à fusionner sont généralement entachées d'erreurs dues à l'incertitude et à l'imprécision des données. L'incertitude est induite par les caractéristiques des capteurs, la géométrie de prise de vue, les conditions atmosphériques ainsi que la topographie de la cible observée. L'imprécision est une incertitude liée à l'absence ou aux connaissances incomplètes sur l'information enregistrée par les capteurs, par exemple une lacune de connaissance sur l'effet de relief peut engendrer, dans l'image, un pixel représentant un élément horizontal, alors qu'il représente en réalité une inclinaison.

Les méthodes de fusion multisource les plus développées dans la littérature (Chauvin, 1995 ; Shistad Solberg *et al.*, 1996 ; Shistad Solberg, 1999 ; Byeungwoo and Landgrebe, 1999) sont basées sur la théorie des probabilités, associée à la théorie bayésienne de décision. Ces méthodes modélisent l'incertitude qui entache l'information par une seule distribution de probabilité ou par un mélange (mixture) de distributions de probabilités, ou alors par des mesures statistiques. Mais elles ne permettent pas de prendre en compte l'imprécision et elles confondent ces deux notions (incertitude et imprécision) avec la mesure de probabilité. Aussi, la modélisation probabiliste permet de raisonner sur les classes individuelles (appelées aussi singletons) seulement sous la contrainte du monde fermé (Bloch, 2003). Cette contrainte signifie que l'ensemble des classes considérées est un ensemble exhaustif, contenant toutes les hypothèses possibles pouvant décrire le problème, et exclusif admettant uniquement des hypothèses disjointes. Or, dans la réalité, les fonctions de densité de probabilité des classes, à partir desquelles est construite la fonction discriminante des méthodes de classification probabilistes, présentent des zones de recouvrement qui engendrent des erreurs de classification. En effet, dans ces zones, les pixels appelés pixels mixtes sont confus et ambigus, et ne peuvent pas être attribués exclusivement à une classe simple, mais plutôt à l'union ou à l'intersection d'un ensemble de classes. Cette situation se manifeste puisque les données acquises sont à la fois imprécises et incertaines.

Parmi les théories offrant les moyens adéquats pour raisonner avec les grandeurs imprécises et aussi pour les combiner à travers une règle de fusion, figurent la théorie de l'évidence de Dempster-Shafer (Dempster, 1967 ; Shafer, 1976) et la théorie récente du raisonnement plausible et

paradoxal de Dezert-Smarandache (Dezert, 2003 ; Smarandache and Dezert, 2004) qui considère, en plus, la nature paradoxale des données. Depuis ces dix dernières années, la théorie de l'évidence est la plus exploitée pour la fusion multibande (Bracker, 1996 ; Denoeux, 1997 ; Bouakache, 2005), la fusion multicapteur (Kim and Swain, 1995 ; Le Hégarat-Mascle *et al.*, 1997, 1998 ; Naceur *et al.*, 2002) et aussi pour la fusion multiéchelle (Le Hégarat-Mascle *et al.*, 2003). Bien que la théorie du raisonnement plausible et paradoxal soit nouvelle et récente, elle a été appliquée à la fusion multidate pour la prédiction à court terme de la couverture hivernale des terres (Corgne *et al.*, 2003 ; Corgne, 2004) et, récemment, pour la fusion et la classification multidate (Bouakache, 2005 ; Khedam *et al.*, 2006).

Dans cet article, nous proposons l'application de la théorie de Dempster-Shafer dans une méthodologie de fusion d'images satellitaires multicapteurs et multidates pour la détection et la cartographie des changements d'occupation des terres. Pour la mise en œuvre de cette méthodologie, nous avons utilisé deux images multibandes couvrant la région nord-est de la ville d'Alger, l'une acquise en 1997 par le capteur HRV du satellite SPOT et l'autre acquise en 2001 par le capteur ETM+ du satellite Landsat.

Le travail est structuré comme suit. Après une description de la zone d'étude et des données satellitaires utilisées, nous présentons la méthodologie de fusion multidate proposée, suivie d'un bref rappel des principes mathématiques de la théorie de Dempster-Shafer. La mise en oeuvre de l'approche proposée sera alors décrite, suivie de la présentation et de la discussion des résultats obtenus. Nous terminons l'article par une conclusion et les perspectives éventuelles à cette recherche.



Figure 1 : Localisation du site d'étude. *Location of the study area.*

2. RÉGION D'ÉTUDE ET DONNÉES UTILISÉES

La méthodologie que nous proposons est évaluée sur une zone pilote contenant différents thèmes d'occupation des terres. Elle est située à environ 10 km à l'est d'Alger et sa superficie est d'environ 60 km² (figure 1). La région était auparavant agricole. Elle est aujourd'hui occupée par un tissu urbain qui se densifie de jour en jour et qui est aménagé principalement en quatre villes : Bab-Ezzouar où est située l'USTHB, Oued Smar où est

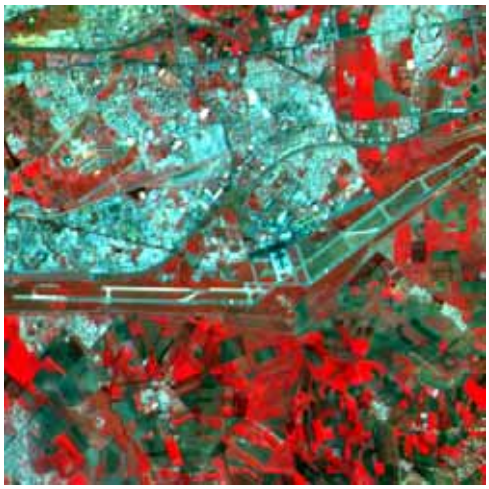
situé l'Institut National d'Informatique (INI), Dar El Beida où est situé l'aéroport international d'Alger et Hamiz où sont implantées plusieurs usines et des zones industrielles. D'une manière générale, la région est marquée par une forte concentration urbaine et un réseau routier très dense au nord de l'aéroport incluant une voie ferrée qui relie la ville d'Alger aux régions à l'est de la capitale en passant par Oued Smar, l'USTHB et Dar El Beida, ainsi qu'une zone agricole avec des terrains nus au sud de l'aéroport.

Habituellement, dans une étude multidate d'un paysage, il est préférable d'utiliser un jeu de données multidates acquis par le même capteur satellitaire sur la même région d'étude. Or, nous ne disposions pas de ce jeu de données. C'est pourquoi, deux images multicapteurs et multidates ont été mises à contribution dans cette étude :

- une image multibande acquise le 1er avril 1997 par le capteur HRV du satellite SPOT-1, ayant une résolution spatiale de 20 m et couvrant la gamme du visible et du proche infrarouge, de longueur d'onde allant de 0,50 µm à 0,89 µm ;

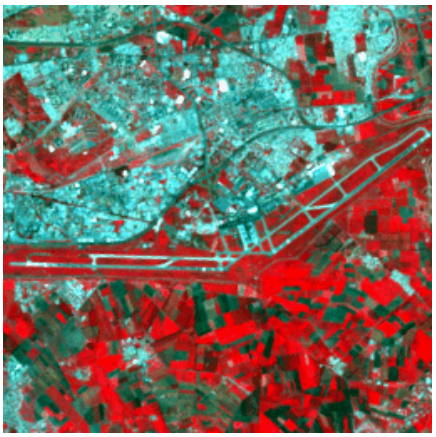
- une image multibande acquise le 3 juin 2001 par le capteur ETM+ du satellite Landsat-7, ayant une résolution spatiale de 30 m et couvrant la gamme du visible, du proche et moyen infrarouge, de longueur d'onde allant de 0,45 µm à 2,35 µm.

Les compositions colorées des deux images brutes sont présentées sur les figures 2 et 3.



666 m

Figure 2 : Composition colorée de l'image brute d'Alger de HRV (1997). *Colour composition of of the raw HRV (1997) image of Algiers.*



1000 m

Figure 3 : Composition colorée de l'image brute d'Alger de ETM+ (2001). *Colour composition of the ETM+ (2001) image of Algiers.*

3. MÉTHODOLOGIE PROPOSÉE

La méthodologie de fusion multicapteur et multidate proposée exige la modélisation de deux catégories d'informations :

- une information liée tant à la différence de sensibilités des capteurs HRV et ETM+ (gamme de la longueur d'onde utilisée par chaque capteur), qu'aux caractéristiques des systèmes d'acquisition et aux conditions atmosphériques durant le jour de prise de chaque image (1997 et 2001) ;

- une information liée aux changements de l'état de surface de la zone d'étude durant l'intervalle de temps considéré (1997 et 2001).

Ces deux informations sont modélisables à l'aide de la théorie de l'évidence grâce à la notion de conflit. Basé sur cette théorie, le modèle général de fusion multidate proposé est présenté sur la figure 4 et il comporte les trois étapes suivantes :

- une correction géométrique pour ramener les deux images à la même résolution spatiale, une correction radiométrique pour diminuer l'effet de la différence de sensibilité des capteurs HRV et ETM+, et aussi pour corriger les distorsions dues aux systèmes d'acquisition de chaque image ainsi qu'une correction atmosphérique pour réduire l'effet des perturbations atmosphériques lors de la prise des deux images multidates ; ainsi, le conflit dû aux systèmes d'acquisition, à la différence de sensibilité des capteurs, et aux conditions atmosphériques sera réduit ;

- une classification bayésienne dirigée de chaque image, suivie d'une évaluation statistique de chaque résultat par rapport à la base de contrôle correspondante ; cette étape est nécessaire pour établir le modèle d'Appriou (1999), permettant d'estimer les fonctions de masse des éléments focaux générés dans le cadre de la théorie des croyances ;

- une fusion multidate à l'aide de la théorie de Dempster-Shafer pour élaborer une carte de fusion qui n'est pas directement exploitable ; en effet, la carte obtenue donne une information sur la zone de changement d'occupation des terres, sans préciser la classe d'origine (avant le changement) et la classe de destination (après le changement) ; pour identifier ces deux classes, nous proposons de revenir à une analyse des fonctions de masse pour chacune des images afin de générer, à partir de la carte de fusion, une carte de changements exploitable et facile à interpréter.

Dans cette étude, et à cause de la non disponibilité d'images multidates acquises par un même capteur et durant la même période, nous avons procédé à des corrections radiométrique et atmosphérique, ces corrections rendant le conflit dû aux systèmes d'acquisition, aux conditions atmosphériques et, particulièrement, à la différence de sensibilité des capteurs HRV et ETM$^+$, négligeable devant le conflit dû au changement temporel.

3.1. Prétraitement des données pour la fusion multidate

Le prétraitement des images HRV et ETM$^+$ comprend deux catégories de correction : la correction géométrique ainsi que la correction radiométrique et atmosphérique.

3.1.1. Correction géométrique et superposition des images HRV et ETM$^+$

L'exploitation conjointe des images satellitaires multicapteurs et multirésolutions exige une étape de géopositionnement à travers une méthode de correction géométrique. En effet, la correction géométrique permet de rectifier, dans un même référentiel, des fichiers de diverses provenances et de différentes tailles ainsi que des documents cartographiques de référence (Naceur *et al.*, 2002). De manière générale, la procédure de correction géométrique comprend les étapes suivantes : a) choix d'un référentiel ; b) choix d'un modèle de transformation entre la référence et l'image à corriger ; c) application du modèle pour la génération d'une grille rectifiée dans le référentiel choisi et remplissage de cette grille par une méthode de ré-échantillonnage radiométrique.

Dans notre étude, nous avons choisi l'image ETM$^+$ comme image de référence, car cette image est déjà géopositionnée, c'est-à-dire projetée sur un référentiel cartographique (UTM 31 WGS 84). Ensuite, nous avons procédé au recalage et à la superposition de l'image HRV par rapport à ce référentiel, en utilisant l'interpolation par le modèle polynomial. Pour cela, nous avons commencé par un repérage des points d'appui sur l'image de référence (ETM$^+$) et l'image à corriger (HRV), en s'appuyant sur des documents auxiliaires, soit une photographie aérienne à l'échelle de 1 : 10 000 et une carte topographique à l'échelle de 1 : 100 000. Ces points doivent être choisis en nombre suffisant et en répartition uniforme sur les deux images. Lorsque les points d'appui sont définitivement choisis, leurs coordonnées dans les deux images vont servir au calcul des coefficients du polynôme d'ordre 2 que nous avons utilisé et qui permet d'estimer les coordonnées des points d'appui dans la projection choisie. Ainsi, ce modèle polynomial génère, point par point, une grille rectifiée superposable à l'image de référence (image ETM$^+$).

Par la suite, il faut associer à chaque point de la grille une valeur radiométrique (niveau de gris) par la procédure de ré-échantillonnage. Pour notre étude, nous avons choisi de ré-échantillonner l'image HRV en utilisant la méthode de la PPV (plus proche voisin), dont le principe est basé sur l'affectation, au pixel de la grille générée, de la radiométrie du pixel le plus proche dans l'image à corriger

Cette méthode est la plus adaptée à un processus de classification car elle n'altère pas la radiométrie des pixels de l'image originale, bien qu'elle introduise des distorsions géométriques sur la localisation des pixels au maximum de +0,5 de la taille du pixel. Ce problème peut être évité en utilisant d'autres méthodes de ré-échantillonnage, telles que la méthode bilinéaire ou la méthode bicubique, mais ces méthodes basées sur le calcul de valeurs moyennes, introduisent des dégradations radiométriques.

Sur la figure 5, nous présentons l'image HRV corrigée et superposable à l'image ETM$^+$

3.1.2. Corrections radiométrique et atmosphérique

Avant tout processus de traitement d'images de télédétection, les images brutes exigent des corrections radiométrique et atmosphérique pour réduire l'incertitude sur les données qui est due, comme nous l'avons mentionné précédemment, à l'instrument de mesure (paramètres de calibration des capteurs), aux perturbations atmosphériques, ainsi qu'aux effets topographiques de la cible. L'incertitude dans les images multisources et multidates varie en fonction de la source d'acquisition et des conditions climatiques durant et un peu avant la date d'acquisition de l'image. Par conséquent, des corrections radiométrique et atmosphérique de toutes ces images doivent être effectuées pour ensuite procéder à une fusion multicapteur ou multidate. Les corrections des deux images utilisées dans cette étude ont été effectuées en utilisant le modèle de correction des effets atmosphériques (Belhadj-Aissa, 1998), qui fait appel à la méthode des points noirs et au modèle 5S (simulation du signal satellitaire dans le spectre solaire) (Tanré *et al.*, 1986).

Le modèle de correction des effets atmosphériques consiste à convertir, pour chaque pixel de l'image multibande, sa valeur numérique entière (DN) variant de 0 à 255, en une réflectance réelle de l'objet au sol. Le processus de correction s'effectue en deux étapes.

La première étape est l'étalonnage des deux images multibandes pour le calcul de la luminance apparente $L_{sat}(\lambda)$ reçue dans la longueur d'onde (λ) au niveau de chaque capteur.

Pour l'image acquise par le capteur HRV, on utilise la formule suivante :

$$L_{sat}(\lambda) = K(\lambda).DN \quad (1)$$

où *DN* est la valeur numérique d'un pixel de l'image et $K(\lambda)$ est un facteur d'égalisation défini pour chaque longueur d'onde du capteur HRV. Les valeurs de ce facteur sont publiées par le constructeur du satellite SPOT-1 et sont présentées sur le tableau 1. Pour l'image acquise par le capteur ETM+, on utilise la formule suivante :

$$L_{sat}(\lambda) = a_0(\lambda) + a_1(\lambda).DN \quad (2)$$

où *DN* est la valeur numérique d'un pixel de l'image, et $a_0(\lambda)$ et $a_1(\lambda)$ représentent respectivement la compensation (*offset*) et le gain du capteur ETM+ pour chaque longueur d'onde (λ). Les valeurs de ces coefficients sont publiées par le constructeur du satellite Landsat-7 et sont présentées sur le tableau 2. (1)

.

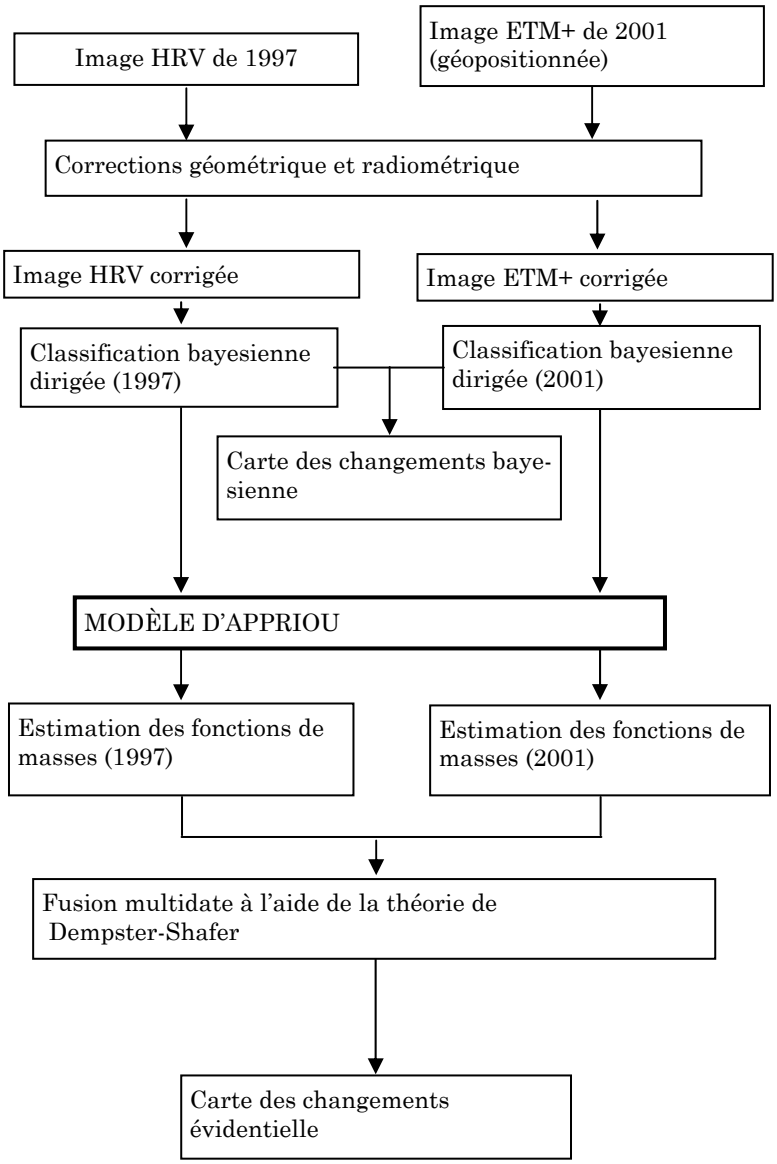


Figure 4 : Modèle de fusion multidate proposé. *The proposed multitemporal fusion model.*

Tableau 1 : Paramètres de calibration du capteur HRV de SPOT-1. *Calibration parameters of the SPOT-1 HRV sensor.*

Bande	$\lambda(\mu m)$	*K*
XS1	0,50 – 0,59	0,496
XS2	0,61 – 0,68	0,353
XS3	0,79 – 0,89	0,554

λ = longueur d'onde ; *K* = facteur d'égalisation

Source : SPOT Image (2006)

Tableau 2 : Paramètres de calibration du capteur ETM+ de Landsat-7. *Calibration parameters of the Landsat-7 ETM+ sensor.*

Bande	$\lambda(\mu m)$	a_0	a_1
TM1	0,45 - 0,52	-6,20	1,176078
TM2	0,52 - 0,60	-6,40	1,205098
TM3	0,63 - 0,69	-5,00	0,938823
TM4	0,76 - 0,90	-5,10	0,965490
TM5	1,55 - 1,75	-1,00	0190470
TM7	2,08 - 2,35	-0,35	0,066235

λ = longueur d'onde ; a_0 = facteur de compensation ; a_1 = facteur de gain
Source : USGS (2006)



1000 m

Figure 5 : Image HRV après la correction géométrique par rapport à l'image ETM+. *HRV image after registration to ETM+ image.*

La deuxième étape est l'application du modèle de correction des effets atmosphériques pour la génération des images correspondant aux réflectances réelles $\rho_{obj}(\lambda)$ des objets au sol dans les deux images multibandes considérées. Cette réflectance est calculée par l'expression suivante :

$$\rho_{obj}(\lambda) = \frac{\pi.n.(L_{sat}(\lambda) - L_{atm}(\lambda))}{(E_b(\lambda) + E_d(\lambda)).T^{\uparrow}(\lambda)} \qquad (3)$$

où :

- $n = \left[1 + \varepsilon.\cos\left(\frac{2\pi(D-3)}{365}\right)\right]^2$

avec ε qui est l'excentricité de la Terre (ε = 0,0167) et *D* qui est le jour de la prise de l'image ; $L_{sat}(\lambda)$ qui est la luminance apparente reçue au niveau du capteur et calculée à partir des équations (1) et (2) ; $L_{atm}(\lambda)$ qui est la luminance atmosphérique due à la diffusion de Rayleigh et aux aérosols ; cette composante peut être déterminée grâce à la méthode des points noirs ; $E_b(\lambda)$ et $E_d(\lambda)$ qui représentent respectivement la composante directe et la composante diffuse de l'irradiance solaire au sol ;

$T^{\uparrow}(\lambda)$ qui est la transmittance totale ascendante de l'atmosphère. $E_b(\lambda)$, $E_d(\lambda)$ et $T^{\uparrow}(\lambda)$ ainsi que d'autres paramètres atmosphériques sont calculés grâce au modèle 5S.

Cette étape s'effectue en deux sous-étapes : l'application de la méthode des points noirs et l'application du modèle 5S lui-même.

L'application de la méthode des points noirs pour le calcul de $L_{atm}(\lambda)$ est basée sur le fait que certains objets (appelés objets noirs) absorbent, dans des longueurs d'onde particulières, presque toute l'énergie incidente. De ce fait, l'éclairement réfléchi (luminance) par ces objets est nul et la luminance qui arrive au capteur représente la luminance de l'atmosphère due à la diffusion de Rayleigh et aux aérosols. Donc : $L_{sat}(\lambda) = L_{atm}(\lambda)$.

L'application du modèle 5S pour le calcul de $E_b(\lambda)$, $E_d(\lambda)$ et $T^{\uparrow}(\lambda)$ requiert l'introduction d'un certain nombre de paramètres atmosphériques concernant essentiellement le jour, le mois, l'année et l'heure de la prise de l'image, ainsi que la longitude et la latitude du centre de cette image. Les paramètres atmosphériques générés par le programme 5S et dont nous avons besoin pour l'estimation de la réflectance au sol (équation 3) sont : la transmittance totale ascendante de l'atmosphère $T^{\uparrow}(\lambda)$ et l'irradiance solaire au sol ($E_b(\lambda)$ et $E_d(\lambda)$) pour chaque image multibande considérée.

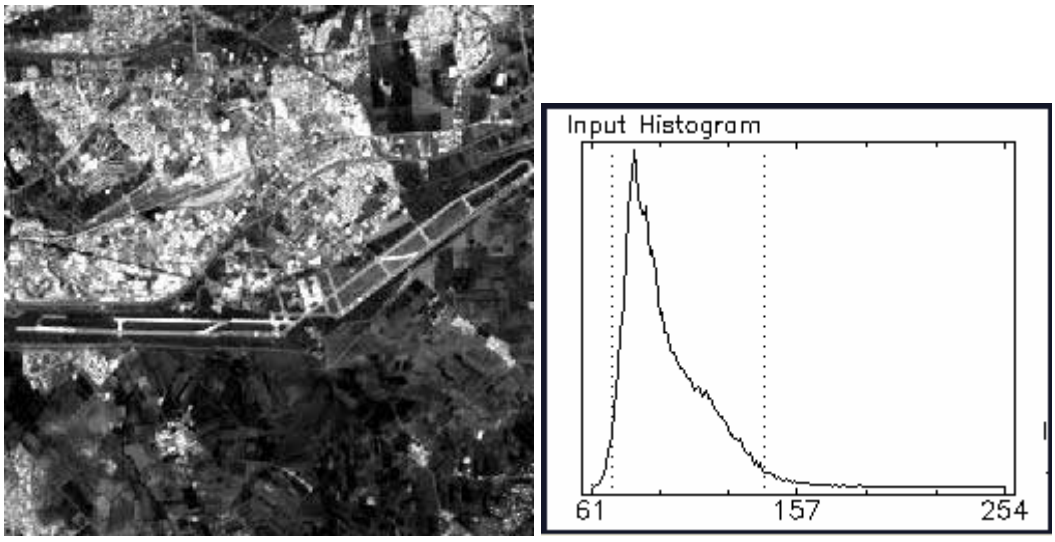
Ainsi, les images générées à partir des images brutes, acquises par les capteurs HRV et ETM+ et correspondant aux réflectances réelles des catégories d'occupation des terres, représentent une

information corrigée de la dégradation radiométrique due aux système d'acquisition et, plus particulièrement, à la différence de sensibilité des capteurs, et aux conditions atmosphériques durant le jour de la prise des images.

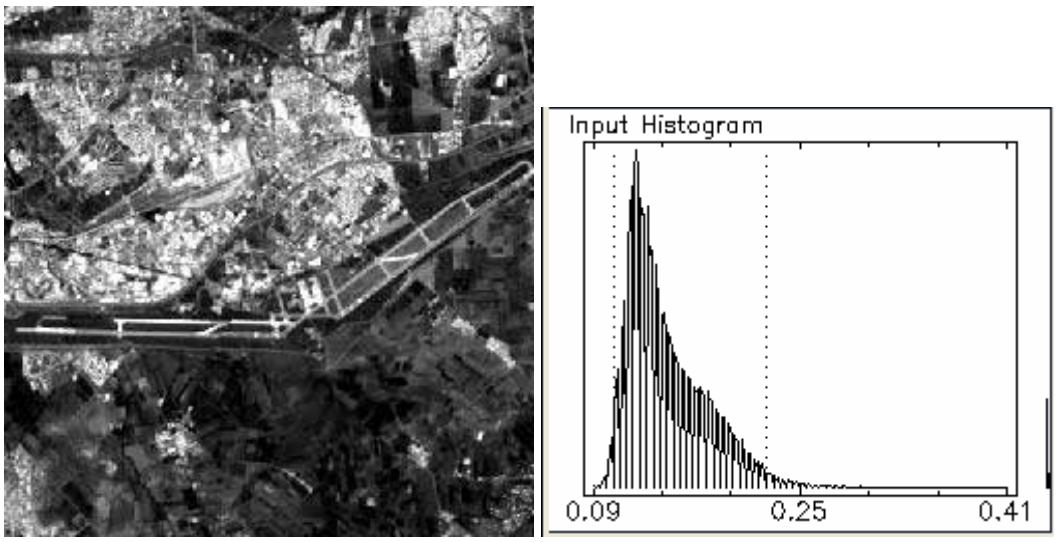
À titre d'exemple, sur la figure 6, on présente les bandes XS1 et XS2 de l'image HRV, chacune accompagnée de son histogramme avant et après la correction. Aussi, sur la figure 7, on présente les bandes TM1 et TM2 de l'image ETM+, chacune accompagnée également de son histogramme avant et après correction. Le choix de montrer ces bandes est dicté par le fait que, habituellement, les longueurs d'ondes affectées par les composantes atmosphériques sont situées dans le visible.

En examinant ces figures, il est clair que la forme des histogrammes n'a pas été modifiée après la correction, car le modèle de la correction (équation 3) est linéaire au niveau de chaque bande. Par conséquent, la fusion des deux images multisources et multidates peut s'opérer dans de bonnes conditions, étant donné que les valeurs radiométriques des deux images ont été normalisées et corrigées des effets atmosphériques relatifs au jour de la prise de chaque image.

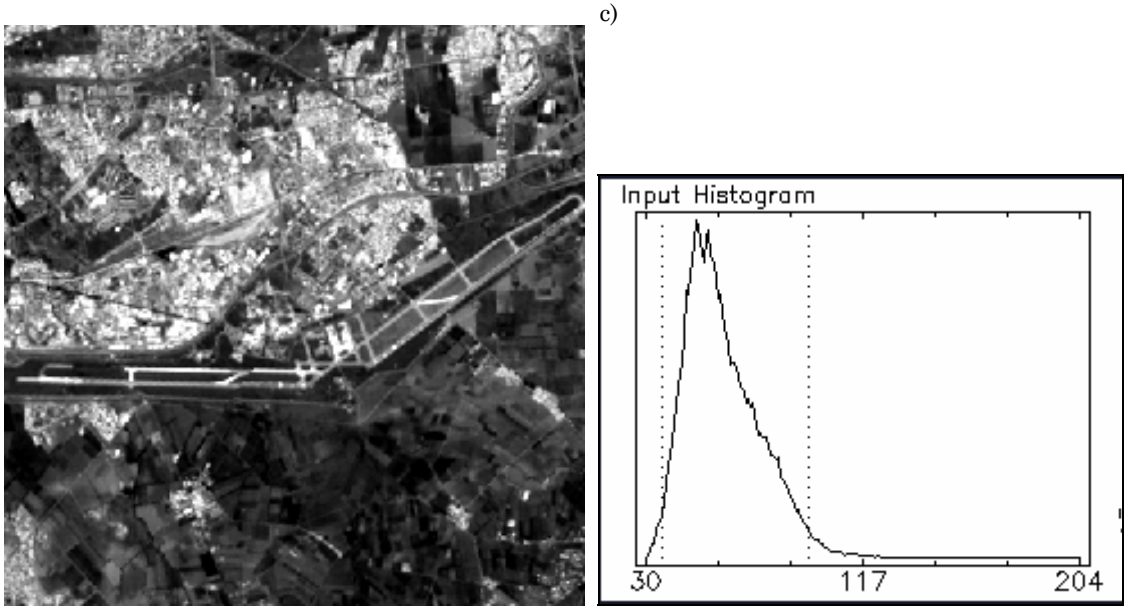
a)



b)



c)



d)

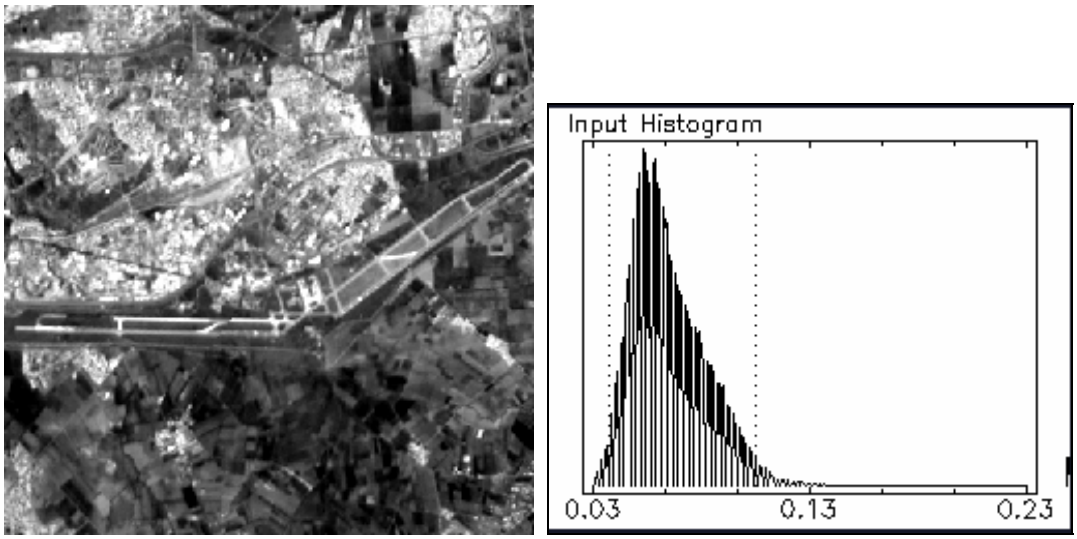
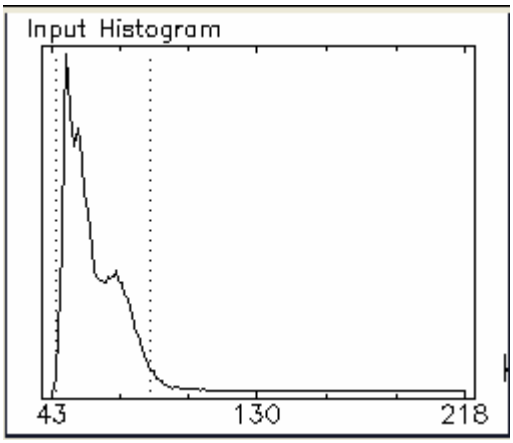


Figure 6 : Image HRV avant et après la correction radiométrique : a) Bande XS1 et son histogramme avant la correction ; b) Bande XS1 et son histogramme après la correction ; c) Bande XS2 et son histogramme avant la correction ; d) Bande XS2 et son histogramme après la correction. *HRV image before and after radiometric correction : a) XS1 channel and its histogram before correction ; b) XS1 channel and its histogram after correction ; c) XS2 channel and its histogram before correction ; d) XS2 channel and its histogram after correction*

a)

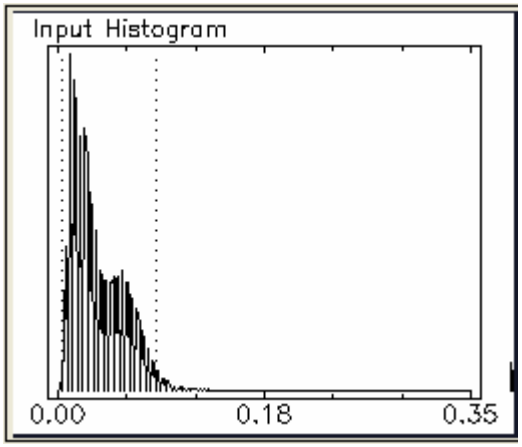




1000 m

b)

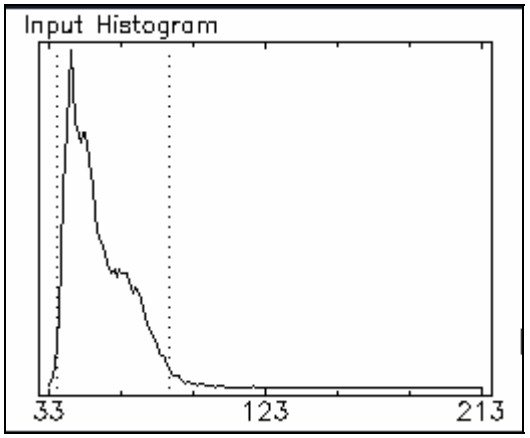




1000 m

c)

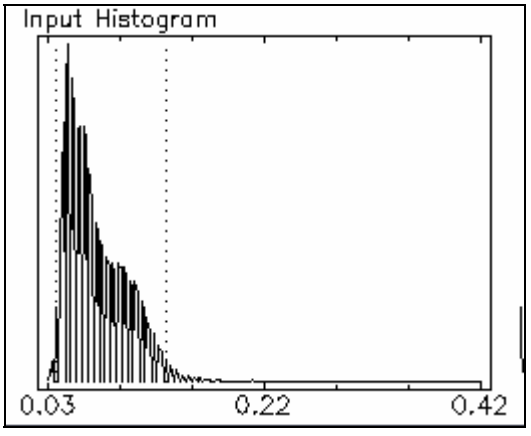




1000 m

d)





1000 m

Figure 7 : Image ETM+ avant et après la correction radiométrique : a) Bande TM1 et son histogramme avant la correction ; b) Bande TM1 et son histogramme après la correction ; c) Bande TM2 et son histogramme avant la correction ; d) Bande TM2 et son histogramme après la correction. *ETM+ image before and after radiometric correction : a) TM1 channel and its histogram before correction ; b) TM1 channel and its histogram after correction ; c) TM2 channel and its histogram before correction ; d) TM2 channel and its histogram after correction.*

3.2. Classification bayésienne dirigée

La classification dirigée requiert une information *a priori* sur l'image à classifier. Cette information concerne le nombre de classes et la connaissance d'un certain nombre d'échantillons appartenant à chaque classe et groupés dans une base d'apprentissage. La classification consiste alors à affecter, à tout nouvel objet, la classe la plus adaptée en le comparant avec les échantillons connus, à travers un modèle de ressemblance et une règle de décision appropriés. Dans cette étude, la méthode de classification utilisée repose sur une approche probabiliste associée à la théorie de Bayes et le critère de décision est basé sur la maximisation de la probabilité *a posteriori* (MAP).

Cette approche est basée sur le calcul de la probabilité conditionnelle *a posteriori* $P(\theta_i/x)$ donnant la probabilité que la classe correcte est θ_i pour le pixel *x*. Cette probabilité est décomposable selon la théorie de Bayes en trois termes (équation 4), chacun modélisant des connaissances *a priori* sur les données à classifier et les classes recherchées :

$$P(\theta_i/x) = \frac{P(x/\theta_i).P(\theta_i)}{\sum_{i=1}^{M} P(x/\theta_i).P(\theta_i)} \qquad (4)$$

où :

- $P(x/\theta_i)$ est la probabilité conditionnelle du pixel *x*, sachant que sa classe est θ_i ; c'est la fonction de densité de probabilité de la classe θ_i ; ce terme est également désigné par la vraisemblance du pixel *x* pour la classe θ_i ; en tenant compte de l'hypothèse de la normalité de la distribution des données satellitaires optiques à classifier, la probabilité $P(x/\theta_i)$ est calculée en fonction des paramètres statistiques d'ordre 1 et 2 des données d'apprentissage de chaque classe ;

- $P(\theta_i)$ est la probabilité *a priori* d'apparition de la classe θ_i ; deux cas se présentent :

a) les classes sont équiprobables ; on donne alors le même degré de participation de chaque classe dans la formation de l'image entière ; dans ce cas, qui se présente rarement dans la pratique, le terme $P(\theta_i)$ n'aide pas à la discrimination ; b) les classes présentent des probabilités *a priori* différentes ; on peut alors, à partir de la connaissance *a priori* de la zone d'étude, déterminer l'apport de chaque classe dans la formation de l'image entière ;

- $\sum_{i=1}^{M} P(x/\theta_i).P(\theta_i)$ est un terme de normalisation qui n'aide pas à la discrimination entre l'ensemble des *M* classes considérées.

Finalement, en fonction du critère de décision MAP, un pixel *x* est affecté à la classe θ_i dont la quantité $P(x/\theta_i).P(\theta_i)$ est maximale.

L'évaluation du résultat de la classification est effectuée par rapport à la réalité de terrain disponible dans une banque de données à partir de laquelle est extraite une base de contrôle.

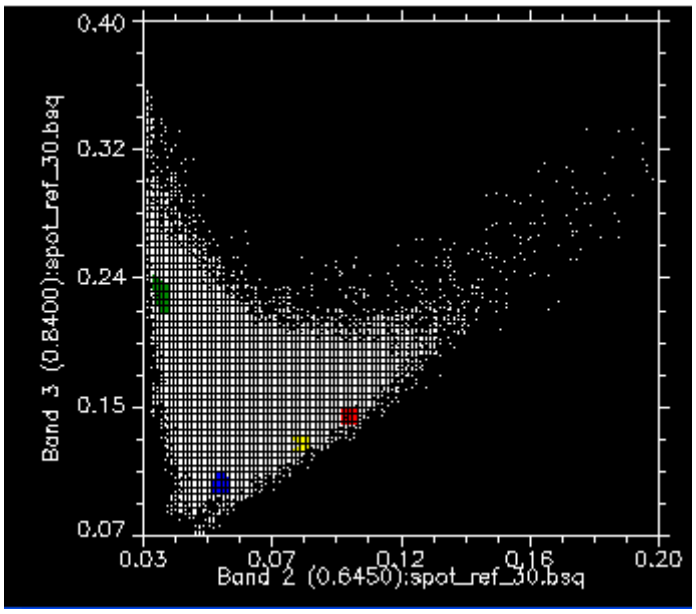
3.2.1. Extraction de la base d'entraînement

Sur les deux images à classifier, on définit des parcelles d'apprentissage qui sont des zones de l'image que l'on juge représentatives des différents thèmes, dont la nature et le nombre sont supposés être connus *a priori*. Cette identification est habituellement effectuée par rapport à des données de référence qui peuvent être des cartes thématiques, des photographies aériennes, des images déjà classifiées, des données prises sur le terrain ou un avis d'un expert connaissant le site d'étude.

Pour notre travail, et dans une démarche originale, sur les deux images disponibles, nous avons identifié et localisé d'une manière automatique à l'aide d'un scatterogramme 2-D *(2-D scatter plot)*, quatre thèmes d'occupation des terres prédominants qui sont : urbain dense (UD), sol nu (SN), urbain moins dense (UMD) et végétation (V). En effet, le scatterogramme est un outil du logiciel ENVI (RSInc, 2006), qui permet une représentation 2-D de la distribution des pixels à partir de deux bandes spectrales. Lorsque la bande du rouge est sélectionnée sur l'axe des X et la bande du proche infrarouge est sélectionnée sur l'axe des Y, le nuage de points à caractériser est affiché sous la forme d'un chapeau mexicain (figures 8a et 9a), dont la base représente la droite d'occupation des terres dans le cas des images multibandes contenant de la végétation. De cette façon, des échantillons appartenant aux thèmes UD, UMD et SN sont sélectionnés en se référant à la droite d'occupation des terres et les échantillons appartenant à la classe V sont sélectionnés à partir du sommet du chapeau, étant donné que la végétation réfléchit fortement dans le proche infrarouge.

Les bases d'entraînement ainsi générées, de l'image HRV et de l'image ETM+ et qui seront utilisées durant le processus de classification dirigée, sont présentées respectivement sur les figures 8b et 9b. Le nombre d'échantillons d'entraînement sélectionnés par classe pour les deux images est présenté sur le tableau 3.

a)



b)

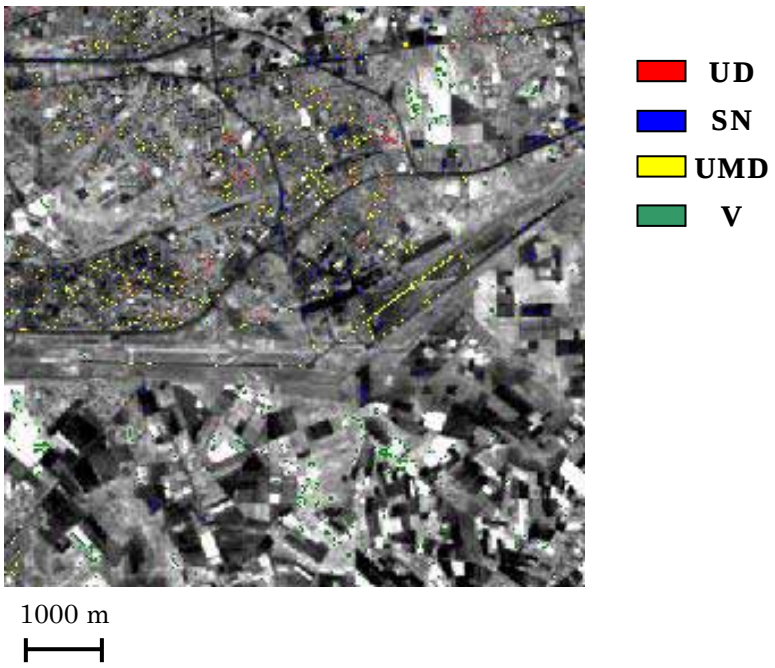
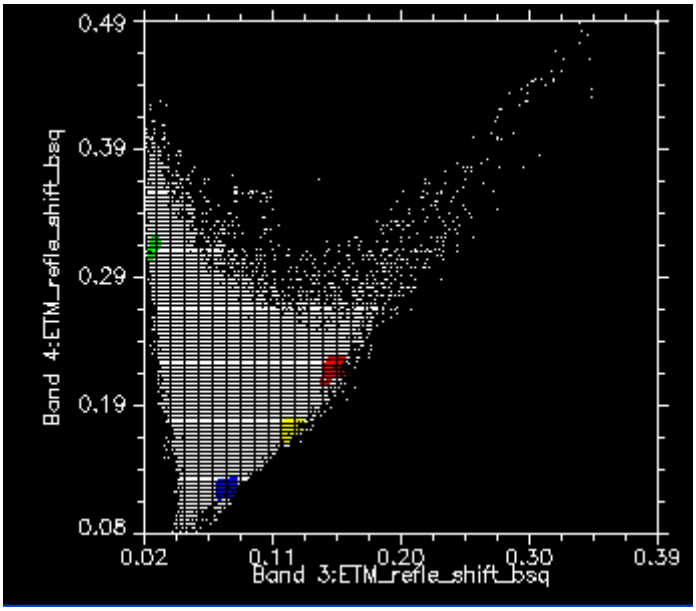


Figure 8 : Extraction de la base d'apprentissage de l'image HRV : a) Sélection des thèmes et des échantillons par le scatterogramme ; b) Base d'apprentissage. *Extraction of the training data base for the HRV image: a) Selection of the classes and samples using the scatter plot ; b) Training data base*

a)



b)

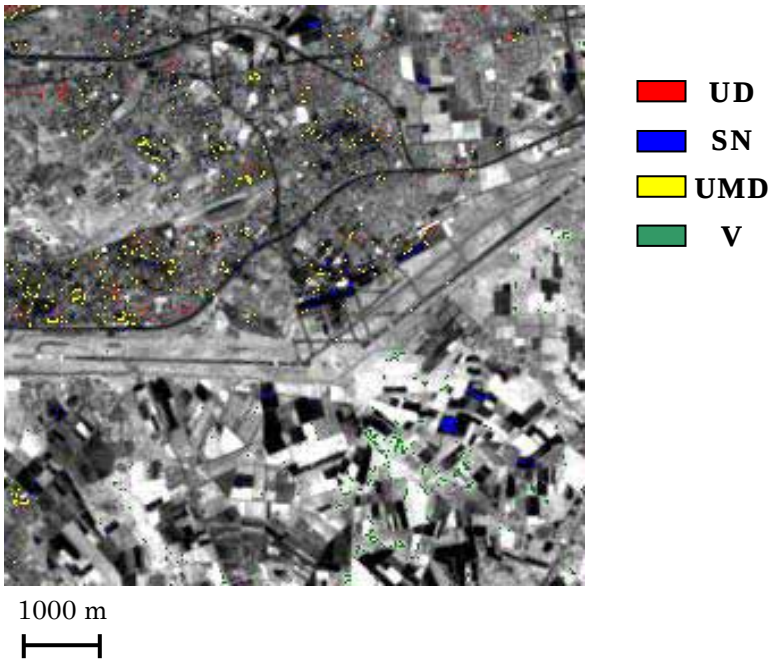


Figure 9 : Extraction de la base d'apprentissage de l'image ETM⁺ : a) Sélection des échantillons à partir du scattérogramme ; b) Base d'apprentissage. *Extraction of the training data base for the ETM⁺ image: a) Selection of the classes and samples using the scatter plot, b) Training data base.*

Tableau 3 : Nombre d'échantillons d'entraînement par classe pour les images HRV et ETM+ *Number of training samples per class for the HRV and ETM+ images.*

Classe	HRV	ETM+
UD	132	180
SN	209	203
UMD	458	343
V	454	315

UD = urbain dense ; SN = sol nu ; UMD = urbain moins dense ; V = végétation

3.2.2. Extraction de la base de contrôle

L'évaluation statistique du résultat d'une méthode de classification est effectuée à travers le calcul d'une matrice de confusion, entre ce résultat et une base de contrôle contenant des données de validation extraites de la même manière que les données d'entraînement (grâce au scatterogramme, voir figures 10a et 11a). Les bases de contrôle relatives aux deux images sont présentées respectivement sur les figures 10b et 11b. Le nombre d'échantillons de contrôle sélectionnés par classe pour les deux images est présenté sur le tableau 4.

La validité du choix de quatre classes pour les étapes d'entraînement et d'évaluation peut s'effectuer à l'aide des figures 12 et 13. Sur ces figures, sont comparés les histogrammes réels des deux premières bandes des deux images considérées (HRV et ETM+) et les histogrammes construits à partir des distributions normales associées aux quatre classes dans ces bandes. En effet, pour les deux images, nous remarquons que l'écart entre l'enveloppe des quatre distributions normales associées aux quatre classes et la forme de l'histogramme réel est très faible. Ceci signifie que les deux images sont prédominées par les quatre classes considérées.

Tableau 4 : Nombre d'échantillons de contrôle par classe pour les images HRV et ETM+. *Number of control samples per class for the HRV and ETM+ images.*

Classe	HRV	ETM+
UD	141	305
SN	263	379
UMD	301	358
V	197	238

UD = urbain dense ; SN = sol nu ; UMD = urbain moins dense ; V = végétation

Dans cette étude, le paramètre statistique choisi pour l'évaluation de la qualité d'une classification est le taux moyen de bonne classification (TMBC), qui est égal au rapport entre le nombre total des pixels correctement classés (positionnés sur la diagonale de la matrice de confusion) et le nombre total des pixels de la matrice de confusion.

3.2.3. Mise en œuvre de la classification bayésienne dirigée

Tel que mentionné dans la section 3.2, la mise en œuvre de la classification bayésienne dirigée requiert la connaissance de la probabilité conditionnelle $P(x/\theta_i)$ et de la probabilité *a priori* $P(\theta_i)$.

Pour les données satellitaires optiques, la distribution des pixels x dans chaque classe thématique θ_i (UD, SN, UMD, V), désignée par le terme $P(x/\theta_i)$, suit une seule loi qui est la loi normale. Dans notre cas, cette hypothèse est justifiée sur les figures 14 et 15, où sont représentés respectivement les histogrammes multidimensionnels des quatre classes d'occupation des terres pour les images HRV et ETM+. Sur ces deux figures, on montre que chacune des classes d'occupation des terres (UD, SN, UMD, V) est modélisée par une seule distribution qui est la distribution gaussienne.

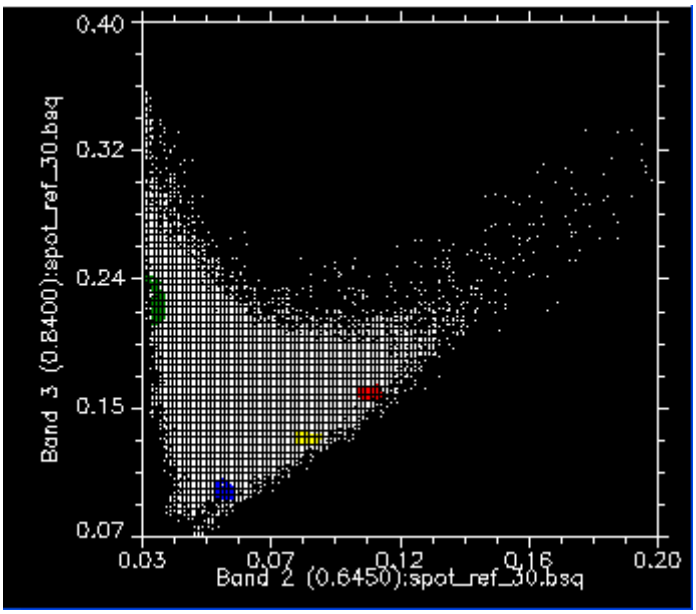
Pour obtenir une classification bayésienne qui se rapproche de la réalité de terrain, il est nécessaire de déterminer la probabilité *a priori* $P(\theta_i)$, qui représente le taux de participation de chaque classe θ_i (UD, SN, UMD, V) dans la formation de l'image entière. Pour chaque image et pour chaque classe d'intérêt θ_i, nous avons calculé cette probabilité à partir d'une image classifiée par une méthode de classification non dirigée (K-means). Les probabilités des classes sont présentées pour les deux images considérées sur le tableau 5.

Tableau 5 : Probabilités a priori de chaque classe pour les images HRV et ETM+. *A priori probabilities for each class of the HRV and ETM+ images.*

Classe (θ_i)	$P(\theta_i)$ dans l'image HRV	$P(\theta_i)$ dans l'image ETM+
UD	0,11	0,15
SN	0,17	0,22
UMD	0,24	0,30
V	0,48	0,33

UD = urbain dense ; SN = sol nu ; UMD = urbain moins dense ; V = végétation

a)



b)

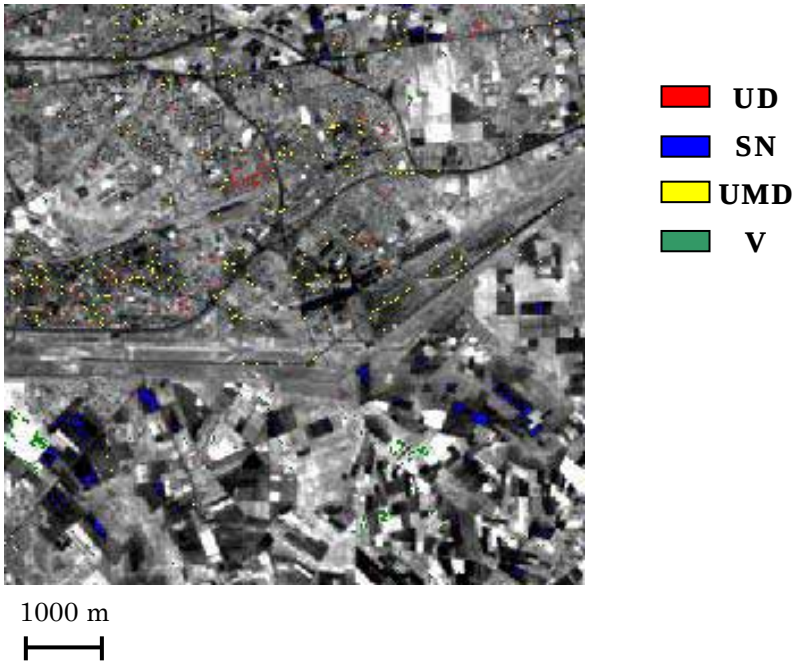
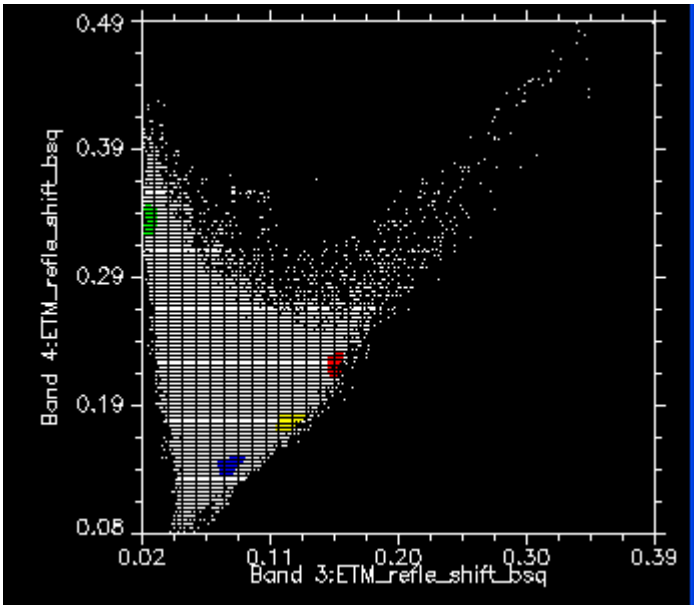


Figure 10 : Extraction de la base de contrôle de l'image HRV : a) Sélection des thèmes et des échantillons à partir du scatterogramme ; b) Base de contrôle. *Extraction of the control data base for the HRV image: a) Selection of the classes and samples using the scatter plot ; b) Control data base.*

a)



b)

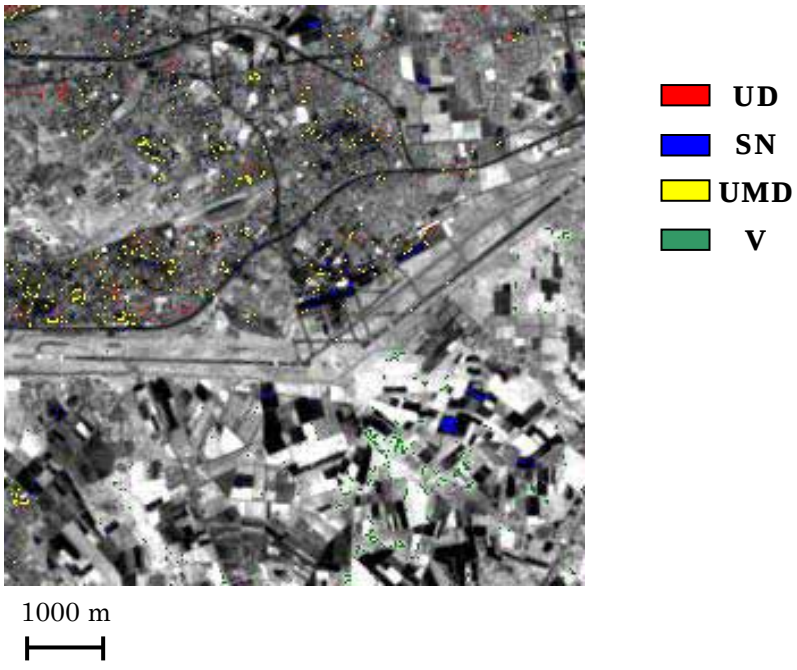


Figure 11 : Extraction de la base de contrôle de l'image ETM⁺ : a) Sélection des thèmes et des échantillons à partir du scatterogramme ; b) Base de contrôle. *Extraction of the control data base for the ETM⁺ image: a) Selection of the classes and samples using the scatter plot ; b) Control data base.*

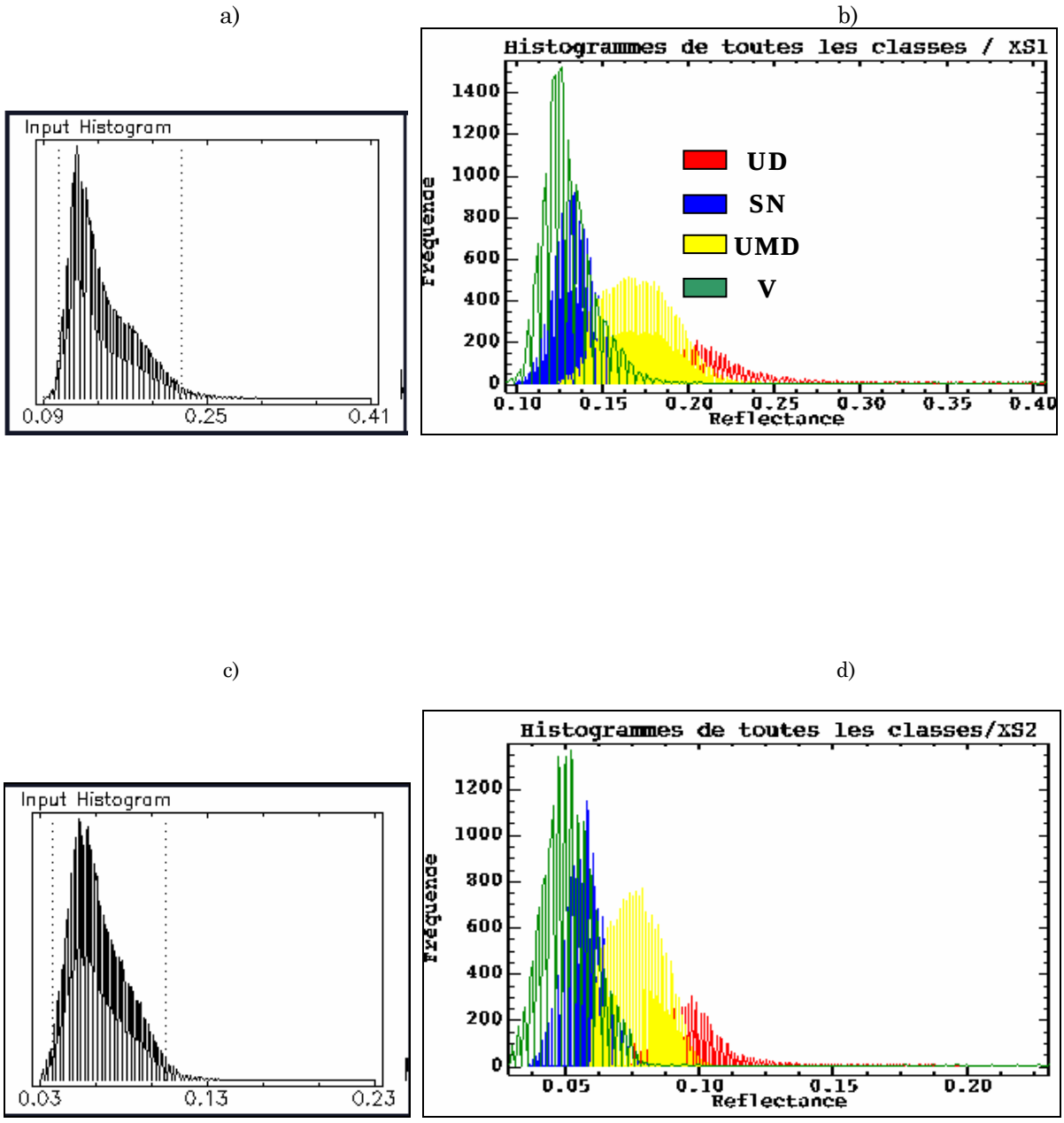
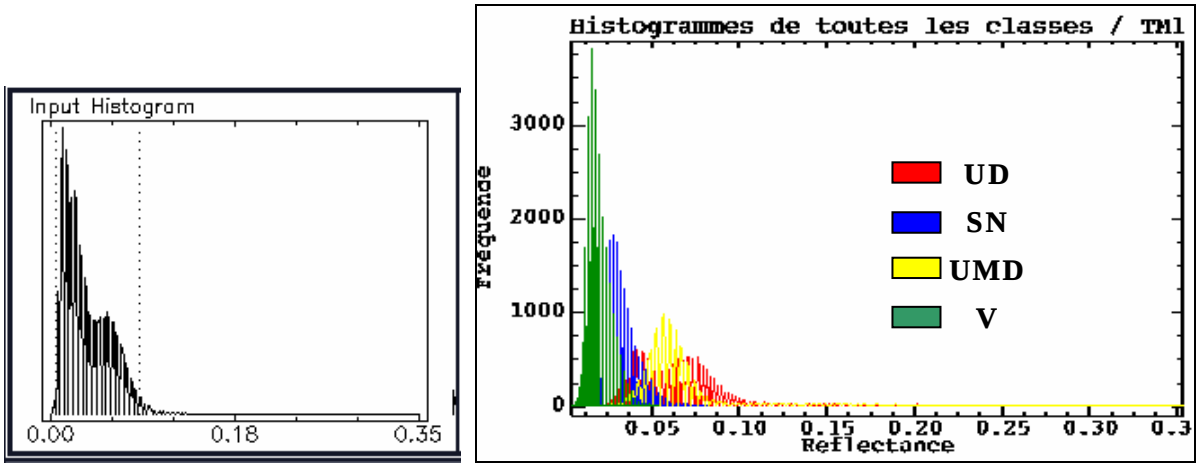


Figure 12 : Validation du choix de quatre classes pour l'apprentissage et l'évaluation dans le cas de l'image HRV : a) Histogramme réel de la bande XS1 ; b) Histogramme des distributions des quatre classes à partir de la bande XS1 ; c) Histogramme réel de la bande XS2 ; d) Histogramme des distributions des quatre classes à partir de la bande XS2. *Validation of the choice of four classes for training and evaluation in the case of the HRV image: a) Real histogram of the XS1 channel ; b) Histogram of the distributions of the four classes from the XS1 channel ; c) Real histogram of the XS2 channel ; d) Histogram of the distributions of the four classes from XS2 channel.*

a) b)



c) d)

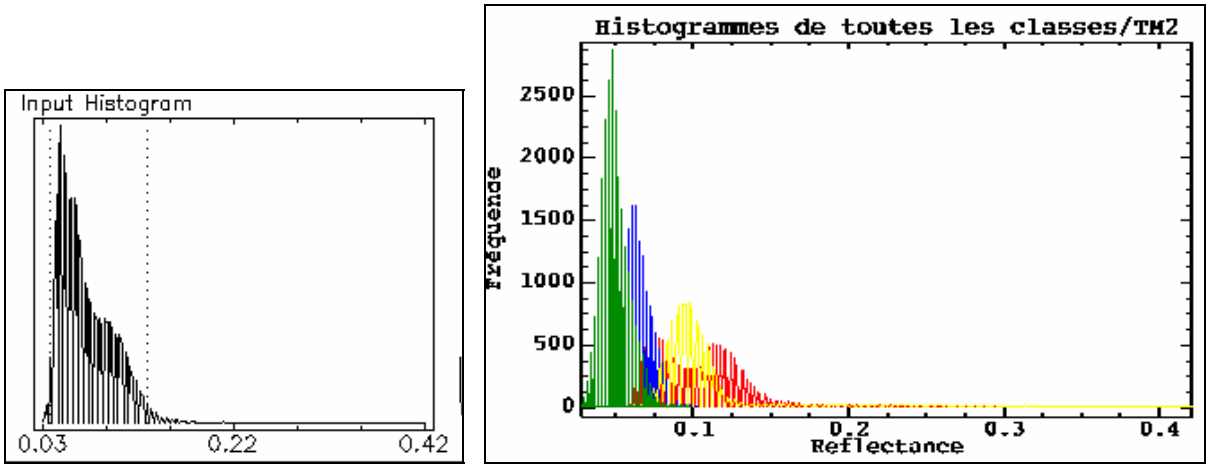


Figure 13 : Validation du choix de quatre classes pour l'apprentissage et l'évaluation dans le cas de l'image ETM+ : a) Histogramme réel de la bande TM1 ; b) Histogramme des distributions des quatre classes à partir de la bande TM1 ; c) Histogramme réel de la bande TM2 ; d) Histogramme des distributions des quatre classes à partir de la bande TM2. *Validation of the choice of four classes for training and evaluation in the case of the ETM+ image: a) Real histogram of the TM1 channel ; b) Histogram of the distributions of the four classes from the TM1 channel ; c) Real histogram of the TM2 channel ; d) Histogram of the distributions of the four classes from the TM2 channel.*

3.2.3. Mise en œuvre de la classification bayésienne dirigée

Tel que mentionné dans la section 3.2, la mise en œuvre de la classification bayésienne dirigée requiert la connaissance de la probabilité conditionnelle $P(x/\theta_i)$ et de la probabilité *a priori* $P(\theta_i)$.

Pour les données satellitaires optiques, la distribution des pixels *x* dans chaque classe thématique θ_i (UD, SN, UMD, V), désignée par le terme $P(x/\theta_i)$, suit une seule loi qui est la loi normale. Dans notre cas, cette hypothèse est justifiée sur les figures 14 et 15, où sont représentés respectivement les histogrammes multidimensionnels des quatre classes d'occupation des terres pour les images HRV et ETM+. Sur ces deux figures, on montre que chacune des classes d'occupation des terres (UD, SN, UMD, V) est modélisée par une seule distribution qui est la distribution gaussienne.

Pour obtenir une classification bayésienne qui se rapproche de la réalité de terrain, il est nécessaire de déterminer la probabilité *a priori* $P(\theta_i)$, qui représente le taux de participation de chaque classe θ_i (UD, SN, UMD, V) dans la formation de l'image entière. Pour chaque image et pour chaque classe d'intérêt θ_i, nous avons calculé cette probabilité à partir d'une image classifiée par une méthode de classification non dirigée (K-means). Les probabilités des classes sont présentées pour les deux images considérées sur le tableau 5.

Tableau 5 : Probabilités a priori de chaque classe pour les images HRV et ETM+. *A priori probabilities for each class of the HRV and ETM+ images.*

Classe (θ_i)	$P(\theta_i)$ dans l'image HRV	$P(\theta_i)$ dans l'image ETM+
UD	0,11	0,15
SN	0,17	0,22
UMD	0,24	0,30
V	0,48	0,33

UD = urbain dense ; SN = sol nu ; UMD = urbain moins dense ; V = végétation

En appliquant le critère de décision MAP, nous obtenons les résultats de la classification dirigée des images HRV et ETM+, présentés respectivement sur les figures 16 et 17.

Une évaluation statistique des résultats obtenus est effectuée par le calcul d'une matrice de confusion entre chaque résultat et la base de contrôle correspondante. On obtient les deux matrices présentées sur les tableaux 6 et 7. À partir de ces deux matrices, on calcule le TMBC relatif à chaque résultat. Ces deux taux ($TMBC_{HRV}$ = 96,7 % ; $TMBC_{ETM+}$ = 98,8 %) indiquent que la précision de la classification par rapport aux bases de contrôle sélectionnées est très satisfaisante. Ces deux matrices de confusion seront utilisées plus tard pour l'estimation des fonctions de masse des éléments focaux générés dans le cadre de la théorie de l'évidence.

3.2.4. Carte de changements bayésienne

Dans un cadre bayésien, l'évaluation du taux de changements d'occupation des terres entre 1997 et 2001 est effectuée à travers une comparaison de l'image classifiée la plus récente (2001) par rapport à l'image classifiée la plus ancienne (1997). Cette comparaison peut être réalisée de deux façons : 1) la différence des deux classifications multidates (figure 18) qui permet de donner une idée d'ensemble sur les zones ayant ou non subi tout changement ; 2) l'établissement d'une matrice de changements ente l'image classifiée 2001 et l'image classifiée 1997 (tableau 8), en considérant la classification ancienne comme l'image de référence.

Cette dernière matrice fournit une information multidate plus riche. En effet, à partir du tableau 8, on calcule un taux moyen de stabilité égale à 48 %, ce qui traduit un taux de stabilité approximativement égal au taux de changements (52 %) d'occupation des terres entre les deux dates considérées. Les valeurs dans la diagonale de la matrice représentent le nombre de pixels qui n'ont pas changé de classe et les valeurs en dehors de la diagonale représentent le nombre de pixels ayant subi un changement durant l'intervalle de temps considéré.

Tableau 6 : Matrice de confusion de la classification bayésienne de l'image HRV (1997) avec un taux moyen de bonne classification (TMBC) de 96,7 %. *Confusion matrix of the Bayesian classification of the HRV image (1997) with TMBC of 96.7 %.*

		Base de contrôle			
Image classifiée de HRV (1997)	Classes	UD	SN	UMD	V
	UD	**111**	00	00	00
	SN	00	**263**	00	00
	UMD	30	00	**301**	00
	V	00	00	00	**197**

UD = urbain dense ; SN = sol nu ; UMD = urbain moins dense ; V = végétation

Tableau 7 : Matrice de confusion de la classification bayésienne de l'image ETM+ (2001) avec un taux moyen de bonne classification (TMBC) de 98,8 %. *Confusion matrix of the Bayesian classification of the ETM+ image (2001) with TMBC of 98.8 %.*

		Base de contrôle			
Image classifiée de ETM+ (2001)	Classes	UD	SN	UMD	V
	UD	**305**	00	15	00
	SN	00	**379**	00	00
	UMD	00	00	**343**	00
	V	00	00	00	**238**

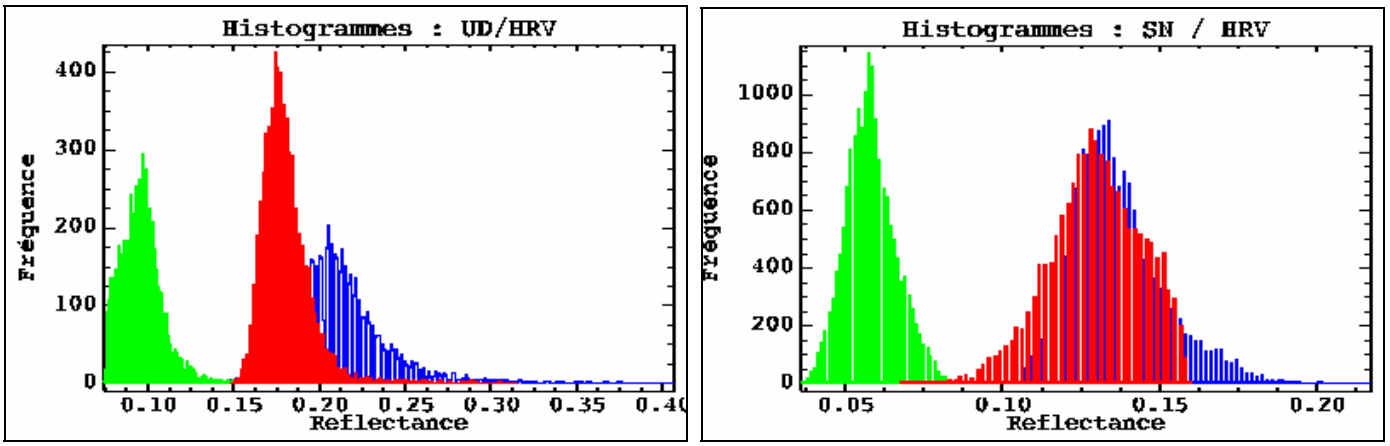
UD = urbain dense ; SN = sol nu ; UMD = urbain moins dense ; V = végétation

Tableau 8 : Matrice de changements bayésienne entre les classifications des images de 1997 et de 2001 avec un taux moyen de stabilité de 48 %. *Bayesian change matrix between the image classifications of 1997 and 2001 with an average rate of stability of 48 %*

		Image classifiée HRV (1997)				Nombre de pixels/classe (image ETM+)
Image classifiée de ETM+ (2001)	Classes	UD	SN	UMD	V	
	UD	**3 570**	1 419	5 626	3 835	14 450
	SN	424	**7 375**	2 812	5 533	16 144
	UMD	1 915	1 967	**5 937**	1 658	11 477
	V	314	5 863	2 714	**14 574**	23 465
Nombre de pixels/classe (image HRV)		6 223	16 624	17 089	25 600	**65 536**
Taux de stabilité (%)		57,4	44,4	34,7	56,9	
Taux de changement (%)		42,6	55,6	65,3	43,1	

UD = urbain dense ; SN = sol nu ; UMD = urbain moins dense ; V = végétation

a) b)



c) d)

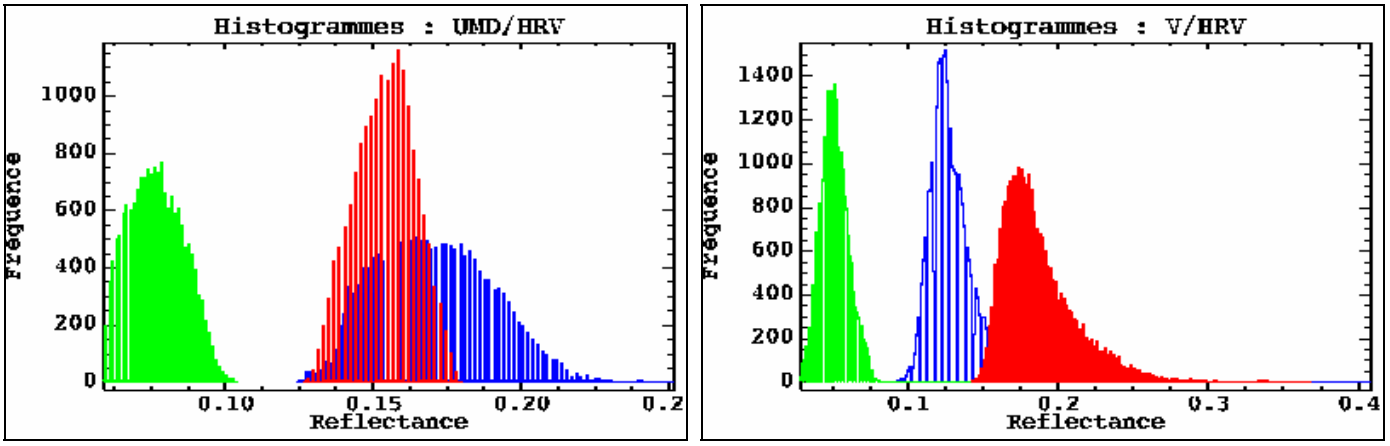
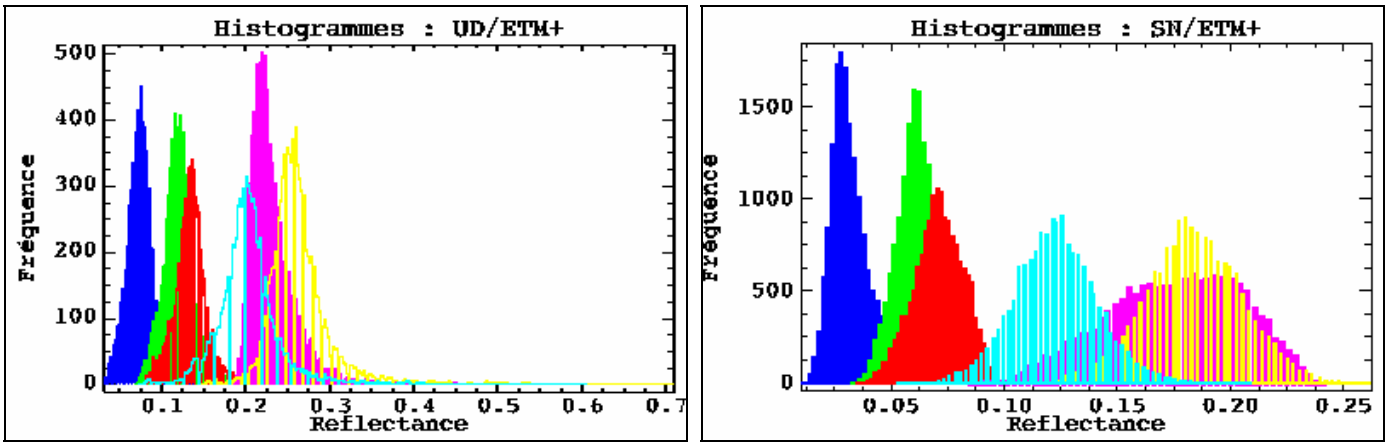


Figure 14 : Validation de l'hypothèse de la normalité de la distribution des classes dans le cas de l'image HRV : a) Histogramme de la classe UD à partir de la bande XS1 ; b) Histogramme de la classe SN à partir de la bande XS1 ; c) Histogramme de la classe UMD à partir de la bande XS1 ; d) Histogramme de la classe V à partir de la bande XS1. *Validation of the hypothesis of a normal class distribution in the case of the HRV image : a) Histogram of the UD class from the XS1 channel ; b) Histogram of the SN class from the XS1 channel ; c) Histogram of the UMD class from the XS1 channel ; d) Histogram of the V class from the XS1 channel.*

a) b)



c) d)

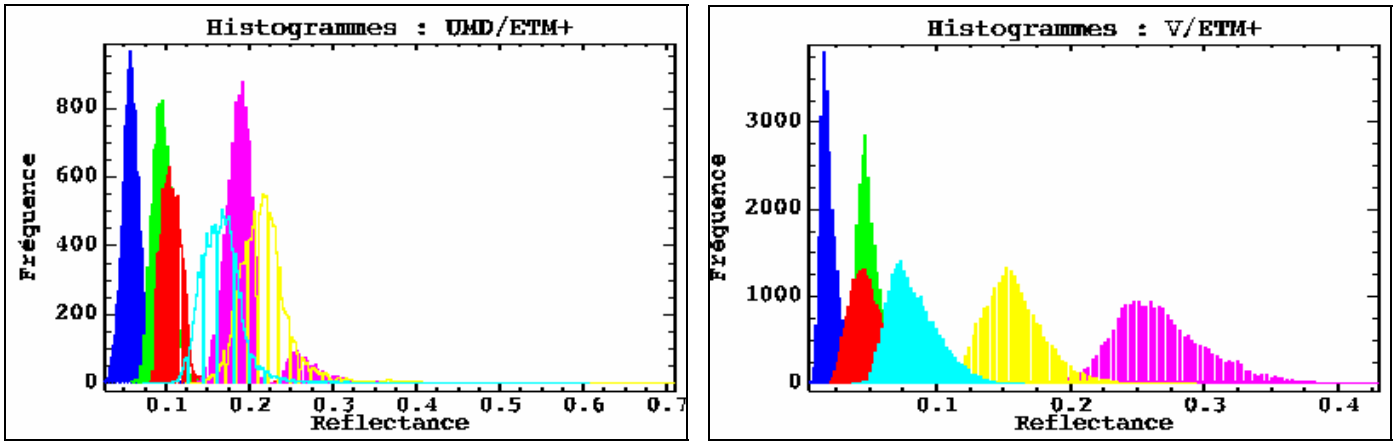


Figure 15 : Validation de l'hypothèse de la normalité de la distribution des classes dans le cas de l'image ETM+ : a) Histogramme de la classe UD à partir de la bande TM1 ; b) Histogramme de la classe SN à partir de la bande TM1 ; c) Histogramme de la classe UMD à partir de la bande TM1 ; d) Histogramme de la classe V à partir de la bande TM1. *Validation of the hypothesis of a normal class distribution in the case of the ETM+ image : a) Histogram of the UD class from the TM1 channel ; b) Histogram of the SN class from the TM1 channel ; c) Histogram of the UMD class from the TM1 channel ; d) Histogram of the V class from the TM1 channel.*

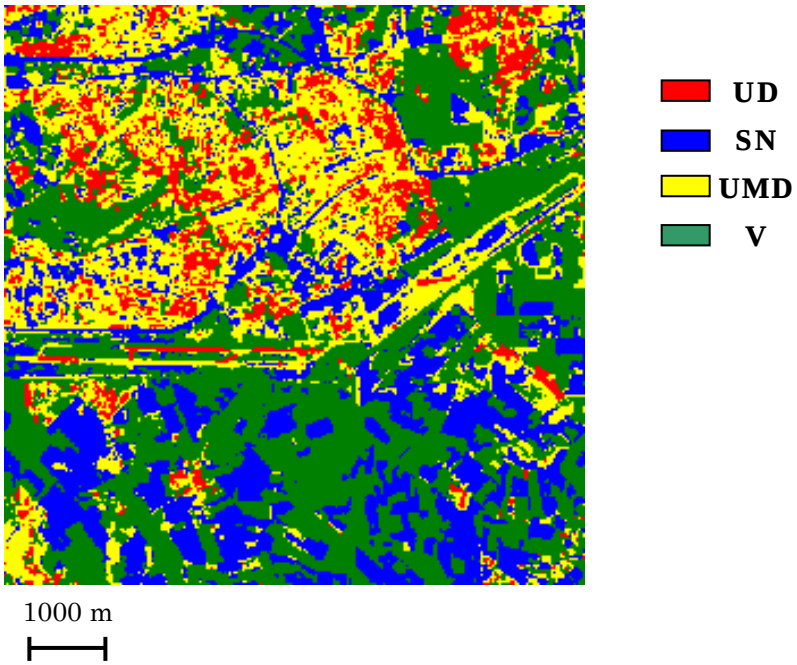


Figure 16 : Résultat de la classification bayésienne de l'image HRV (1997). *Bayesian classification result for the HRV (1997) image.*

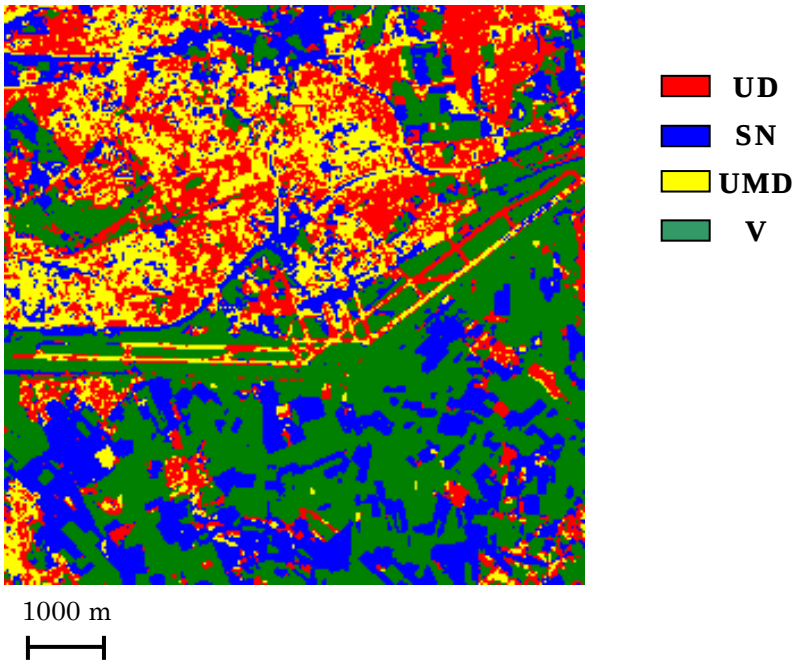


Figure 17 : Résultat de la classification bayésienne de l'image ETM+ (2001). *Bayesian classification result for the ETM+ (2001) image.*

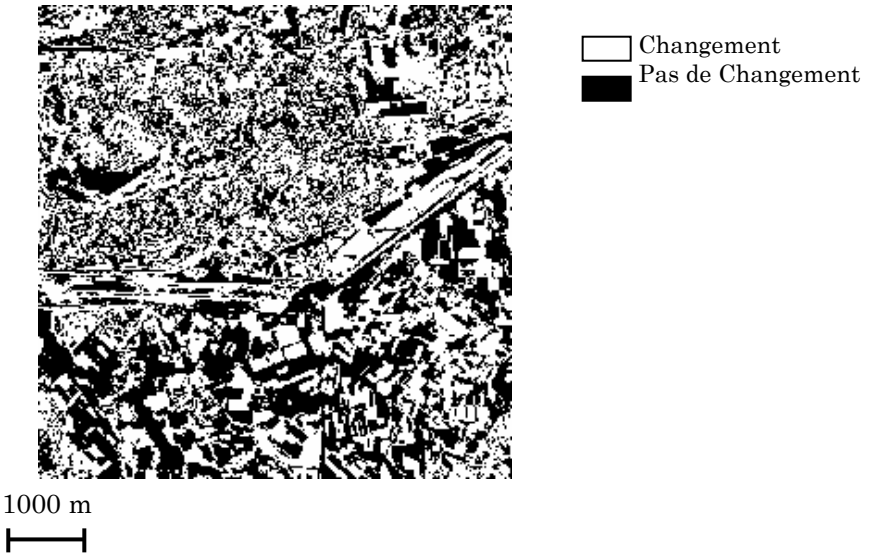


Figure 18 : Carte des changements bayésienne binaire. *Binary Bayesian change map.*

Une carte de changements plus explicite que la carte binaire et contenant l'ensemble des informations fournies par la matrice de confusion peut également être générée (figure 19). Sur cette carte, sont représentées les zones stables n'ayant subi aucun changement et les zones instables ayant subi un changement en précisant l'ancienne classe (en 1997) et la nouvelle classe de changement (en 2001). Par exemple, le taux de stabilité de la classe UD en 1997 et 2001 est de 57,4 % $((3570/6223)*100)$ soit un taux d'occupation total de 5,5 % $((3570/65535)*100)$, par contre le taux de changement de la même classe est de 42,6 % $(((424+1915+314)/6223)*100=100-57,4)$, soit un taux d'occupation total de 4,1 % $(((424+1915+314)/65535)*100)$. Le changement de la classe UD vers les autres classes s'est produit avec des taux différents ; 6,8 % $((424/6223)*100)$ vers la classe SN soit un taux d'occupation de 0,7 % $((424/65535)*100)$, 30,8 % $((1915/6223)*100)$ vers la classe UMD soit un taux d'occupation de 2,9 % $((1915/65535)*100)$, et 5,0 % $((314/6223)*100)$ vers la classe V soit un taux d'occupation de 0,5 % $((314/65535)*100)$. La même analyse peut être effectuée pour les autres classes.

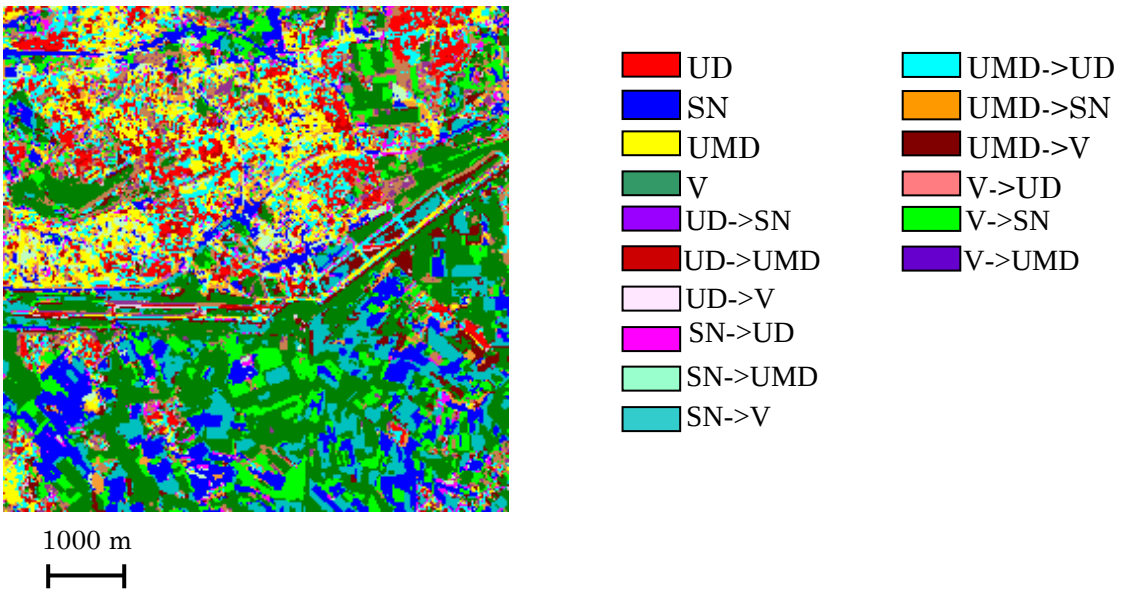


Figure 19 : Carte des changements bayésienne. *Bayesian change map.*

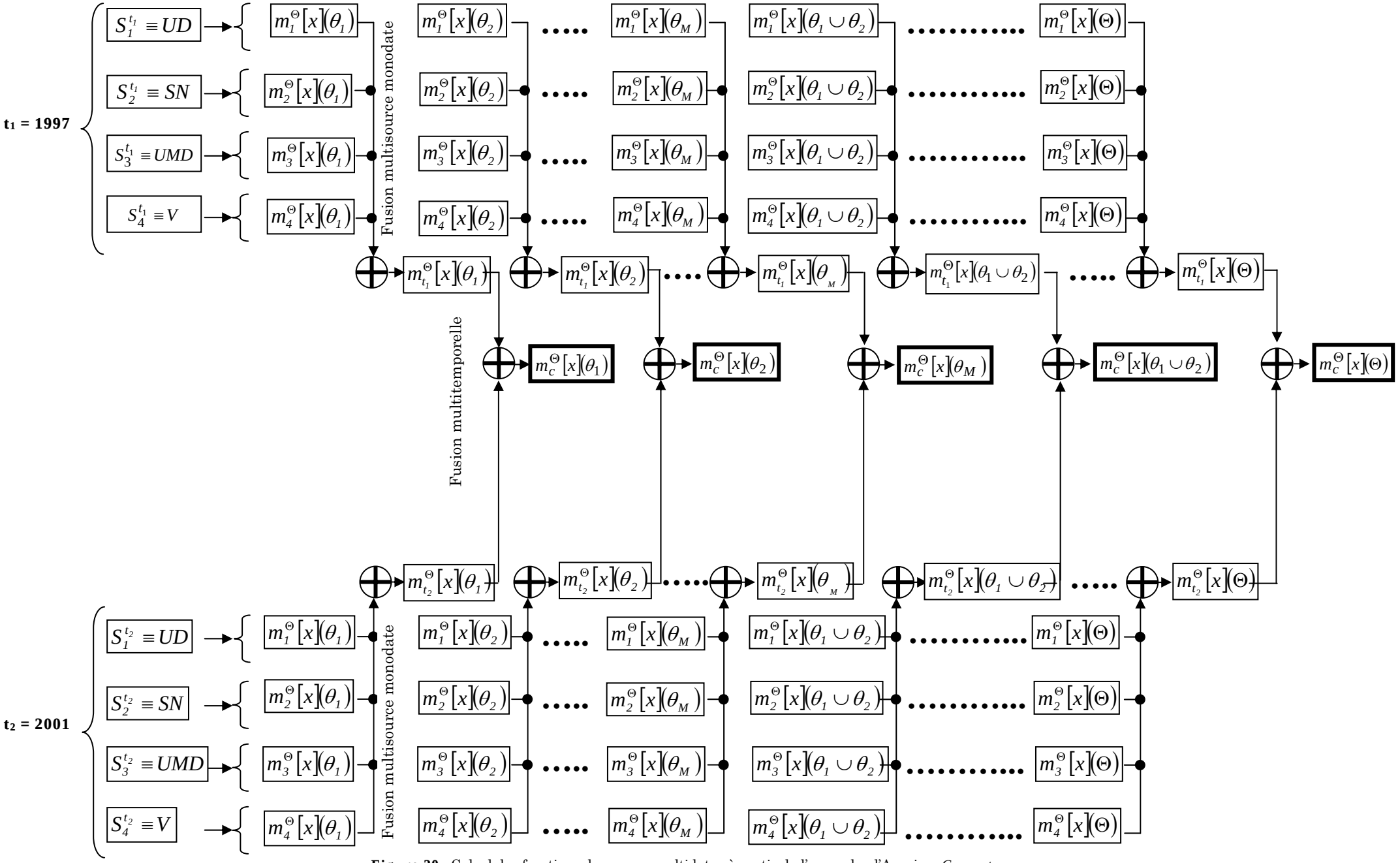


Figure 20 : Calcul des fonctions de masses multidates à partir de l'approche d'Appriou. *Computation of the multitemporal mass functions using the Appriou approach.*

Or, comme nous l'avons précisé, la modélisation probabiliste ne permet pas de considérer l'imprécision et l'incertitude liées aux données. Par conséquent, les classifications bayésiennes des images de 1997 et de 2001, ainsi que les cartes de changements d'occupation des terres qui en découlent ne sont pas totalement fiables. Pour améliorer les résultats de la classification bayésienne, nous proposons d'introduire la théorie de l'évidence de Dempster-Shafer, qui considère l'incertitude et l'imprécision liées aux données dans le contexte de la classification et de la fusion, pour produire une carte de changements plus précise et plus fiable. Une évaluation de la précision de la carte de changements bayésienne et de la carte de changements évidentielle ainsi qu'une comparaison entre les deux cartes, sont envisagées à la fin de ce document.

3.3. Fusion multidate à l'aide de la théorie de Dempster-Shafer

La théorie de Dempster-Shafer est considérée comme une théorie plus générale que la théorie des probabilités. Elle est fondée sur un ensemble (ou cadre) de discernement spécifique et différent de celui du cadre probabiliste. Dans le modèle de fusion que nous proposons, le calcul des fonctions de masse des éléments focaux de l'ensemble de discernement est le premier problème qu'il faut résoudre. Nous proposons de le faire en utilisant l'approche d'Appriou (1999), à travers laquelle les probabilités bayésiennes seront distribuées sur l'ensemble des éléments focaux de chaque image. Ensuite, les masses multidates seront calculées grâce à la règle de fusion de Dempster et, en appliquant un critère de décision adéquat, on aboutit à une carte de fusion à partir de laquelle sera générée la carte de changements d'occupation des terres durant l'intervalle de temps considéré.

4. THÉORIE DE L'ÉVIDENCE DE DEMPSTER-SHAFER

Après une introduction, les principes de la théorie de l'évidence de Dempster-Shafer sont brièvement rappelés en mettant l'accent sur la règle de fusion de Dempster, la notion de conflit, ainsi que les différentes règles de décision utilisées dans le cadre de cette théorie. Aussi, le problème de l'estimation de la fonction de masse est abordé en proposant de le résoudre par le recours au modèle de transfert d'Appriou (1999).

4.1. Introduction

La théorie de l'évidence de Dempster-Shafer, appelée également théorie du raisonnement plausible ou encore théorie des croyances, est souvent considérée comme une généralisation de la théorie des probabilités subjectives (Shafer, 1990). Développée pour la première fois par Dempster (1968) et améliorée par Shafer (1976), elle est basée sur un fondement mathématique robuste qui permet de représenter l'incertitude que l'on peut avoir sur une information ou sur un phénomène à traiter. La théorie de Dempster-Shafer (TDS), permet de manipuler des informations entachées d'incertitude et d'imprécision, et de combiner, à travers la règle de fusion de Dempster, différentes sources d'information en vue d'une meilleure prise de décision.

4.2. Principes de la TDS

La TDS exige la définition d'un cadre de discernement Θ, constitué des hypothèses θ_i nécessaires à la description complète d'une situation présente. Dans notre travail, les hypothèses θ_i ($1 \leq i \leq M$) représentent les M classes d'occupation des terres considérées.

Dans la TDS, le raisonnement porte sur l'ensemble des sous-ensembles du cadre de discernement symbolisé 2^Θ, constitué de l'ensemble vide ϕ, des hypothèses simples θ_i, qui représentent les classes individuelles (les singletons), et les hypothèses composées $\{\theta_1 \cup \theta_2, ..., \theta_1 \cup \theta_2 \cup ... \cup \theta_M\}$, qui représentent des classes d'union intégrant l'incapacité à différencier les différentes classes simples. Pour exprimer un degré de confiance pour chaque élément A_i de 2^Θ, il est possible d'y associer une valeur donnée par une fonction de masse élémentaire définie de 2^Θ sur $[0,1]$ tel que :

$$m(\phi) = 0 \text{ et } \sum_{A_i \in 2^\Theta} m(A_i) = 1 \qquad (5)$$

Les éléments A_i, appartenant à l'ensemble 2^Θ et possédant des masses non nulles, sont appelés éléments focaux de Θ. À partir de la fonction de masse, sont dérivées les fonctions de crédibilité et de plausibilité, qui modélisent l'imprécision et l'incertitude en fonction des hypothèses considérées par une source d'information. Les fonctions de crédibilité et de plausibilité sont définies de 2^Θ dans $[0,1]$ et sont données respectivement par :

$$Bel(A_i) = \sum_{A_j \subseteq A_i} m(A_j) \quad \forall A_i \in 2^\Theta \text{ et } A_i \neq \phi \qquad (6)$$

$$Pl(A_i) = \sum_{A_j \cap A_i \neq \phi} m(A_j) \quad \forall A_i \in 2^\Theta \text{ et } A_i \neq \phi \cdots . \qquad (7)$$

La crédibilité mesure à quel point les informations données par une source soutiennent l'hypothèse A_i. Elle peut s'interpréter comme étant la borne inférieure d'une mesure de vraisemblance. La plausibilité mesure à quel point les informations d'une source ne contrarient pas l'hypothèse A_i. Elle peut être considérée comme étant la borne

supérieure de vraisemblance. La longueur de l'intervalle $[Bel(A_i), Pl(A_i)]$, appelé intervalle de croyance, quantifie l'ignorance de la source en fonction de l'hypothèse A_i. Cet intervalle est donc réduit à 0 pour une ignorance nulle (cas probabiliste) et à 1 pour une ignorance totale (la source n'apporte aucune information).

4.2.1. Règle de fusion de Dempster

Pour une prise de décision qui tient compte de la totalité des informations provenant de sources distinctes, il est nécessaire de les combiner, en tenant compte du degré de confiance de chaque source. La règle de combinaison de Dempster, symbolisée par $\oplus$, permet de combiner ou de fusionner n sources d'informations distinctes. Ces dernières, couramment appelées sources d'évidence S_j $(1 < j < n)$, expriment des degrés de confiance différents sur les hypothèses d'un cadre de discernement. À chaque source S_j est associée une fonction de masse $m_j(.)$. La fonction de masse totale pour un élément focal A_i est obtenue grâce à la règle de fusion de Dempster, qui combine les masses de A_i données par toutes les sources S_j. Elle s'exprime de la façon suivante :

$$m_{\oplus}(A_i) = \bigoplus_{i=1}^{n} m_i(A_i) = \frac{\sum_{A_1 \cap \ldots \cap A_n = A_i,\ A_j \in 2^{\Theta}} \prod_{j=1}^{n} m_j(A_j)}{1 - K} \quad \forall A_i \neq \phi \quad et \quad A_i \subseteq 2^{\Theta} \tag{8}$$

Où

$$K = \sum_{A_1 \cap \ldots \cap A_n = \phi} \prod_{j=1}^{n} m_j(A_j) \tag{9}$$

Le dénominateur $1 - K$ correspond à une constante de normalisation et doit être non nul. Le facteur K est appelé le degré de conflit entre les sources d'évidence et doit être inférieur à 1. Rappelons que la règle de Dempster présente des propriétés intéressantes, telles que la commutativité et l'associativité, ce qui permet de combiner plusieurs sources de données avec facilité et dans n'importe quel ordre.

4.2.2. Notion de conflit dans la TDS

La mesure de conflit calculée par l'équation (9) n'est pas une mesure absolue, mais dépend de la modélisation effectuée, en particulier de la répartition des masses sur les différents éléments focaux du cadre de discernement. Le conflit entre les sources peut avoir deux origines : soit que les sources ne sont pas fiables, c'est-à-dire qu'elles donnent des informations différentes (redondantes, complémentaires ou contradictoires) sur le même phénomène, soit que les sources acquièrent des informations sur des phénomènes différents. Dans le premier cas, il est intéressant de combiner les sources pour réduire l'incertitude et l'imprécision liées aux données provenant de chaque source. Par contre, dans le deuxième cas la combinaison n'a pas de sens (Bloch, 2003).

Cependant, lorsque les sources d'évidence à combiner sont très conflictuelles, ce qui signifie que le facteur K est très proche de 1, la combinaison entre ces sources d'information est impossible, d'où le recours à plusieurs solutions pour la gestion du conflit, parmi celles-ci, citons : 1) le modèle transférable des croyances (Smets, 1990) qui, avec une hypothèse du monde ouvert, affecte une masse non nulle à l'ensemble vide, ce qui peut représenter une solution dans Θ ; 2) la théorie du raisonnement plausible et paradoxal de Dezert-Smarandache (Dezert, 2003 ; Smarandache and Dezert, 2004) qui permet l'intégration, dans l'ensemble de discernement, le paradoxe qui existe entre les sources indépendamment du conflit.

4.2.3. Prise de décision dans la TDS

Contrairement à la théorie des probabilités, où le maximum *a posteriori* (MAP) est le critère le plus souvent retenu, la TDS utilise plusieurs règles de décision : le maximum de crédibilité, le maximum de plausibilité, les règles basées sur l'intervalle de confiance (Guan and Bell, 1991 ; Shafer, 1976) et la probabilité pignistique (Smets, 1989 ; Xu and Smets, 1996).

La première, le maximum de crédibilité, peut être considérée comme totalement non risquée, dans la mesure où elle ne retient que les cas pour lesquels il n'y a pas d'incertitude et qui sont contenus dans la limite inférieure de l'intervalle de confiance. À l'inverse, la seconde, le maximum de plausibilité, peut être considérée comme trop risquée, puisqu'elle retient la limite supérieure de l'intervalle de vraisemblance, incluant tous les cas incertains. Lorsque la réalité se situe quelque part dans l'intervalle de confiance, il est préférable d'exclure ces deux règles. Dès lors, la question de la détermination d'un seuil sur cet intervalle se pose avec acuité. Finalement la probabilité pignistique, qui est une mesure subjective située entre la crédibilité et la plausibilité, mais qui est calculée uniquement sur les singletons du cadre de discernement (Bloch, 2003), offre un compromis intéressant par rapport aux autres règles de décision.

Dans cette étude, nous avons exclu l'utilisation de la règle de décision basée sur la probabilité pignistique, car elle ne peut pas être appliquée sur les éléments composés du cadre de discernement. De ce fait, nous avons opté pour la règle du maximum de crédibilité, qui est la plus prudente et la plus recommandée dans le domaine du trai-

tement d'images satellitaires (Le Hégarat-Mascle *et al.*, 1997).

4.3. Estimation des fonctions de masse dans la TDS

L'estimation de la fonction de masse est un problème qui n'a pas de solution universelle. La difficulté augmente si l'on veut affecter des masses aux hypothèses composées. Généralement, on fait appel à des modèles qui estiment les fonctions de masse sur les singletons à partir des densités de probabilités bayésiennes. Puis, ces modèles transfèrent les masses initiales sur l'ensemble des hypothèses composées ou n'utilisent que certaines hypothèses composées, dans une démarche simplificatrice et souvent guidée par des connaissances *a priori*. Ce transfert est effectué en introduisant des coefficients de conditionnement ou d'affaiblissement sur les fonctions de masse initiales. Dans la littérature, on retrouve plusieurs modèles de transfert (Dempster, 1967 ; Dubois and Prade, 1986 ; Smets, 1990 ; Denoeux, 1997 ; Appriou, 1999). À cause des propriétés provenant des jeux de masse, l'approche d'Appriou est la plus appropriée à notre problème de classification multidate d'images satellitaires.

4.3.1. Modèle de transfert d'Appriou

Dans son modèle, Appriou (1999) suppose connue la densité de probabilité $P\left(x^j/\theta_i\right)$, estimée à partir des données x provenant de la source S_j, pour chacune des classes de singletons θ_i constituant le cadre de discernement Θ. Au départ, la masse entière est associée aux hypothèses disjointes θ_i. Un ensemble d'axiomes est alors posé tant pour transférer les mesures probabilistes en fonctions de masse pour les éléments focaux de l'ensemble puissant 2^Θ que pour conserver la cohérence avec l'approche probabiliste dans le cas d'informations parfaitement connues. Ces axiomes sont :

- cohérence avec le théorème de Bayes ;
- cohérence avec l'association probabiliste des sources S_j ;
- séparabilité de l'évaluation des hypothèses simples θ_i.

En respectant ces trois axiomes, Appriou (1999) a développé un modèle qui ne considère que deux classes seulement, une classe d'intérêt et une classe complémentaire, d'où le cadre de discernement suivant : $\Theta = \{\theta_1, \theta_2\}$ tel que $\theta_2 = \overline{\theta_1}$.

Grâce à la TDS, l'ensemble puissant 2^Θ est généré comme suit : $2^\Theta = \{\phi, \theta_1, \theta_2, \theta_1 \cup \theta_2\}$ et, par conséquent, on obtient les éléments focaux suivants :

$\theta_i = \theta_1$, $\overline{\theta_i} = \theta_2 = \overline{\theta_1}$, et $\Theta = \theta_1 \cup \theta_2$.

Dans ce modèle initial, $i = 1$ et les masses affectées aux trois éléments focaux sont données par Appriou comme suit :

$$m_j^{\Theta}[x](\theta_i) = \frac{\alpha_i^j . R_j . P(x^j / \theta_i)}{1 + R_j . P(x^j / \theta_i)} \quad (10)$$

$$m_j^{\Theta}[x](\overline{\theta_i}) = \frac{\alpha_i^j}{1 + R_j . P(x^j / \theta_i)} \quad (11)$$

$$m_j^{\Theta}[x](\Theta) = 1 - \alpha_i^j \quad (12)$$

où α_i^j est le degré de confiance pour la concordance de la densité estimée, à partir des échantillons d'apprentissage, avec la vraie densité, par rapport aux échantillons de contrôle. Ce degré de confiance varie entre 0 et 1 et, dans notre étude, il peut être déterminé à partir de la matrice de confusion. R_j est un facteur de normalisation introduit dans une approche axiomatique, afin de respecter les définitions de masse et de plausibilité. R_j est calculé comme suit :

$$R_j \in \left[0, \left\{\max_{i \in [1, M]} \left[P(x^j / \theta_i)\right]^{-1}\right\}\right] \quad (13)$$

où M est le nombre de classes simples considérées. En supposant que toutes les sources S_j sont fiables, R_j est choisi égal à la borne supérieure la plus plausible, c'est-à-dire :

$$R_j = \left\{\max_{i \in [1, M]} \left[P(x^j / \theta_i)\right]^{-1}\right\} \quad (14)$$

Nous verrons plus loin que, pour appliquer l'approche d'Appriou à notre problème de fusion multiclasse, il est nécessaire de généraliser ce modèle pour le cas de plus de deux classes.

5. MISE EN ŒUVRE DU PROCESSUS DE FUSION

La mise en œuvre du processus de fusion proposé requiert tout d'abord la définition d'un cadre de discernement représentant, dans notre étude, un ensemble de classes thématiques distinctes et ensuite l'estimation de la fonction de masse de chaque élément focal, d'où la nécessité de généraliser le modèle de transfert d'Appriou à un cas mulitclasse. Le processus de fusion aboutit à une carte de fusion à partir de laquelle la carte des changements est finalement générée.

5.1. Cadre de discernement

Pour respecter l'exhaustivité de l'ensemble de discernement dans le formalisme de la TDS, le nombre de classes dans les images multidates doit être identique. Dans notre étude, le cadre de discernement Θ est constitué des quatre classes définies durant la phase d'apprentissage et qui sont : l'urbain dense (UD), le sol nu (SN), l'urbain moins dense (UMD) et la végétation (V). Ce cadre est exprimé comme suit :

$$\Theta = \{UD,\ SN, UMD, V\}$$

Au cadre de discernement Θ est associé un ensemble de sous-ensembles 2^{Θ} défini comme suit :

$$2^{\Theta} = \{\phi, UD, SN, UMD, V, UD \cup UMD, UD \cup V, UD \cup SN, UMD \cup V, UMD \cup SN, V \cup SN, UD \cup UMD \cup V, UD \cup UMD \cup SN, UD \cup V \cup SN, UMD \cup V \cup SN, UD \cup UMD \cup V \cup SN\}$$

À chaque élément focal de l'ensemble 2^{Θ} est associée une fonction de masse que nous proposons d'estimer à travers le modèle de transfert d'Appriou.

5.2. Généralisation du modèle d'Appriou à un cas multiclasse

Pour notre application, et dans une démarche originale, nous avons pensé extrapoler le modèle d'Appriou, présenté dans la section 4.3.1, à un nombre de classes supérieur à 2 et cela en considérant chaque classe θ_i du cadre de discernement comme étant une source d'information qu'il ne faut pas confondre avec celle du capteur satellitaire qui acquiert l'image multibande. En effet, nous avons assimilé chaque hypothèse θ_i du cadre de discernement à une source d'information S_j, permettant une allocation de masse (un degré de confiance) à tous les éléments focaux. Par conséquent, pour avoir la masse entière allouée à un élément focal de l'ensemble 2^{Θ} par toutes les sources (toutes les classes), il faut alors procéder à une combinaison orthogonale à l'aide de la règle de Dempster de toutes les masses allouées par chaque source θ_i à cet élément ; et cela peut être vu comme une fusion multisource.

Le modèle multiclasse d'Appriou que nous proposons s'établit comme suit :

1) la masse de l'élément d'intérêt θ_i de l'ensemble 2^{Θ} est conservée ; elle est donnée par l'équation (10) ;

2) la masse de l'élément complémentaire $\overline{\theta_i}$ est transférée à tous les éléments simples θ_r de l'ensemble 2^{Θ}, tel que $r \neq i$ et $r = 1,...M$ où M est le nombre de classes simples considérées ; ce transfert est effectué d'une manière équitable, car nous n'avons pas de connaissances sur l'influence de chaque classe par rapport à une autre classe ; nous avons donc, la masse distribuée suivante :

$$m_j^{\Theta}[x](\theta_r) = \frac{\alpha_i^j/(M-1)}{1 + R_j.P(x^j/\theta_i)} \quad \forall r \neq i,\ r = 1,...,M \text{ et } M \neq 1 \tag{15}$$

où M ne peut être égal à 1 que si une seule classe d'intérêt est considérée et, dans ce cas, le problème de la classification ne se pose pas ;

3) la masse de l'élément global Θ $(UD \cup UMD \cup V \cup SN)$ de l'ensemble 2^{Θ} est conservée ; elle est donnée par l'équation (12) ;

4) à l'exception de l'élément global Θ $(UD \cup UMD \cup V \cup SN)$, il reste dans l'ensemble 2^{Θ} les éléments focaux, composés d'union de classes simples et dont nous devons estimer les masses ; nous proposons alors de caractériser l'ignorance partielle (union de classes simples) en affectant un facteur de sensibilité très faible ε aux masses de ces éléments (Chatalic, 1986) ; pour notre application, nous avons choisi $\varepsilon = 0{,}001$; donc, on aura :

$$m_j^{\Theta}[x](\theta_1 \cup \theta_2) = m_j^{\Theta}[x](\theta_1 \cup \theta_3) = ... = m_j^{\Theta}[x](\theta_1 \cup \theta_2 \cup .... \cup \theta_{M-1}) = \varepsilon \tag{16}$$

Pour que la condition $\sum m(.) = 1$ soit vérifiée, on doit pondérer toutes les masses données par les équations (10), (15), (12) et (16). Ainsi, on obtient le nouveau jeu de masses suivant :

$$\begin{cases} m_j^{\Theta}[x](\theta_i) = \dfrac{\alpha_i^j . R_j . P(x^j / \theta_i)}{1 + R_j . P(x^j / \theta_i)} - \dfrac{\left(card\left(2^{\Theta}\right) - M - 2\right)\varepsilon}{M} & \forall\, i = 1,..., M \\ m_j^{\Theta}[x](\theta_r) = \dfrac{\alpha_i^j /(M-1)}{1 + R_j . P(x^j / \theta_i)} - \dfrac{\left(card\left(2^{\Theta}\right) - M - 2\right)\varepsilon}{M} & \forall\, r \neq i,\ r = 1,..., M \text{ et } M \neq 1 \\ m_j^{\Theta}[x](\theta_1 \cup \theta_2) = m_j^{\Theta}[x](\theta_1 \cup \theta_3) = ... = m_j^{\Theta}[x](\theta_1 \cup \theta_2 \cup .... \cup \theta_{M-1}) = \varepsilon & \\ m_j^{\Theta}[x](\Theta) = 1 - \alpha_i^j & \end{cases} \quad (17)$$

Donc, pour chaque pixel *x* à classifier dans les deux images multidates, on procède au calcul des jeux de masses présentés par le synoptique sur la figure 20 et qui se résume en deux points.

D'abord, à la date t_1 (respectivement la date t_2), à l'aide de la règle de Dempster, on combine les masses estimées par chaque source pour chaque élément focal A_i généré dans le cadre de la TDS ; c'est la fusion multisource monodate en considérant chaque classe comme étant une source d'information :

$$\forall A_i \in 2^{\Theta},\ m_{t_1(t_2)}^{\Theta}[x](A_i) = \bigoplus_{j=1}^{4} m_j^{\Theta}[x](A_i) \quad (18)$$

Ensuite, une fois que les masses combinées sont estimées pour chacune des dates, la règle de Dempster est encore appliquée pour estimer la masse multidate de chaque élément focal A_i ; c'est la fusion multidate :

$$\forall A_i \in 2^{\Theta},\ m_c^{\Theta}[x](A_i) = m_{t_1}^{\Theta}[x](A_i) \oplus m_{t_2}^{\Theta}[x](A_i) \quad (19)$$

Dans notre étude, le degré de confiance α_i^j attribué par la source S_j à la classe d'intérêt θ_i est déterminé à partir des matrices de confusion présentées sur les tableaux 6 et 7. Les valeurs de α_i^j sont exprimées pour les sources (les classes) des deux images sur le tableau 9.

Tableau 9 : Valeurs du degré de confiance α_i^j pour les images HRV et ETM+. *Values of the degree of confidence* α_i^j *for the HRV and ETM+ images.*

Source (S_j)	α_i^j pour l'image HRV	α_i^j pour l'image ETM+
UD	0,79	1,00
SN	1,00	1,00
UMD	1,00	0,96
V	1,00	1,00

UD = urbain dense ; SN = sol nu ; UMD = urbain moins dense ; V = végétation

5.3. Fusion multidate par la TDS

À partir de la masse multidate de chaque pixel *x*, on calcule la fonction de crédibilité multidate de ce pixel par rapport à chaque élément focal A_i généré dans le cadre de TDS, en fonction de l'équation suivante :

$$Bel_c^{\Theta}[x](A_i) = \sum_{A_j \subseteq A_i} m_c^{\Theta}[x](A_j) \quad \forall A_i \in 2^{\Theta} \quad (20)$$

Pour la prise de décision sur l'appartenance du pixel *x* à une classe donnée, on applique la règle du maximum de crédibilité sur les classes simples et les classes composées. Le conflit engendré par les deux sources multidates sur le pixel *x* est comparé par rapport à un seuil qu'on choisit d'une manière

expérimentale. Si le conflit est inférieur à ce seuil, le pixel *x* est attribué à la classe simple, qui maximise la crédibilité des classes simples, sinon il est attribué à la classe composée, qui maximise la crédibilité des classes composées. Lors du processus de fusion, nous avons constaté que, pour les deux images que nous avons considérées, une masse très faible est affectée aux éléments d'union d'ordre supérieur à deux (composés de l'union de plus de deux éléments simples). Pour simplifier le calcul, la prise de décision se fera alors sur l'ensemble des éléments focaux suivant :

$$\{UD, SN, UMD, V, UD \cup UMD, UD \cup V, UD \cup SN, UMD \cup V, UMD \cup SN, V \cup SN\}$$

Le résultat de la fusion multidate par la TDS est une carte qui ne peut pas être exploitable directement, car elle ne nous renseigne pas sur la nature du changement survenu, c'est-à-dire la classe d'origine et la classe de destination. On ne peut pas se référer aux classifications de 1997 et de 2001 pour déterminer exactement la classe d'origine et la classe de changement, car la méthode de classification probabiliste ne permet pas de modéliser l'incertitude et l'imprécision qui sont exploitées par la TDS pour modéliser le changement dans les images multidates.

5.4. Génération de la carte des changements

La méthode que nous proposons pour produire la carte de changements, à partir de la carte de fusion, est basée sur l'analyse de la masse de chaque date de chaque classe simple formant la classe composée. En effet, en 1997 et en 2001, seules les classes simples sont considérées. Pour contourner le recours aux classes simples les plus probables, fournies par les classifications bayésiennes de 1997 et de 2001, nous avons pensé à la détermination, pour chaque date, de la classe la plus évidente au sens du maximum de masse (ou maximum de crédibilité). Les étapes de cette méthode sont les suivantes : 1) on compare les masses multisources calculées en 1997 ou en 2001 des deux classes simples formant une classe d'union, 2) la classe simple ayant la masse la plus importante en 1997 sera désormais la classe d'origine et l'autre classe sera la classe de destination, et la classe simple ayant la masse la plus importante en 2001 sera désormais la classe de destination et l'autre classe sera la classe d'origine. Par exemple, dans la carte de fusion, si un pixel *x* est affecté à la classe d'union UD∪V, ce qui signifie que c'est un pixel qui a changé de classe, soit de la classe UD vers la classe V ou de la classe V vers la classe UD. Pour déterminer exactement la classe d'origine et la classe de destination, on considère l'image de 1997 et on procède au test suivant : si $m_{97}^{\Theta}[x](UD) > m_{97}^{\Theta}[x](V)$, alors $Classe_origine(x) = UD$ et $Classe_destination(x) = V$, sinon $Classe_origine(x) = V$ et $Classe_destination(x) = UD$.

Pour vérifier la validité de cette méthode, on considère l'image de 2001 et on procède au test suivant : si $m_{2001}^{\Theta}[x](UD) > m_{2001}^{\Theta}[x](V)$, alors $Classe_destination(x) = UD$ et $Classe_origine(x) = V$, sinon $Classe_destination(x) = V$ et $Classe_origine(x) = UD$.

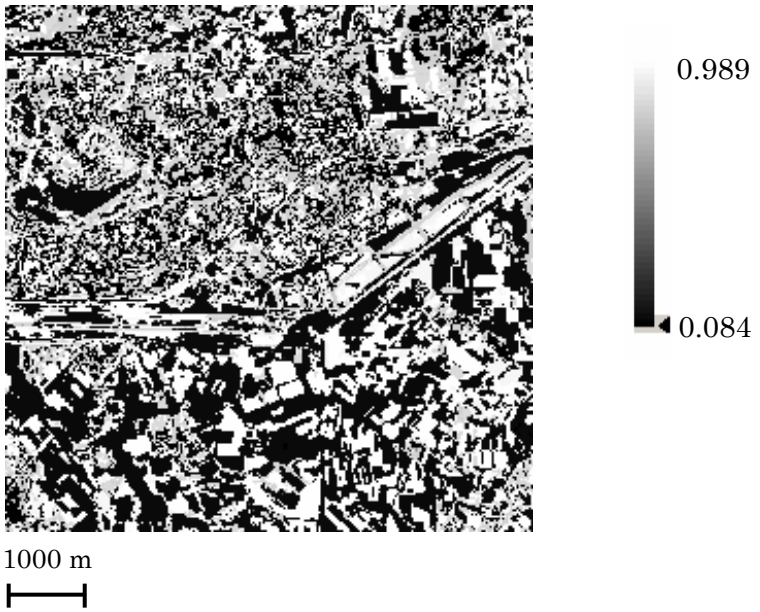


Figure 21 : Image de conflit entre les images de 1997 et de 2001. *Conflict image between 1997 and 2001.*

.

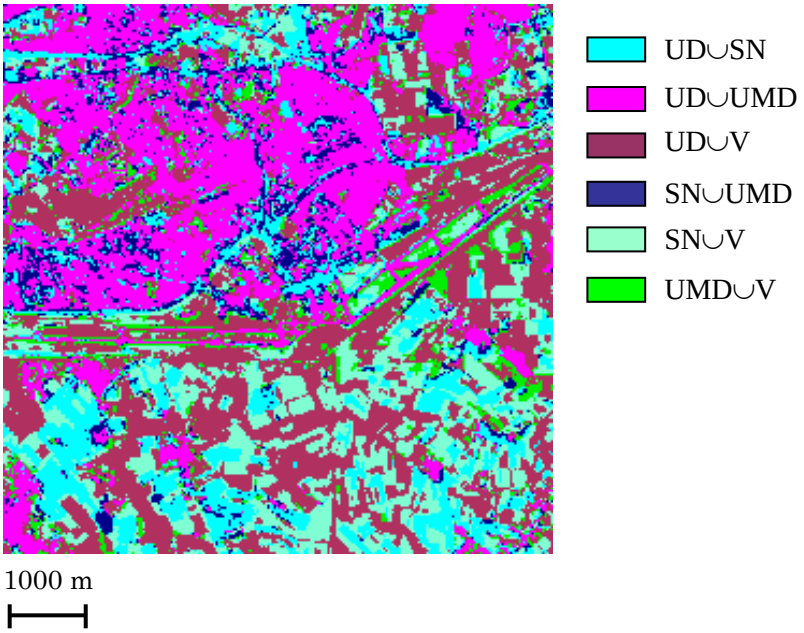


Figure 22 : Carte de fusion entre les images de 1997 et de 2001, pour un seuil de conflit minimal de 0,293. *Fusion map between 1997 and 2001 for a minimum conflict threshold of 0,293.*

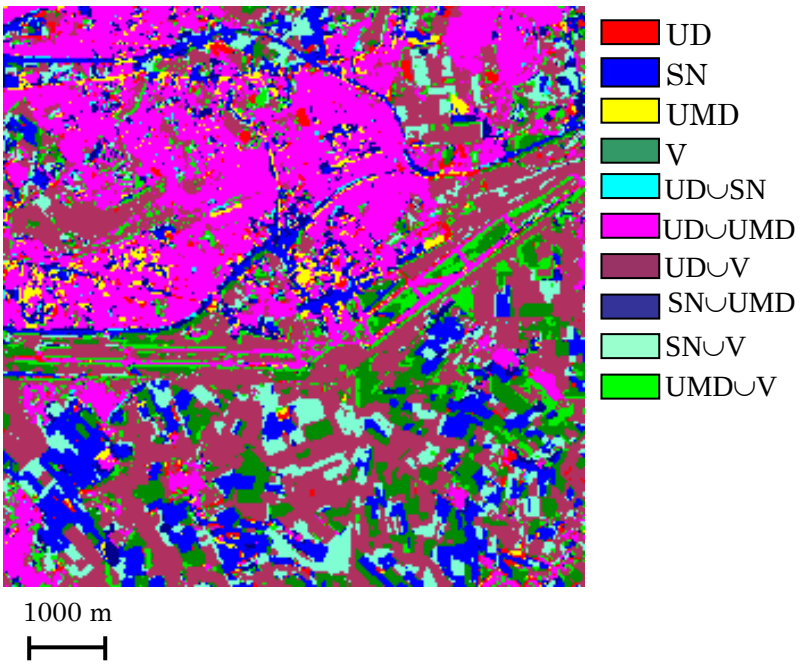


Figure 23 : Carte de fusion entre les images de 1997 et de 2001, pour un seuil de conflit moyen de 0,603. *Fusion map between 1997 and 2001 for an average conflict threshold of 0,603.*

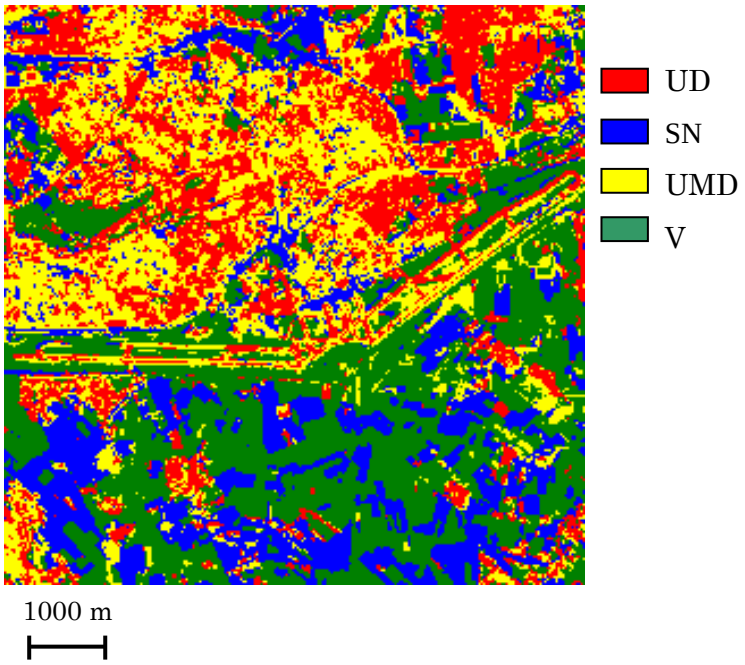


Figure 24 : Carte de fusion entre les images de 1997 et de 2001, pour un seuil de conflit maximal de 0,913. *Fusion map between 1997 and 2001 for a maximum conflict threshold of 0,913.*

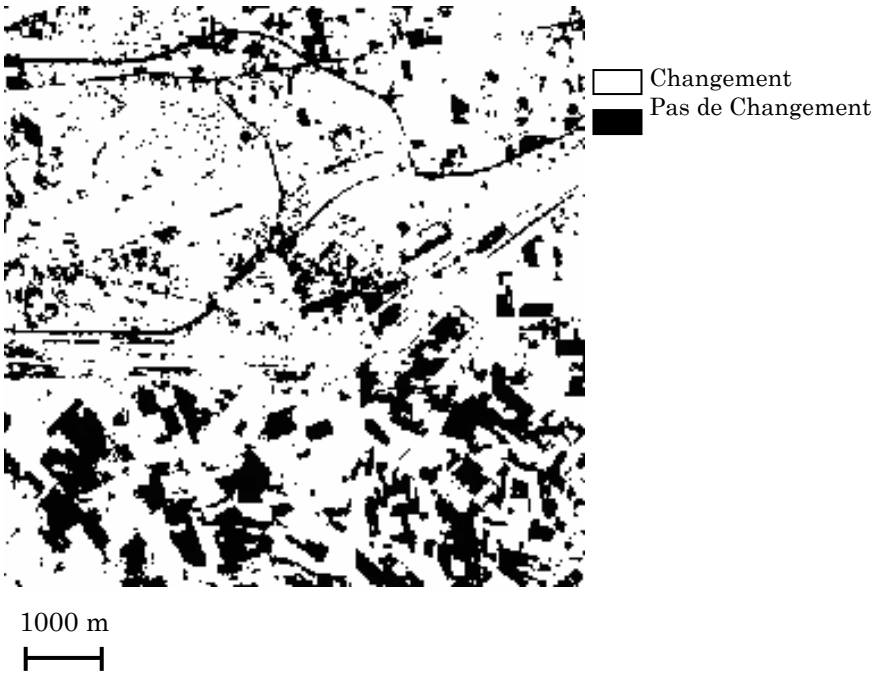


Figure 25 : Carte de fusion évidentielle binaire, obtenue à l'aide de la théorie de Dempster-Shafer. *Binary evidential fusion map.*

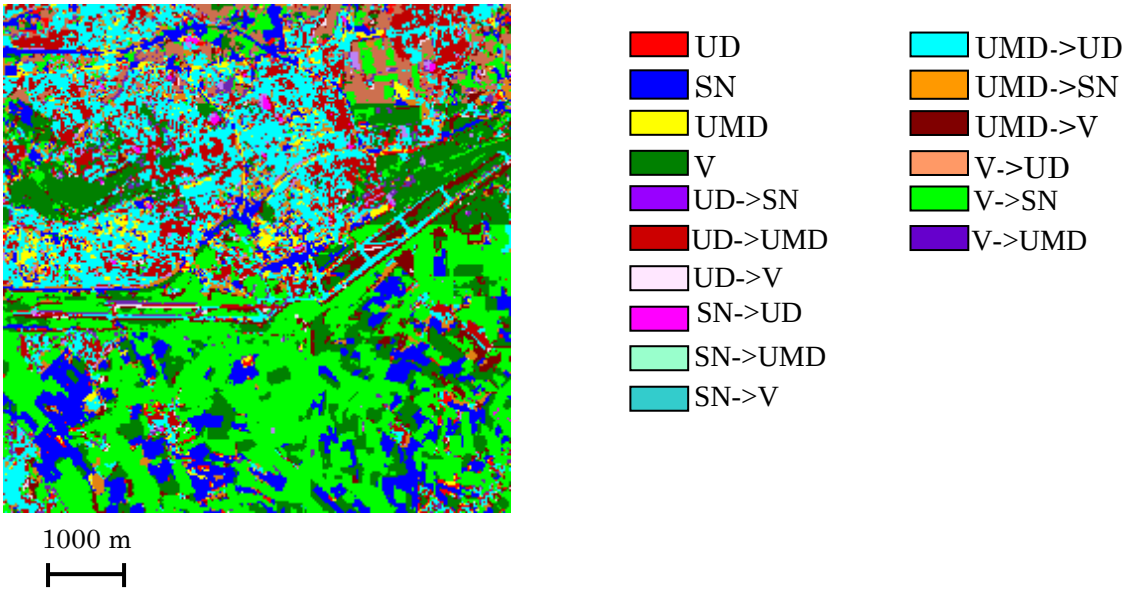


Figure 26 : Carte des changements évidentielle obtenue à l'aide de la théorie de Dempster-Shafer, pour un seuil moyen. *Evidential changes map for an average threshold.*

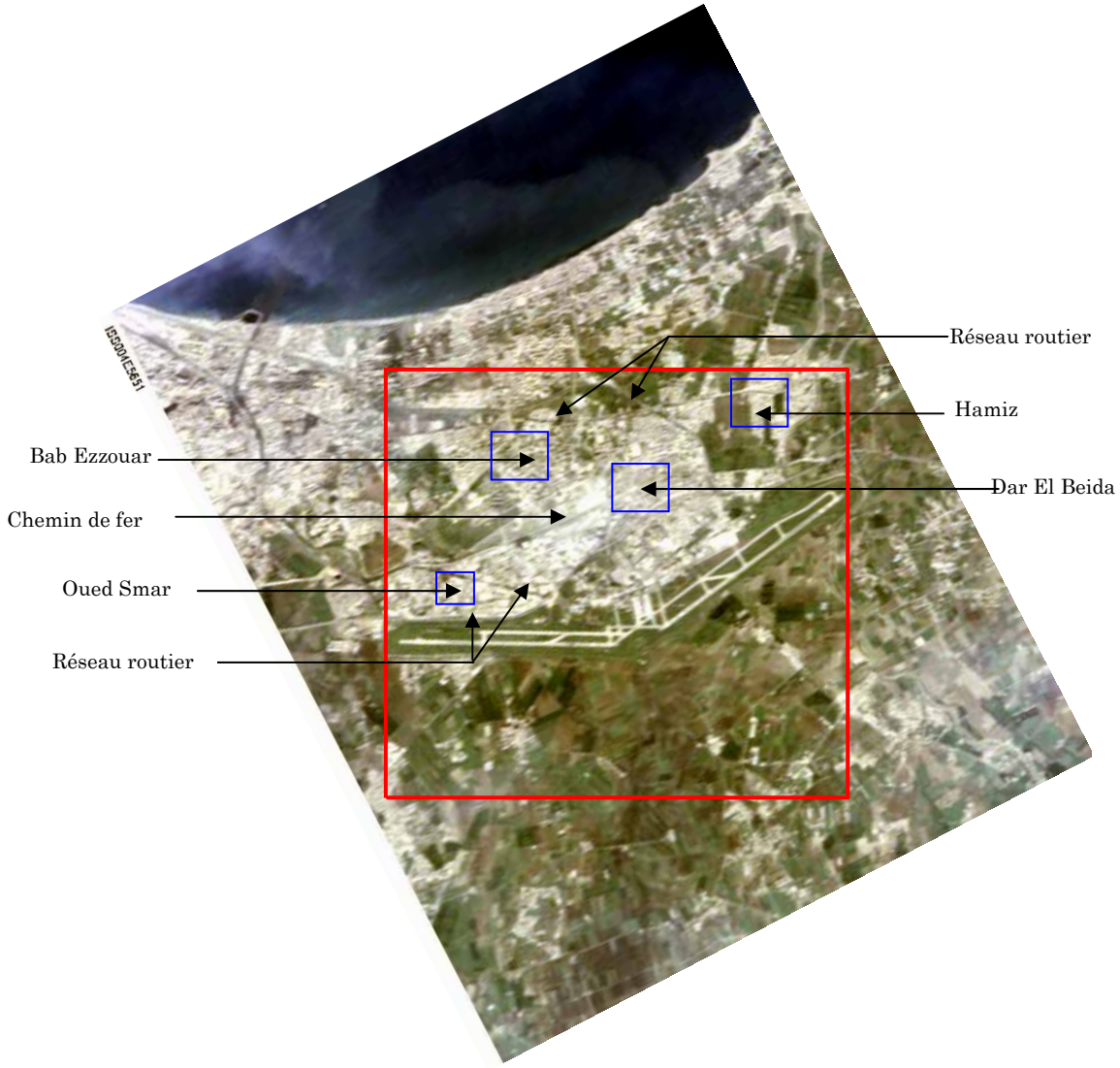


Figure 27 : Photographie aérienne du site d'intérêt pour la validation des cartes de changements. *Air photograph of the study site for validation of the change maps.*

Tableau 10 : Taux d'occupation des classes dans la carte de fusion obtenue pour un conflit moyen. *Class occupancy rate in the fusion map obtained for an average conflict.*

Classes	Nombre de pixels	Taux d'occupation (%)
UD	1 426	2,18
SN	7 447	**11,36**
UMD	1 801	2,75
V	9 691	14,79
UD ∪ SN	840	1,28
UD ∪ UMD	16 948	**25,86**
UD ∪ V	2 514	3,84
SN ∪ UMD	2 918	4,45
SN ∪ V	**17 705**	**27,01**
UMD ∪ V	4 246	6,48

UD = urbain dense ; SN = sol nu ; UMD = urbain moins dense ; V = végétation

Tableau 11 : Matrice de changements évidentielle obtenue à l'aide de la théorie de Dempster-Shafer entre les classifications des images de 1997 et de 2001, avec un taux moyen de stabilité de 31,1 %. *Evidential change matrix between the image classifications of 1997 and 2001 with an average rate of stability of 31.1 %*

		Image classifiée HRV (1997)				Nombre de pixels/Classe (image ETM+)
Image classifiée de ETM+ (2001)	Classes	UD	SN	UMD	V	
	UD	**1 426**	157	11 507	2 207	15 297
	SN	683	**7 447**	2 856	17 680	28 666
	UMD	5 441	62	**1 801**	1 484	8 788
	V	307	25	2 762	**9 691**	12 785
Nombre de pixels/Classe (image HRV)		7857	7 601	18 926	31 062	**65 536**
Taux de stabilité (%)		18,1	98,0	9,5	31,2	
Taux de changement (%)		81,9	3,2	90,5	68,8	

UD = urbain dense ; SN = sol nu ; UMD = urbain moins dense ; V = végétation

6. VALIDATION ET DISCUSSION DES RÉSULTATS DE LA FUSION MULTIDATE

En utilisant les deux images multidates dont nous disposons, les résultats obtenus sont d'abord interprétés en considérant différentes valeurs pour le conflit multidate. Ensuite, une analyse statistique est effectuée sur les résultats (cartes de fusion et de changements) obtenus pour un conflit moyen, suivie d'une validation par rapport à des données historiques et une comparaison avec les résultats bayésiens.

6.1. Interprétation des résultats

L'ensemble du conflit entre les données des images de 1997 et de 2001 est variable entre 0,084 et 0,989 (figure 21). Différentes cartes de fusion sont obtenues en fonction de la valeur donnée au seuil, qui varie entre la valeur minimale et la valeur maximale de l'ensemble du conflit. En fonction de trois seuils différents, on obtient trois cartes différentes, l'une présentée sur la figure 22 pour un seuil minimal égal à 0,084, une autre sur la figure 23 pour un seuil moyen égal à 0,568 et une dernière sur la figure 24 pour un seuil maximal égal à 0,989.

D'après ces résultats, on constate que le conflit entre les données des images de 1997 et de 2001 est significatif. Il reflète une dynamique temporelle très active durant cette période (figure 21). Quand le seuil du conflit est minimal ou maximal, on retrouve deux cas extrêmes qui aboutissent à deux cartes de fusion qui sont loin de la réalité.

Dans le premier cas, pour un seuil minimal, le conflit est total entre les classes multidates. Le résultat est une carte constituée uniquement de classes composées (figure 22) et c'est le cas du

changement total de l'état de surface entre 1997 et 2001. Or, durant ces quatre années, certains thèmes (aéroport, chemin de fer, autoroutes et routes) sont demeurés inchangés.

Dans le deuxième cas, pour un seuil maximal, le conflit est nul entre les classes multidates. Le résultat est une carte thématique avec un taux de changements nul (figure 24). On aboutit à une classification de l'image de 1997 au sens du maximum de crédibilité et qui est loin d'être identique à la classification bayésienne (taux de ressemblance égale à 57,8 %). Or, durant ces quatre années, plusieurs espaces ont été urbanisés.

Cependant, lorsque le seuil du conflit est moyen, on retrouve un cas intermédiaire qui se rapproche de la réalité de la dynamique d'un paysage. En effet, les pixels ayant un conflit inférieur au seuil moyen seront considérés comme des pixels qui n'ont pas changé de classe. Ils se retrouvent alors dans leur classe simple d'origine. Par contre, les pixels ayant un conflit supérieur à ce seuil, seront considérés comme des pixels qui ont changé de classes entre 1997 et 2001. Ils se retrouvent alors dans les classes composées (figure 23). À partir de cette carte, on donne, sur le tableau 10, le taux d'occupation de chaque classe. Le taux d'occupation des zones qui n'ont pas subi de changements est de 31,1 % (c'est la somme des taux des classes simples), alors que le taux d'occupation des zones qui ont subi un changement est de 68,9 % (c'est la somme des taux des classes d'union). La répartition totale de ces deux zones est présentée sur la carte binaire de la figure 25.

À partir du tableau 10, on constate que la classe SN est la plus stable par rapport aux autres classes (UD, UMD, et V) et que les taux de 25,9 % et de 27 % sont affectés, respectivement, aux classes composées UD∪UMD et SN∪V. En effet, sur la figure 22, on constate que les routes et les autoroutes ont gardé leur classe d'origine (SN) et que deux zones très conflictuelles (SN∪V et UD∪UMD) sont prédominantes. Ces deux zones représentent des grandes zones de changements de la classe UD vers la classe UMD (ou inversement) et de la classe SN vers la classe V (ou inversement). En appliquant, à chaque classe d'union, la procédure présentée dans la section 5.4, on arrive à déterminer la nature du changement avec précision et on établit la matrice de changements présentée sur le tableau 11. Ainsi, le taux moyen de la stabilité est de 31,1 %, et le taux de 25,9 %, correspondant à la classe de changement UD∪UMD, est décomposé en deux taux : 8,3 % $((5441/65536)*100)$, représentant le taux d'occupation des changements de la classe UD vers la classe UMD, et 17,6 % $((11507/65536)*100)$, représentant le taux d'occupation des changements de la classe UMD vers la classe UD. Le fait que la classe SN est celle qui a subi le moins de changements est confirmé sur le tableau 11, avec un taux de 3,2 %. Aussi, le fait que la classe UMD est celle qui subi les plus grands changements, est confirmé sur le même tableau avec un taux de 90,5 %.

Notre méthode de décomposition est appliquée à toutes les classes d'union. De cette manière, on génère la carte de changements finale (figure 26), constituée des zones stables n'ayant subi aucun changement temporel et des zones instables avec la précision de la classe d'origine (en 1997) et de la classe de changement (en 2001).

6.2. Validation des résultats et comparaison avec la carte bayésienne

La validation des résultats est effectuée à l'aide d'une photographie aérienne (NASA, 2006) à l'échelle de 1 : 100 000, acquise le 8 janvier 2002 et couvrant la zone d'étude (figure 27). Malheureusement, l'évolution de la végétation entre avril 1997 et en juin 2001 ne peut pas être validée par rapport à cette photographie puisqu'en janvier la végétation est en phase de renaissance. Par conséquent, six zones de validation indépendantes de l'évolution saisonnière sont choisies : quatre zones urbaines représentant les villes de Bab Ezzouar, Dar El Beida, Hamiz et Oued Smar, une zone représentant les différentes routes et autoroutes de la région, et une dernière zone représentant le chemin de fer dans le secteur est d'Alger.

La photographie de la figure 27 montre la stabilité (pas de changement) de la structure générale du réseau routier et de la voie ferrée, ainsi qu'un développement urbain très important au niveau des quatre villes. Ces informations sont en concordance avec les données historiques (Safar-Zitoun, 2001 ; Sidi Boumedine, 2000) qui sont de quatre ordres.

D'abord, entre 1987 et 1998, le nombre de constructions dans la *wilaya* d'Alger a crû d'une moyenne de 4,5 %, avec des pointes allant de 10 à 26 % par an dans douze communes de la proche et de la lointaine périphérie, alors que la croissance des communes centrales de l'agglomération, qui sont saturées, ne dépassait pas 1 %. Dans le même laps de temps, pour l'ensemble des communes de la ceinture méridionale de l'agglomération, la proportion de terre urbanisée est passée d'une fourchette de 10 % à 20 % à une fourchette de 60 % à 80 %. Par ailleurs, dans cette croissance, la part des constructions illicites était de 15 %, oscillant de 2 % dans l'arrondissement de Bab El Oued à 52 % dans ceux de Dar El Beïda et de Bab Ezzouar. Enfin, l'habitat individuel, grand consommateur d'hectares, se taillait la part du lion avec 70 % à 90 % du nouveau parc résidentiel selon les communes, notamment dans la commune de Hamiz.

Ensuite, à partir de 1995, l'insécurité a contribué à produire certaines formes d'exode sécuritaire des régions de Blida et de Tipaza vers les communes périphériques d'Alger, situées dans un rayon de 50 km par rapport au centre-ville.

Aussi, dans les années 1960, on prévoyait une accentuation de la macrocéphalie d'Alger, en l'an 2000, du fait de la progression très rapide de l'urbanisation. On constate maintenant le contraire puisqu'on assiste à un renforcement des villes de la région et à un ralentissement net de la croissance de l'agglomération.

Enfin, entre 1997 et 2001, Alger n'a pas connu de catastrophes naturelles qui auraient pu causer des dégâts matériels au niveau des infrastructures urbaines, routières et ferroviaires de la région.

Cette réalité de terrain nous a servie de référence pour établir une comparaison entre le résultat de la carte de changements bayésienne et la carte de changements évidentielle.

6.2.1. Comparaison sur le plan de l'ensemble

Contrairement aux cartes de changements évidentielles (figures 25 et 26), les cartes de changements bayésiennes (figures 18 et 19) fournissent une information qui ne concorde pas avec les données historiques, notamment concernant l'étendue des zones de changements. Aussi, sur la figure 18, le réseau routier et le chemin de fer ne sont pas identifiables et leurs pixels se répartissent indifféremment dans les deux classes de l'image (la classe de changement et la classe de non changement). Par contre, sur la figure 25, ces thèmes sont clairement identifiés comme appartenant à une classe de non changement, mais avec quelques discontinuités notamment dans le cas du chemin de fer.

6.2.2. Comparaison sur le plan local

La carte de changements bayésienne (figure 19) et la carte de changements évidentielle (figure 26) peuvent se séparer en deux cartes chacune : une carte représentant les zones stables n'ayant subi aucun changement (figures 28 et 29) et une carte représentant les zones de changements, avec la précision de la classe d'origine et la classe de destination (figures 30 et 31). Les différentes informations fournies par l'ensemble de ces cartes sont reportées sur le tableau 12.

Sur la figure 28, on constate que la classe UMD est demeurée pratiquement stable dans les quatre villes, avec un taux d'occupation de 9,1 %. Sur la figure 30, on constate un léger changement vers la classe UD dans les quatre villes, principalement avec un taux d'occupation de 8,6 % qui ne reflète guère les profondes transformations auxquelles ont été soumises ces villes, notamment la ville de Hamiz devenue le plus important pôle d'échange commercial de la région. En effet, du fait de leur situation stratégique (proximité de l'aéroport d'Alger, de l'USTHB, de l'INI et des autoroutes reliant l'est à l'ouest du pays), les quatre villes ont continué, après 1998, de susciter un flux migratoire important. Alors, pour assurer à l'ensemble des habitants de meilleures conditions de vie (logements, emplois, équipements collectifs : écoles, lycées, postes, etc.), l'urbanisation dans ces villes n'a pas cessé de s'étendre en termes de densification et d'expansion. Sur la figure 31, la densification est détectée dans ces villes à l'aide de la TDS, comme étant un changement de la classe UMD vers la classe UD, avec un taux d'occupation de 17,6 %. L'expansion par contre est détectée à travers plusieurs classes de changement : de la classe SN vers la classe UMD, de la classe SN vers la classe UD, de la classe V vers la classe UMD et de la classe V vers la classe UD. Ces changements donnent un taux d'occupation total de 6,0 %, ce qui est un taux assez faible confirmant les données historiques concernant le ralentissement de la croissance de l'agglomération au début des années 2000.

Sur le tableau 12, on constate un autre taux d'occupation assez important, lequel est clairement représenté sur la figure 31 : c'est le changement de la classe V vers la classe SN. Ce changement occupe 27 % de la surface totale de la carte de changements. Il s'agit d'un changement naturel dû à l'évolution saisonnière de la végétation. En effet, les champs qui possèdent un couvert végétal en printemps (avril) sont débroussaillés en été (juin), constituant ainsi des terres défrichées et des sols nus. Ce changement est faiblement détecté par l'approche bayésienne avec un taux d'occupation de 8,4 %. Malheureusement, ce changement ne peut pas être validé par rapport à l'image de référence acquise en janvier 2002.

Finalement, en se référant aux zones stables (routes, autoroute et voie ferrée), aux zones de changements (le bâti des quatre villes) et à leur taux d'occupation assez réaliste sur la carte de changements évidentielle, nous pouvons conclure que, sous la contrainte d'un choix optimal de la valeur du seuil au-dessus de laquelle le conflit multidate est pris en compte, la théorie des croyances offre un moyen adéquat pour la modélisation tant du conflit, que de l'incertitude et de l'imprécision liés aux données multidates, et peut constituer ainsi une alternative à l'approche bayésienne.

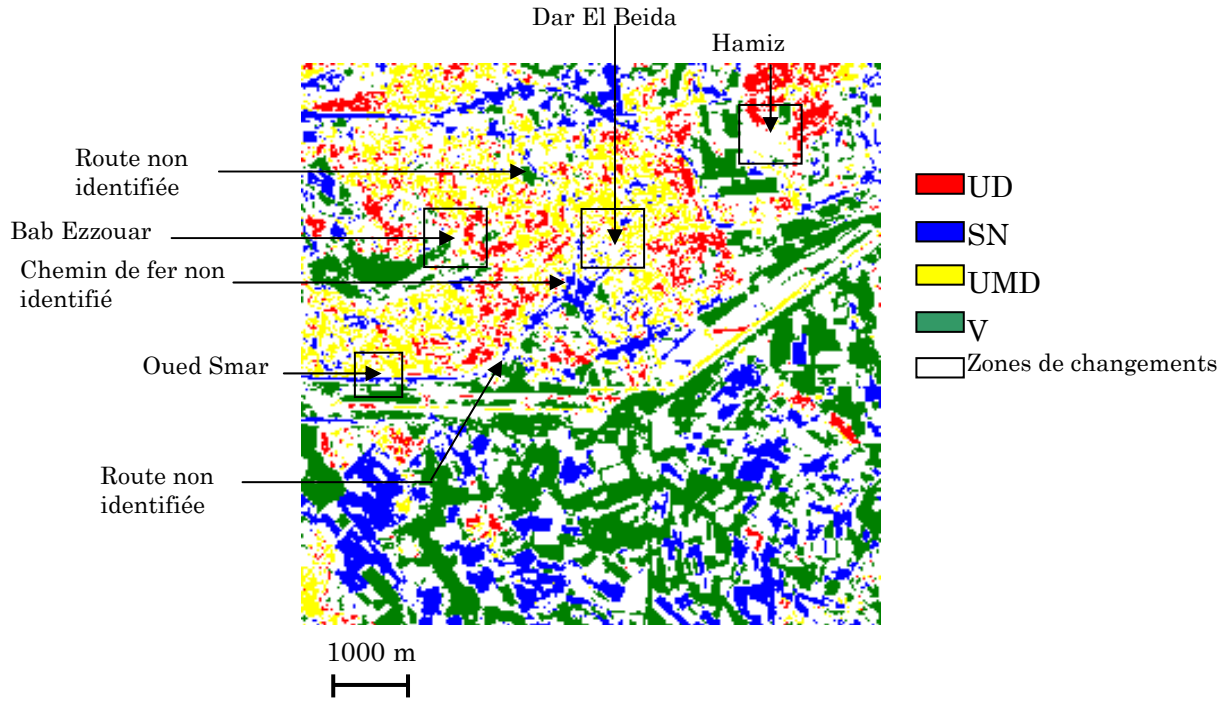


Figure 28 : Image des zones stables générée à partir de la carte de changements bayésienne. *Image of unchanged areas generated from the Bayesian change map.*

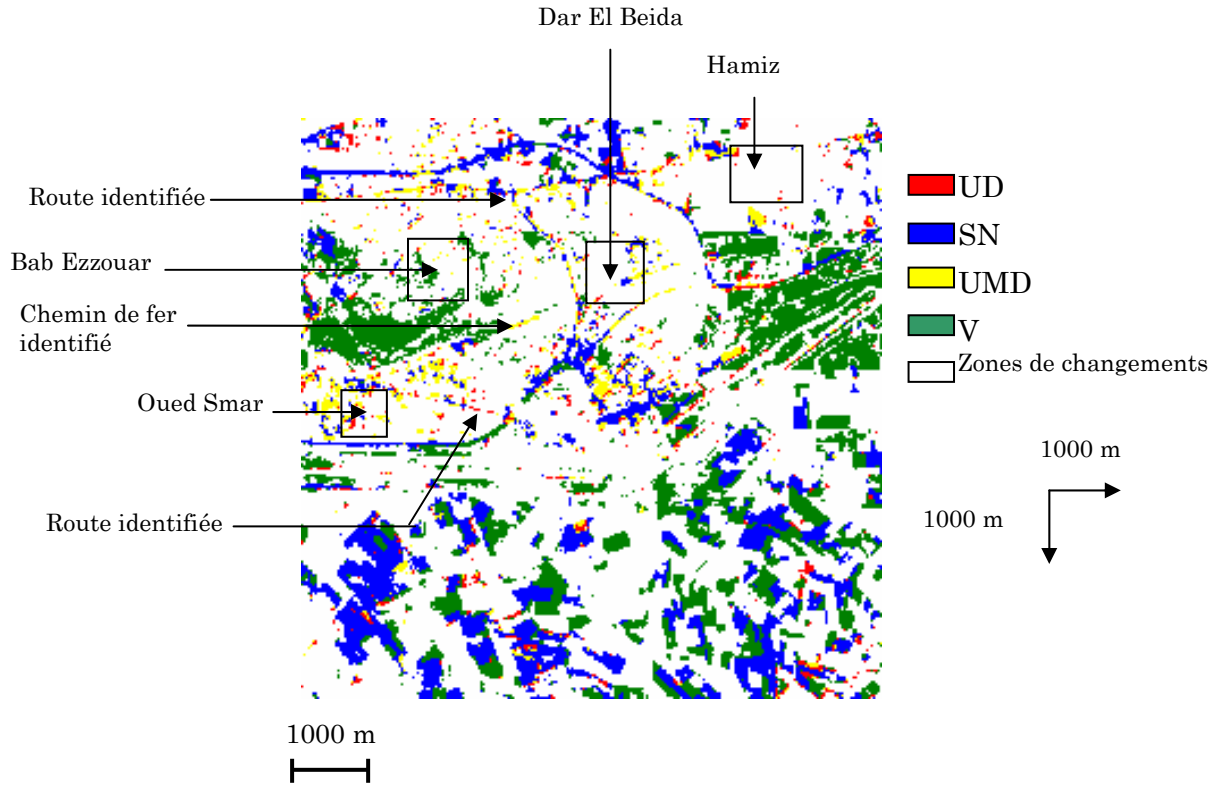


Figure 29 : Image des zones stables générée à partir de la carte de changements évidentielle obtenue à l'aide de la théorie de Dempster-Shafer. *Image of unchanged areas generated from the evidential change map.*

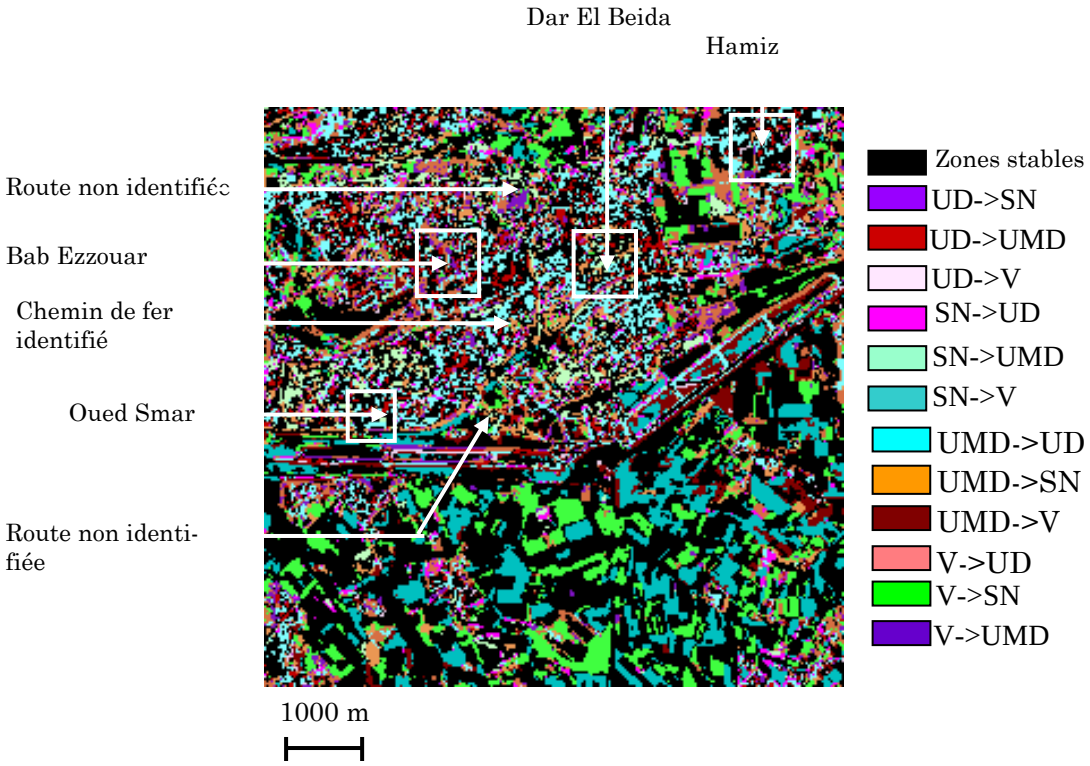


Figure 30 : Image des zones de changements générée à partir de la carte de changements bayésienne. *Image of changed zones generated from the Bayesian change map.*

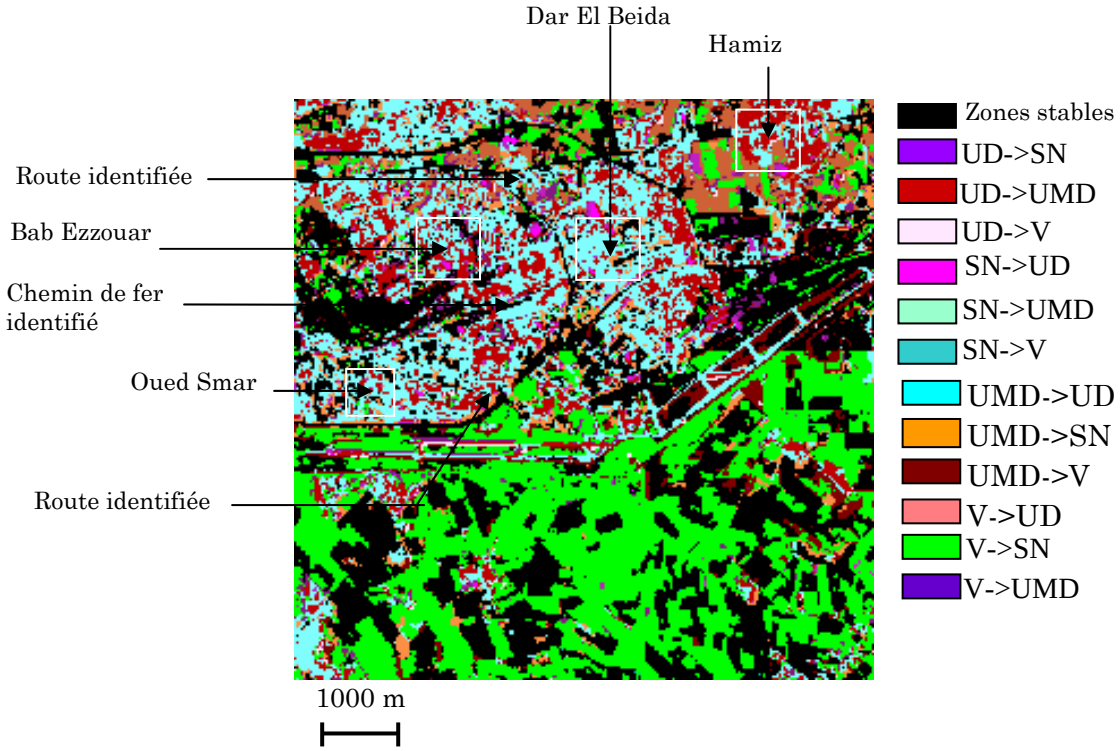


Figure 31 : Image des zones de changements générée à partir de la carte de changements évidentielle obtenue à l'aide de la théorie de Dempster-Shafer. *Image of changed areas generated from the evidential change map.*

Tableau 12 : Comparaison quantitative entre la carte bayésienne et la carte évidentielle obtenue à l'aide de la théorie de Dempster-Shafer. *Quantitative comparison between the Bayesian change map and the evidential change map.*

	Carte de changements bayésienne		Carte de changements évidentielle (obtenue par la TDS)	
Classes	Nombre de pixels	Taux d'occupation (%)	Nombre de pixels	Taux d'occupation (%)
UD	3 570	5,5	1 426	2,2
SN	7 375	11,3	7 447	11,4
UMD	5 937	9,1	1 801	2,8
V	1 4574	22,2	9 691	14,8
UD ∪ SN	**0**	**0**	**840**	**1,3**
UD → SN	424	0,7	683	1,0
SN → UD	1 419	2,2	157	0,2
UD ∪ UMD	**0**	**0**	**16 948**	**25,9**
UD → UMD	1 915	2,9	5 441	8,3
UMD → UD	5 626	8,6	11 507	***17,6***
UD ∪ V	**0**	**0**	**2 514**	**3,8**
UD → V	314	0,5	307	0,5
V → UD	3 835	5,9	2 207	3,4
SN ∪ UMD	**0**	**0**	**2 918**	**4,5**
SN → UMD	1 967	3,0	62	0,1
UMD → SN	2 812	4,3	2 856	4,4
SN ∪ V	**0**	**0**	**17 705**	**27,0**
SN → V	5 863	9,0	25	0
V → SN	5533	8,4	17 680	***27,0***
UMD ∪ V	**0**	**0**	**4 246**	**6,5**
UMD → V	2714	4,1	2 762	4,2
V → UMD	1 658	2,5	1 484	2,3

UD = urbain dense ; SN = sol nu ; UMD = urbain moins dense ; V = végétation ; TDS = théorie de Dempster-Shafer

7. CONCLUSION

Dans cet article, nous avons proposé une approche de fusion d'images satellitaires multicapteurs et multidates. Cette approche est basée sur la théorie des croyances de Dempster-Shafer (TDS), dont l'intérêt réside dans sa capacité à modéliser tant les connaissances incertaines et imprécises à travers la fonction de masse que les fonctions de crédibilité et de plausibilité qui en découlent. Les fonctions de masse des éléments focaux sont estimées pour chaque pixel, à partir des densités de probabilité à travers le modèle de transfert d'Appriou, que nous avons généralisé pour un nombre de classes supérieur à deux. La fusion multidate est réalisée à travers la combinaison orthogonale des masses multidates à l'aide de la règle de Dempster et la règle de décision choisie est le maximum de crédibilité.

Dans l'approche de fusion proposée, le conflit est utilisé pour modéliser le changement de l'occupation des terres durant l'intervalle de temps considéré. Ainsi, après le calcul du conflit multidate pour chaque pixel, un seuil est minutieusement choisi pour décider à partir de quelle valeur un pixel est considéré avoir gardé sa classe d'origine et sera donc attribué à cette classe simple ou, par contre, est considéré avoir changé de classe et sera donc attribué à l'union des deux classes. La carte de fusion ainsi produite n'est pas directement exploitable dans la mesure où la nature d'un changement, donné sous la forme d'une classe d'union (classe d'ignorance), n'est pas connue. De ce fait, nous avons proposé une procédure pour produire, à partir de la carte de fusion, une carte de changements plus explicite et directement exploitable. La comparaison de la carte ainsi obtenue et de la carte de changement bayésienne effectuée à partir d'une photographie aérienne couvrant le site d'étude juste après 2001 nous a permis de valider le résultat de la fusion multidate à l'aide de la théorie des croyances et de démontrer sa précision par rapport au résultat provenant de l'approche bayésienne.

Comme perspective à ce travail, dans un premier temps, nous envisageons trouver une méthode automatique pour déterminer le seuil concernant le conflit multidate. Cette méthode permettrait que les résultats de la fusion soient définitivement

indépendants. Dans un second temps, nous envisageons développer une méthodologie de fusion de données multiéchelles et multidates pour exploiter la très haute résolution spatiale dans la détection d'une nouvelle gamme d'objets, facilement interprétable à cette résolution. Enfin, nous envisageons la maîtrise de la nouvelle théorie des raisonnements plausible et paradoxal de Dezert-Smarandache pour l'appliquer à la même problématique de la fusion multidate des images satellitaires.

Remerciements

Radja Khedam et Abdenour Bouakache tiennent à remercier le professeur Bassel Solaiman, chef du département ITI de l'ENST de Bretagne pour les avoir accueillis au sein de son département pour des stages de courte durée sous la direction de Grégoire Mercier. Ils tiennent aussi à remercier l'Agence universitaire de la Francophonie (AUF) pour leur avoir octroyés des bourses de stage doctoral, respectivement en 2001 et 2005.

Références

Appriou, A. (1999) Multisensor signal processing in the framework of the theory of evidence.

P. 5-1à 5-31, *in* Research and Technology Organization/Atlantic Treaty Organisation (NATO) (réd.) Application of Mathematical Signal Processing Techniques to Mission Systems. 1er-11 novembre 1999, Toulouse, Lecture Series 216.

Belhadj-Aissa, A. (1998) Contribution au logiciel d'analyse et de traitement d'images satellitaires (L.A.T.I.S). Analyse spatiale et spectrale d'images satellitaires appliquées à la cartographie thématique. Thèse de doctorat d'état, Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene, Alger, 268 p.

Bloch, I. (2003) Fusion d'informations en traitement du signal et des images. Édition Hermès Science, Paris, 319 p.

Bouakache, A. (2005) Fusion des images satellitaires par la théorie d'évidence et la théorie du raisonnement plausible et paradoxal. Thèse de magister, Faculté d'électronique et d'informatique, Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene, Alger, 95 p.

Bracker, H. (1996) Utilisation de la théorie de Dempster-Shafer pour la classification d'images satellitaires à l'aide de données multisources et multitemporelles. Thèse de doctorat, Université de Rennes I, Rennes, 178 p.

Byeungwoo, J. and Landgrebe, D.A. (1999) Decision Fusion Approach for Multitemporal Classification. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 37, n° 3, p. 1227-1233.

Chatalic, P. (1986) Raisonnement déductif en présence de connaissances imprécises et incertaines : un système basé sur la théorie de Dempster-Shafer. Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier, Toulouse, 357 p.

Chauvin, S. (1995) Évaluation des performances du modèle bayésien de fusion appliqué à l'imagerie satellitaire. P. 949-952, *in* Groupe de recherche et d'études du traitement du signal et des images (GRETSI) (réd.) Actes du quinzième colloque sur le traitement du signal et des images. Colloque GRETSI 95, 18-22 septembre 1995, Juan-les-Pins (France).

Corgne, S. (2004) Modélisation prédictive de l'occupation des sols en contexte agricole intensif : application à la couverture hivernale des sols en Bretagne. Thèse de doctorat, Université de Rennes 2-Haute-Bretagne, Rennes, 212 p.

Corgne, S., Hubert-Moy, L., Dezert, J. and Mercier, G. (2003) Land cover change prediction with a new theory of plausible and paradoxical reasoning. P. 1141-1148, *in* CNRS/International Society of Information Fusion (ISIF) (réd.) Proceedings of Fusion 2003 Conference, 8-11 July 2003, Cairns (Australia), 1494 p.

Dempster, A.P. (1967) Uper and lower probabilities induced by a multivalued mapping. Annals of Mathematical Statistics. Vol. 38, n° 2, p. 325-339.

Denoeux, T. (1997) Analysis of evidence-theoretic decision rules for pattern classification. Pattern Recognition, vol. 30, n° 7, p. 1095-1107.

Dezert, J. (2003) An introduction to the theory of plausible and paradoxical reasoning. Proceedings of NMA 2002, 5th International Conference on Numerical Methods and Applications, 20-24 août 2002, Borovetz (Bulgaria), Springer-Verlag, Heidelberg, p. 12-23.

Dezert, J. (2003) Fondations pour une nouvelle théorie du raisonnement plausible et paradoxal : Application à la fusion d'informations incertaines et conflictuelles. Office national d'études et de recherches aérospatiales (ONERA), Toulouse, Rapport technique N° 1/06769/DTIM (Traitement de l'information et modélisation), 76 p.

Dubois, D. and Prade, H. (1986) A Set-Theoretic View on Belief Functions: Logical Operations and Approximations by Fuzzy Sets. International Journal of General Systems, vol. 12, p. 193-226.

Guan, J.W. and Bell, D.A. (1991) Evidence Theory and its Applications. Volume 1 : Studies in Computer Science and Artificial Intelligence 7, Elsevier Science, North Holland, 352 p.

Khedam, R., Bouakache, A., Mercier, G. and Belhadj-Aissa, A. (2006) Improvement of land cover map from satellite imagery using DST and DSmT. P. 383-388, *in* IEEE (réd.) 2nd IEEE International Conference on Information & Communication Technologies : from Theory to Applications (ICTTA'06), 24-28 avril 2006, Damas (Syrie), Volume 1.

Kim, H. and Swain, P. (1995) Evidential reasoning approach to multisource-data classification in remote sensing. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, vol. 25, n° 8, p. 1257-1265.

Le Hégarat-Mascle, S., Bloch, I. and Vidal-Madjar, D. (1997) Application of Dempster Shafer evidence theory to unsupervised classification in multisource remote sensing. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 35, n° 4, p. 1018-1031.

Le Hégarat-Mascle, S., Bloch, I. and Vidal-Madjar, D. (1998) Intoduction of neighborhood information in evidence theory and application to data fusion of radar and optical images with partial cloud cover. Pattern Recognition, vol. 31, n° 11, p. 1811-1823.

Le Hégarat-Mascle, S., Richars, D. and Ottlé, C. (2003) Multi-scale data fusion using Dempster-Shafer evidence theory. Integrated Computer-Aided Engineering, vol. 10, nº 1, p. 9-22.

Naceur, M.S., Belhadj, Z. et Boussema, M.R. (2002) Fusion de données multicapteurs basée sur la théorie de Dempster Shafer pour l'extraction des types d'occupation du sol en milieu semi aride. Télédétection, vol. 2, n° 3, p. 213-223.

NASA (2006) The Gateway to Astronaut Photography of Earth. http://eol.jsc.nasa.gov/.

RSInc (2006) Logiciel ENVI (The Environment for Visualizing Images).

http://www.RSInc.com/envi

Safar-Zitoun, M. (2001) Alger ou la recomposition d'une métropole. Revue la pensée de midi, n° 4**,** p. 30-35.

Schistad Solberg, A.H., Taxt, T. and Jain, A.K. (1996) A Markov Random Field Model for Classification of Multisourse Satellite Imagery. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 34, nº 1, p. 100-113.

Schistad Solberg, A.H. (1999) Contextual Data Fusion Applied to Forest Map Revision. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 37, nº 3, p. 1234-1243.

Shafer, G. (1976) A Mathematical Theory of Evidence. Princeton University Press, Princeton (NJ), 312 p.

Shafer, G. (1990) Perspectives on the theory and practice of belief functions. International Journal of Approximate Reasoning, vol. 4, p. 323-362.

Sidi Boumedine, R. (2000) Alger, la complexité d'une métropole. Cahiers de la Méditerranée, vol 64, p.1-9.

Smarandache, F. and Dezert, J. (2004) Advances and Application of DSmT for Information Fusion. American Research Press, Rehoboth, 418 p.

Smets, Ph. (1990) Constructing the pignistic probability function in a context of uncertainty. P. 29-40 *in* M. Henrion, R.D. Shachter, L.N. Kanal & J.F. Lemmer (réd.) Proceedings of the 5th Annual Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence UAI 89, Windsor (Ontario), North Holland Publishing Co., Amsterdam.

Smets, Ph. (1990) The Combinaison of Evidence in the Transeferable Belief Model. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 12, n° 5, p. 447-458.

SPOT Image (2006) Toulouse, http://www.spot.com.

Tanré, D., Deroo, C., Duhaut, P., Herman, M., Morcrette, J.J., Perbos, J. and Deschamps, P.Y. (1986) Simulation of Satellite Signal in the Solar Spectrum (5S). User's Guide. Laboratoire d'optique atmosphérique, Villeneuve d'Asq (France), 115 p.

USGS (2006) United States Government Survey Landsat project. http://landsat.usgs.gov/technical_details/calibration_files.

Xu, H. and Smets, PH. (1996) Some Strategies for Explanations in Evidential Reasoning. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A Systems and Humans, vol. 26, n° 5, p. 599-607.