

Caractérisation de l'état de surface terrestre par une classification non supervisée basée sur la fusion d'informations : Cas des surfaces végétalisées, aquatiques et minérales

[Characterization of the Earth's surface state by unsupervised classification based on information fusion : Case of vegetated, aquatic and mineral surfaces]

Jean-claude OKAINGNI¹, Sié OUATTARA¹, and Alain CLEMENT²

¹URMI Electricité et électricité appliquées,
Institut National Polytechnique Felix Houphouët-Boigny (INP-HB), Côte d'Ivoire

²Laboratoire Angevin de Recherche en Ingénierie des Systèmes (LARIS),
Institut Universitaire de Technologie (IUT), Université d'Angers, France

Copyright © 2018 ISSR Journals. This is an open access article distributed under the **Creative Commons Attribution License**, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

ABSTRACT: In this paper, we propose an unsupervised classification scheme based on the Dempster-Shafer Theory (DST) and the Dezert-Smarandache Theory (DSmT) to characterize vegetated, aquatic and mineral surfaces. From pre-processed ASTER satellite images (georeferencing, geometric correction and 15 m re-sampling), neo-channels were produced by determining the spectral indices NDVI, MNDWI and NDBaI, considered as sources of information for classification of a given pixel. Then, we modeled respectively the formalisms of the DST and the DSmT and we realized the algorithms and related codes that we implemented in the MATLAB environment. Our contribution lies in taking into account the imperfections (inaccuracies and uncertainties) linked to source information through the use of mass functions based on a simple Gaussian distribution support model in order to model each focal element independently of the others and to evaluate the belonging of a pixel to a class with respect to the majority of elements representing said class. The resulting results show that the DST approach is relatively satisfactory for the unsupervised classification of mineral surfaces and aquatic surfaces while it is not satisfactory for vegetated surfaces according to all proposed models. As for the DSmT, it presents satisfactory results for all the models proposed. The model with the exclusion integrity constraint $E \cap V \cap M = \emptyset$ was selected as the best model because having, in addition to an average rate of well-graded pixels of 93.34%, a compliance rate of 96, 37% with the terrain higher than those of the other models implemented.

KEYWORDS: Unsupervised classification, Fusion, DST, DSmT, Aster satellite images, NDVI, MNDWI, NDBaI, PCR5.

RÉSUMÉ: Dans ce papier, nous proposons une démarche de classification non supervisée fondée sur la théorie de Dempster-Shafer (TDS) et la théorie de Dezert-Smarandache pour caractériser les surfaces végétalisées, aquatiques et minérales. A partir d'images satellitaires ASTER prétraités (géo-référencement, correction géométrique et rééchantillonnage à 15 m), des néo-canaux ont été produits par détermination des indices spectraux NDVI, MNDWI et NDBaI, considérés comme les sources d'informations pour la classification d'un pixel donné. Puis, il a été modélisé respectivement les formalismes de la DST et de la DSmT, et implémenté les algorithmes et codes réalisés sous l'environnement MATLAB. Notre contribution réside dans la prise en compte des imperfections (imprécisions et incertitudes) liées aux informations des sources par l'utilisation de fonctions de masse fondées sur un modèle de support simple à distribution gaussienne afin de modéliser chaque élément focal indépendamment des autres et d'évaluer l'appartenance d'un pixel à une classe par rapport à la majorité des éléments représentant ladite classe. Les résultats qui en découlent montrent que l'approche selon la DST est relativement satisfaisante pour la classification non supervisée des surfaces minérales et des surfaces aquatiques tandis qu'elle ne l'est pas pour les

surfaces végétalisées selon tous les modèles proposés. Quant à la DSMT, elle présente des résultats satisfaisants pour tous les modèles proposés. Le modèle avec la contrainte d'intégrité d'exclusion $E \cap V \cap M = \emptyset$ a été retenu comme le meilleur modèle parce que présentant, outre un taux moyen de pixels bien classés de 93,34%, un taux de conformité de 96,37% avec le terrain supérieur à ceux des autres modèles implémentés.

MOTS-CLEFS: Classification non supervisée, Fusion, DST, DSMT, images satellitaires Aster, NDVI, MNDWI, NDBal, PCR5.

1 INTRODUCTION

La cartographie de l'état des surfaces de la Terre en imagerie satellitaire peut se résumer en trois (3) catégories d'entités que sont les surfaces végétalisées (surfaces sur lesquelles reposent de la végétation de différentes variétés ou de densités), les surfaces aquatiques (surfaces sur lesquelles reposent entièrement les cours d'eau et les retenues d'eau) et les surfaces minérales (surfaces sur lesquelles reposent les formations minérales naturelles ou artificielles : affleurements géologiques, sols, bâtis, routes, etc.). Physiquement sur le terrain, en fonction de la taille de la superficie d'une portion de surface, nous pouvons observer sept (7) catégories d'entités : les surfaces végétalisées, les surfaces aquatiques, les surfaces minérales, les surfaces végétalisées et aquatiques, les surfaces végétalisées et minérales, les surfaces aquatiques et minérales, et les surfaces végétalisées, aquatiques et minérales. La caractérisation de ces différentes entités sur les images satellitaires est souvent entachée d'imperfections (incertitude, imprécision, confusion, etc.) dues aux caractéristiques spatiales et/ou spectrales inappropriées des images utilisées. Ainsi, une bonne caractérisation de ces entités suppose d'avoir des images satellitaires de très hautes résolutions spatiales et/ou spectrales, où à défaut de définir de bons critères de discrimination de ces entités. Si le premier point relève de la disponibilité des images, le second lui, relève du traitement d'images. C'est ainsi que, de ce dernier point, des chercheurs ont eu recours à l'utilisation d'indices spectraux pour la classification d'images satellitaires à l'effet de cartographier les surfaces végétalisées, les surfaces d'eau, les surfaces des sols nus et de bâtis, etc. Cependant, il est difficile de déterminer les valeurs des seuils appropriés pour obtenir des résultats idéaux ([1], [2], [3]). Ce qui entraîne des incertitudes et des imprécisions sur les informations produites par les images associées auxdits indices. Alors, se pose une question : comment tirer profit de ces indices en tenant compte de leurs imperfections afin d'améliorer la caractérisation de l'état de surface terrestre? Pour répondre à cette préoccupation nous proposons d'utiliser la fusion d'information pour prendre en compte et gérer les éventuelles imperfections liées aux images associées aux indices.

L'objectif général de l'étude est de contribuer à la classification non supervisée d'images satellitaires par une fusion d'informations en développant une démarche de classification non supervisée, fondée sur l'utilisation d'indices spectraux, ainsi que les théories de Dempster-Shafer (DST) et Dezert-Smarandache (DSMT), pour caractériser les surfaces végétalisées, les surfaces aquatiques et les surfaces minérales.

Il s'agit de façon spécifique, d'abord de modéliser les éléments directeurs de la classification, puis de réaliser plusieurs classifications par implémentation des algorithmes et codes de programmation développés sous l'environnement MATLAB, et enfin d'évaluer et décider du modèle retenu pour la classification.

Ce papier, qui se propose de rendre compte des travaux réalisés, d'abord traite de quelques approches des techniques de fusion d'informations pour la gestion d'imperfections et des indices spectraux, puis fait l'inventaire du matériel utilisé et expose la méthodologie développée dans cette étude, et enfin présente les principaux résultats auxquels l'étude a abouti et leur discussion, en se focalisant sur les résultats des images classifiées avec la DST et des images classifiées avec la DSMT.

2 TECHNIQUES DE FUSION D'INFORMATIONS ET INDICES SPECTRAUX

Il existe plusieurs techniques pour la fusion d'informations [4] dont quelques approches, pour la gestion des imperfections liées aux informations, sont les méthodes bayésiennes, la théorie des possibilités, la théorie de Dempster-Shafer et la théorie de Dezert-Smarandache.

Les méthodes bayésiennes sont fondées sur les probabilités conditionnelles et permettent de raisonner uniquement sur des singletons et sous la contrainte d'un monde fermé, c'est-à-dire une situation dans laquelle l'ensemble des solutions possibles est connu. Ces méthodes modélisent bien l'incertitude et confondent souvent l'imprécision à celle-ci, d'où leur inefficacité à gérer correctement les imperfections d'imprécisions qui sont souvent constatées au niveau des images satellitaires. De plus, elles ne sont pas conçues nativement pour la fusion d'informations.

La théorie des possibilités [5], quant à elle, est dérivée de la théorie des ensembles flous [6] et permet de représenter les imperfections d'incertitude et d'imprécision ([7], [8]). Cependant, son formalisme présente des difficultés quant au choix ou l'estimation d'une part des fonctions d'appartenance ou de distributions de possibilités et d'autre part à réaliser la fusion.

Contrairement aux deux approches précédentes, celles basées sur les fonctions de masses peuvent être considérées comme plus générales et plus souples dans leur mise en œuvre que celles des probabilités ou des possibilités [8]. En outre, une bonne gestion des imperfections d'imprécision et d'incertitude liées aux informations, est assurée par les méthodes fondées sur la théorie de Dempster-Shafer (DST) et la théorie de Dezert-Smarandache (DSmT). Dans ce cadre, il a été développé et appliqué des modèles de fusion et de classification d'images satellitaires par la DST et la DSmT [9], dans le but de cartographier l'occupation du sol ainsi que de détecter et quantifier des changements en utilisant des images satellitaires multisources, multitemporelles et voir multiéchelles.

Par conséquent, dans le cadre de cette étude, nous proposons d'utiliser la DST et la DSmT, pour la gestion des imperfections liées aux images satellitaires, dont les formalismes sont présentés ci-après.

2.1 FORMALISME DE LA DST ET FORMALISME DE LA DSmT

Le formalisme de la DST et celui de la DSmT peuvent se résumer en quatre (4) étapes que sont la modélisation, l'estimation, la combinaison et la décision.

La modélisation consiste à définir :

- un cadre de discernement

Pour la DST, c'est ensemble exhaustif de réponses exclusives à une question donnée pour une situation d'étude, noté Ω , tandis que pour la DSmT il s'agit d'un ensemble exhaustif de réponses distinctes non nécessairement exclusives, noté Ω' .

- un cadre de raisonnement

Pour la DST, c'est l'ensemble des éléments du cadre de discernement plus toutes les unions possibles de cet ensemble, noté 2^Ω ; pour la DSmT il faudra y ajouter en plus toutes les intersections possibles, et il est noté $D^{\Omega'}$.

- une fonction de masses

En posant $\Theta = \Omega$ et $G = 2^\Omega$ (pour la DST) et $\Theta = \Omega'$ et $G = D^{\Omega'}$ (pour la DSmT), on définit une fonction de masse m de G à valeurs dans $[0,1]$ vérifiant les conditions suivantes de l'équation 1 où \emptyset est l'ensemble vide :

$$\left\{ \begin{array}{l} \sum_{A \in G} m(A) = 1 \\ m(\emptyset) = 0 \end{array} \right. \quad (\text{Équation 1})$$

La valeur $m(A)$ quantifie la croyance que l'on accorde au fait que la classe cherchée appartienne au sous ensemble A de Ω (et non à aucun autre sous ensemble de A). Les sous-ensembles A tels que $m(A) > 0$ sont appelés éléments focaux.

Cas particuliers d'interprétations de modèles de fonctions de masses m

- Si $m(\Theta) = 1$: Source S est dans l'ignorance totale
- Si $m(A) = 1$, où A est une union d'éléments de Θ : Source S a une connaissance imprécise ; elle ne croit qu'en A
- Si $m(C) = 1$, avec C est un élément singleton de Θ : Source S a une connaissance précise, elle croit pleinement en C
- Si $m(A) = s$ et $m(\Theta) = 1 - s$, ($0 \neq s \neq 1$) : Source S a une connaissance incertaine et imprécise ; elle croit en partie en A , mais rien de plus

L'estimation consiste à déterminer les valeurs des paramètres du modèle de fonction de masses retenu.

Par exemple pour le modèle de fonction de masses à support simple ci-dessous dans l'équation 2, l'estimation revient à déterminer le paramètre ω qui caractérise l'ignorance accordée à la situation d'étude. Ce modèle permet de caractériser chaque élément de G indépendamment des autres.

$$\left\{ \begin{array}{l} m(A) = 1 - \omega, \quad A \in G \\ m(\Theta) = \omega, \quad \omega \in]0,1[\\ m(B) = 0, \quad \forall B \in G \setminus \{A; \Theta\} \end{array} \right. \quad (\text{Équation 2})$$

La combinaison qui est l'étape fondamentale de la fusion se réalise pour la DST selon la règle de combinaison orthogonale Dempster ([10]) de l'équation 3. En considérant deux fonctions de masse initiale m_1 et m_2 représentant les informations respectives de deux sources différentes, on a :

$$m(A) = \frac{\sum_{B \cap C = A} m_1(B) * m_2(C)}{1 - K}, \quad \forall A \in 2^\Omega \setminus \{\emptyset\} \quad \forall B, C \in 2^\Omega \quad (\text{Équation 3})$$

Le terme K est appelé l'inconsistance de la fusion et peut être interprété comme une mesure de conflit. Il correspond à la masse de l'ensemble vide. L'équation 4 donne son expression :

$$K = \sum_{B \cap C = \emptyset} m_1(B) * m_2(C), \quad \forall B, C \in 2^\Omega \quad (\text{Équation 4})$$

Si $K=1$, la combinaison entre les sources d'informations est impossible. Cela signifie que les sources sont totalement en conflit. Elles donnent des informations contradictoires sur l'objet considéré.

Pour la DSMT, deux types de combinaison sont utilisés : la combinaison classique et la combinaison hybride. La combinaison classique est réalisée avec la règle de combinaison conjonctive donnée par l'équation 5 :

$$m(C) = \sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_n = C} m_1(A_1) * m_2(A_2) * \dots * m_n(A_n) \quad A_i (i = 1, \dots, n) \in D^\theta, \quad \forall C \in D^\theta \quad (\text{Équation 5})$$

Pour la contrainte hybride, elle est réalisée en présence de contrainte d'intégrité. Une contrainte d'intégrité sur un ensemble est l'impossibilité d'affecter une masse non nulle à cet ensemble, dans ce cas on lui affecte la masse nulle. Et alors sa vraie masse caractérise un conflit entre les éléments qui le composent. Dans ce cas, cette masse est redistribuée proportionnellement aux éléments focaux impliqués dans la génération du conflit, avec une règle de redistribution choisie.

La règle de combinaison à Redistribution Proportionnelle du Conflit (5^e version : PCR5) est régulièrement utilisée pour réaliser la combinaison hybride car donnant des résultats satisfaisants ([11]) avec une mise en œuvre simplifiée comme suit :

- a- déterminer les masses combinées avec la combinaison classique
- b- évaluer les masses conflictuelles
- c- redistribuer les masses conflictuelles totalement ou partiellement proportionnellement aux ensembles à masse non nulle impliqués dans la combinaison

La décision est réalisée à travers plusieurs règles dont les plus utilisées et qui donnent des résultats satisfaisants sont fondées sur la fonction de masses combinées, la fonction de crédibilité (équation 6) et la fonction de plausibilité (équation 7). Pour ce faire, il est utilisé le maximum de crédibilité (équation 8) ou le maximum de plausibilité (équation 9) pour la DST et le maximum de masses combinées (équation 10) pour la DSMT.

$$Bel(A) = \sum_{B \in 2^\Omega, B \subseteq A} m(B), \quad \forall A \in 2^\Omega \quad (\text{Équation 6})$$

$$Pls(A) = \sum_{B \in 2^\Omega, B \cap A \neq \emptyset} m(B), \quad \forall A \in 2^\Omega \quad (\text{Équation 7})$$

$$C^* = Arg \left\{ \max_{C_i \in \Omega} [Bel(C_i)] \right\} \quad (\text{Équation 8})$$

$$C^* = Arg \left\{ \max_{C_i \in \Omega} [Pls(C_i)] \right\} \quad (\text{Équation 9})$$

$$C^* = Arg \left\{ \max_{C_i \in \Omega} [m(C_i)] \right\} \quad (\text{Équation 10})$$

Ainsi, la classe C^* retenue est l'élément de Θ ou de G dont la valeur est la plus grande par rapport au critère de décision choisi.

2.2 INDICES SPECTRAUX NDVI, MNDWI ET NDBaI

Les indices spectraux sont des néocanaux obtenus à partir d'opérations mathématiques portées sur les canaux d'origine de l'image considérée. Ils sont réalisés à des fins de caractérisation spécifique d'entités données. Ainsi, des indices spectraux ont été développés pour caractériser l'état de surface terrestre en surfaces végétalisées (équation 11), surfaces aquatiques (équation 12) et surfaces minérales (équation 13) :

$$NDVI = \frac{\rho_{PIR} - \rho_R}{\rho_{PIR} + \rho_R} \quad (\text{Équation 11})$$

$$MNDWI = \frac{\rho_V - \rho_{MR}}{\rho_V + \rho_{MR}} \quad (\text{Équation 12})$$

$$NDBaI = \frac{\rho_{TIR} - \rho_{MR}}{\rho_{TIR} + \rho_{MR}} \quad (\text{Équation 13})$$

Ces indices, bien que discriminant, les catégories des entités susmentionnées, présentent des imperfections (incertitude, imprecision, etc.) dues aux seuils de discrimination utilisés ([1]; [3]; [13]; [15]; [16]). D'où l'intérêt d'une fusion d'informations pour gérer ces imperfections dans l'optique d'une amélioration de décision.

3 MATÉRIEL ET MÉTHODES

3.1 MATÉRIEL

Le matériel utilisé est composé de logiciels, d'outils de positionnement et de données. En ce qui concerne les logiciels, il a été d'abord utilisé ENVI 4.7 pour faire le prétraitement d'images ASTER, puis MATLAB pour développer des modèles de classification basés sur l'utilisation des indices spectraux **NDVI**, **MNDWI** et **NDBaI** segmentés, la DST et la DSMT pour la classification des états de surfaces aquatique, minérale et végétalisée.

Les outils de positionnement sont composés, d'une part d'un GPS Garmin de résolution 2,5m pour déterminer et repérer les coordonnées des entités de classification, des points fixes et des affleurements, d'autre part de trois (3) cartes topographiques (feuilles Gagnoa, Bouaké et Dimbokro) pour le repérage des localités de la zone expérimentale d'étude, dans la zone de transition forêt-savane, au centre de la Côte d'Ivoire.

Les données dans le cadre de cette étude sont de deux types : les données de terrain et les données de Télédétection.

Les données de terrain sont constituées de coordonnées géographiques de points fixes et d'affleurements. Les données de Télédétection utilisées sont issues du capteur ASTER et sont des images satellitaires rectifiées de la scène AST_L1A_00301102004105832. Ce capteur possède 14 bandes avec une large région spectrale couvrant le visible et le proche infrarouge (VNIR-Visible and Near Infrared : Bande 1, Bande 2 et Bande 3N), l'infrarouge moyen (SWIR-Short- Wave Infrared : Bande 4, Bande 5, Bande 6, Bande 7, Bande 8 et Bande 9) et l'infrarouge thermique (TIR-Thermal Infrared : Bande 10, Bande 11, Bande 12, Bande 13 et Bande 14).

La résolution spatiale associée aux dites images est de 15 m dans le visible et l'infrarouge proche, 30 m dans l'infrarouge moyen et 90 m dans l'infrarouge thermique.

3.2 MÉTHODES

La démarche utilisée a consisté d’abord à faire un conditionnement des images satellitaires ASTER sous ENVI pour générer les sources d’informations à utiliser pour l’élaboration des modèles de classification ; puis nous avons élaboré quatre modèles de classification basés sur la DST ; ensuite quatre autres modèles de classification ont été élaborés à partir de la DSMT. Tous ces modèles de classification ont été réalisés à partir d’algorithmes et de codes de programmation implémentés sous l’environnement MATLAB. Enfin, ces modèles ont été évalués pour ne retenir qu’un seul.

3.2.1 CONDITIONNEMENT

En vue de bénéficier de la totalité et de la qualité des résolutions spatiales et des résolutions spectrales, lesdites images satellitaires ASTER ont fait l’objet de géo-référencement, de reéchantillonnage et de correction géométrique pour créer une base de données compatibles, à partir des 14 bandes.

D’abord le géo-référencement a été réalisé pour chaque bande avec la méthode des k plus proches voisins ; puis la correction géométrique a été faite à partir de 100 points d’amer, choisis couvrant uniformément la scène ASTER considérée, avec la méthode bi-linéaire ; enfin, le reéchantillonnage, à un pas de 15 m avec la méthode bilinéaire, est réa-lisé pour les bandes du SWIR (bandes 4, 5, 6, 7, 8 et 9) et du TIR (bandes 10, 11, 12, 13 et 14).

Le géo-référencement et la correction géométrique permettent de rendre superposables lesdites images satellitaires à d’autres supports géo-reférencés dans le même système de coordonnées.

Les quatorze (14) images prétraitées ont permis de déterminer les indices NDVI, MNDWI et NDBaI qui à leur tour, ont eu leurs images associées segmentées selon les seuils indiqués dans le tableau 1.

Tableau 1. Seuils de segmentation de NDVI, MNDWI et NDBaI

	NDVI=X			MNDWI=Y		NDBaI=Z	
Seuil	X ≤ -0,9	-0,9 < X ≤ 0,1	0,1 < X	Y ≤ 0,9	0,9 < Y	Z < -0,1	-0,1 ≤ Z
Entité	E	M	V	{M,V}	E	{E,V}	M

Les images NDVI, MNDWI et NDBaI segmentées sont les sources d’informations considérées pour l’élaboration des modèles de classification selon la DST et la DSMT.

La (figure 1) présente l’organigramme de la méthodologie du conditionnement des images satellitaires ASTER.

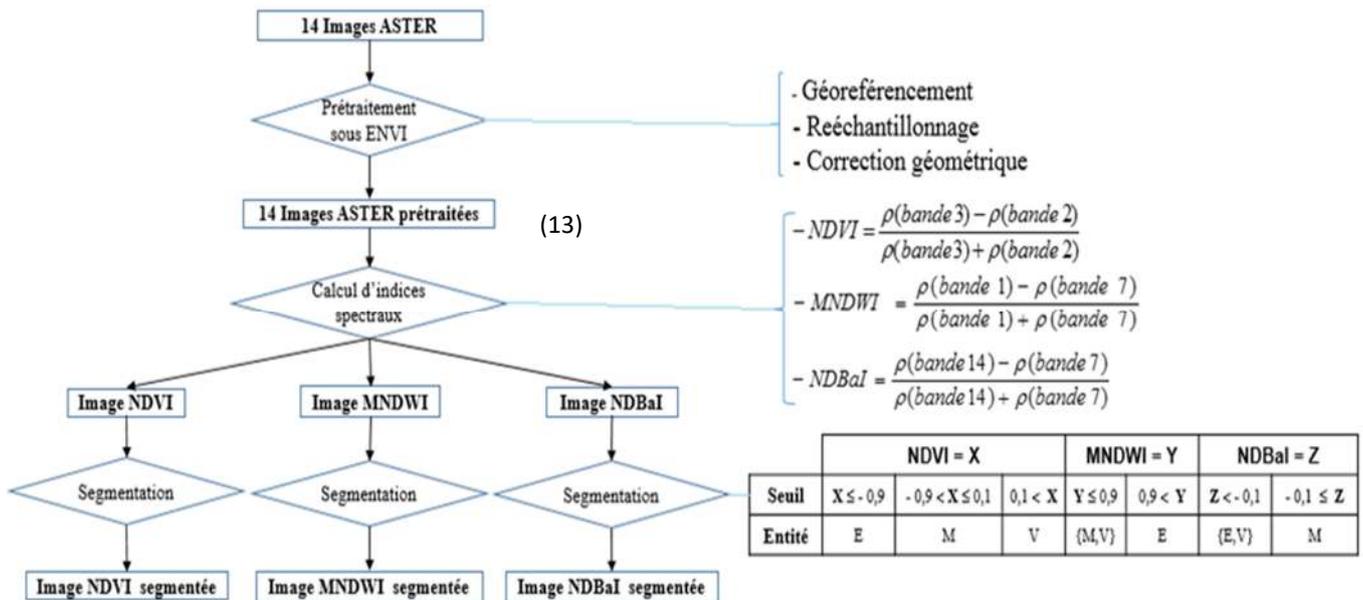


Fig. 1. Organigramme de la méthodologie du conditionnement des images

3.2.2 ELABORATION DES MODÈLES SELON LA DST ET LA DSMT

✓ *Modélisation des cadres de discernement et de raisonnement*

Les surfaces végétalisées, les surfaces aquatiques et surfaces minérales sont des entités exclusives entre elles, et par conséquent, les cadres de discernement Θ (Ω pour la DST et Ω' pour la DSMT) et de raisonnement G (2^Ω pour la DST et D^Θ pour la DSMT) adoptés sont illustrés par les équations (14), (15) et (16) suivantes :

$$\Theta = \{V, E, M\} \quad (\text{Équation 14})$$

$$\text{DST : } G = \{\phi, V, E, M, \{V, E\}, \{V, M\}, \{E, M\}, \Omega\} \quad (\text{Équation 15})$$

DSMT :

$$G = \left\{ \phi, E, V, M, \{E, V\}, \{V, M\}, \{E, M\}, \Theta, E \cap V, V \cap M, E \cap M, E \cap \{V, M\}, M \cap \{E, V\}, \right. \\ \left. V \cap \{E, M\}, \{V, E \cap M\}, \{M, E \cap V\}, \{E, V \cap M\}, \{E \cap M, E \cap V, V \cap M\}, E \cap V \cap M \right\} \quad (\text{Équation 16})$$

Avec

V : surface végétalisée ; il faut lire : $\{A, B\}$: A ou B

E : surface aquatique ; $A \cap B$: A et B

M : surface minérale ;

✓ *Modélisation et estimation des fonctions de masse*

Les fonctions de masse des sources sont définies sur G (2^Ω ou D^Θ) selon la théorie utilisée. En considérant la loi normale, de variable x et de paramètres μ_A et σ_A , dans l'équation (17):

$$N(x, \mu_A, \sigma_A) = \frac{1}{\sigma_A \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x - \mu_A)^2}{2\sigma_A^2}\right) \quad (\text{Équation 17})$$

avec μ_A et σ_A respectivement la moyenne et l'écart type des données x appartenant à A , les fonctions de masse des sources sont alors définies par les (18), (19), (20), (21), (22), (23) et (24).

• *Fonction de masse du NDVI*

Avec $NDVI(x)$: valeur du pixel x de l'image du **NDVI**, on a :

si $NDVI(x) \leq -0,9$ alors :

$$\begin{cases} NDVI_x(E) = \sigma_E \sqrt{2\pi} N(NDVI(x), \mu_E, \sigma_E) \\ NDVI_x(\Theta) = 1 - NDVI_x(E) \\ NDVI_x(A) = 0 \quad \forall A \in G \setminus \{E, \Theta\} \end{cases} \quad (\text{Équation 18})$$

si $-0,9 < NDVI(x) \leq 0,1$ alors :

$$\begin{cases} NDVI_x(M) = \sigma_M \sqrt{2\pi} N(NDVI(x), \mu_M, \sigma_M) \\ NDVI_x(\Theta) = 1 - NDVI_x(M) \\ NDVI_x(A) = 0 \quad \forall A \in G \setminus \{M, \Theta\} \end{cases} \quad (\text{Équation 19})$$

si $NDVI(x) > 0,1$ alors :

$$\left\{ \begin{array}{l} NDVI_x(V) = \sigma_V \sqrt{2\pi} N(NDVI(x), \mu_V, \sigma_V) \\ NDVI_x(\Theta) = 1 - NDVI_x(V) \\ NDVI_x(A) = 0 \quad \forall A \in G \setminus \{V, \Theta\} \end{array} \right. \quad (\text{Équation 20})$$

- **Fonction de masse du MNDWI**

Avec $MNDWI(x)$: valeur du pixel x de l'image du **MNDWI**, on a :

si $MNDWI(x) \leq 0,9$ alors :

$$\left\{ \begin{array}{l} MNDWI_x(\{M, V\}) = \sigma_{\{M, V\}} \sqrt{2\pi} N(MNDWI(x), \mu_{\{M, V\}}, \sigma_{\{M, V\}}) \\ MNDWI_x(\Theta) = 1 - MNDWI_x(\{M, V\}) \\ MNDWI_x(A) = 0 \quad \forall A \in G \setminus \{\{M, V\}, \Theta\} \end{array} \right. \quad (\text{Équation 21})$$

si $MNDWI(x) > 0,9$ alors :

$$\left\{ \begin{array}{l} MNDWI_x(E) = \sigma_E \sqrt{2\pi} N(MNDWI(x), \mu_E, \sigma_E) \\ MNDWI_x(\Theta) = 1 - MNDWI_x(E) \\ MNDWI_x(A) = 0 \quad \forall A \in G \setminus \{E, \Theta\} \end{array} \right. \quad (\text{Équation 22})$$

- **Fonction de masse du NDBaI**

Avec $NDBaI(x)$: valeur du pixel x de l'image du **NDBaI**, on a :

si $NDBaI(x) < -0,1$ alors :

$$\left\{ \begin{array}{l} NDBaI_x(\{E, V\}) = \sigma_{\{E, V\}} \sqrt{2\pi} N(NDBaI(x), \mu_{\{E, V\}}, \sigma_{\{E, V\}}) \\ NDBaI_x(\Theta) = 1 - NDBaI_x(\{E, V\}) \\ NDBaI_x(A) = 0 \quad \forall A \in G \setminus \{\{E, V\}, \Theta\} \end{array} \right. \quad (\text{Équation 23})$$

si $NDBaI(x) \geq -0,1$ alors :

$$\left\{ \begin{array}{l} NDBaI_x(M) = \sigma_M \sqrt{2\pi} N(NDBaI(x), \mu_M, \sigma_M) \\ NDBaI_x(\Theta) = 1 - NDBaI_x(M) \\ NDBaI_x(A) = 0 \quad \forall A \in G \setminus \{M, \Theta\} \end{array} \right. \quad (\text{Équation 24})$$

Le modèle de fonction de masse à support simple et à distribution gaussienne proposé, a été utilisé en vue d'attribuer une masse à chaque élément de G indépendamment des autres éléments, et en vue de prendre en compte la ressemblance d'un pixel à la majorité des pixels appartenant à la classe testée.

- **Fonction de masse combinée**

Pour la DST, la fonction de masse combinée a été réalisée avec la règle de combinaison orthogonale de Dempster de l'équation 3 appliquée aux images associées aux NDVI, MNDWI et NDBal segmentées.

La fonction de masse combinée dans le cas de la DSMT a été réalisée avec la 5^e version de la règle de combinaison à Redistribution Proportionnelle du Conflit (PCR5) ([11]) appliquée aux sources associées images de NDVI, MNDWI et NDBal segmentées.

- ✓ **Mesure de la croyance et évaluation**

- **Mesure de la croyance**

Pour la DST, la mesure de la croyance a été réalisée avec les fonctions de crédibilité (*Bel*) et de Plausibilité (*Pls*) sur les cadres de discernement et de raisonnement. Cela a généré quatre (4) modèles de classification selon la DST : modèle 1 (*Bel* simple) , modèle 2 (*Bel* complet), modèle 3 (*Pls* simple) et modèle 4 (*Pls* complet). Les modèles simples sont élaborés sur le cadre de discernement et les modèles complets sur le cadre de raisonnement.

De même, pour la DSMT quatre (4) modèles ont été développés en appliquant les conditions suivantes, basées sur une contrainte d'intégrité d'exclusion ([11]):

- **Modèle 1:** $E \cap V \cap M = \emptyset$ et classification sur \mathbf{D}^{\oplus}
- **Modèle 2:** $E \cap V \cap M = \emptyset$ avec informations paradoxales et plausibles strictes
- **Modèle 3:** $E \cap V \cap M = \emptyset$ avec informations paradoxales strictes
- **Modèle 4:** $E \cap V \cap M = \emptyset$ et classification sur \mathbf{D}^{\ominus}

Pour la réalisation des classifications associées à ces modèles, des codages ont été élaborés afin de simplifier l'implémentation des algorithmes et codes de programmation sous l'environnement MATLAB ([17]).

- **Evaluation**

L'évaluation dans le cadre de cette étude, pour les modèles de classification réalisés, est fondée d'abord sur une analyse statistique et puis sur une analyse de conformité visuelle. L'analyse statistique est réalisée par une matrice de confusion $M_{cf}(k)$ fondée sur les classes de vérité terrain et celles de l'image combinée par modèle k ($k=1, 2, 3, 4$). Les classes de la vérité terrain sont placées en colonnes tandis que celles de l'image combinée sont en lignes. Le nombre total de pixels par classe pour la vérité terrain est reparti aux classes de l'image combinée. Il est calculé ensuite des indices de performances à partir des équations 25, 26, 27 et 28([2]) :

$$GCR_i = \frac{M_{cf}(i,i)}{N_i}, \quad i = 1,2,3 \quad (\text{Équation 25})$$

$$GCR_{moy} = \frac{\sum_{i=1}^3 GCR_i}{3} \quad (\text{Équation 26})$$

$$ECR_{ji} = \frac{M_{cf}(j,i)}{N_i}, \quad j \neq i \quad (\text{Équation 27})$$

$$ECR_i = \sum_{\substack{j \\ j \neq i}} \frac{M_{cf}(j,i)}{N_i} \quad (\text{Équation 28})$$

Avec :

i : numéro de classe de la vérité terrain

j : numéro de classe de l'image combinée par modèle

N_i : nombre de pixels de la classe i de la vérité terrain

$M_{cf}(j,i)$: nombre de pixels de la classe i de la vérité terrain ayant été affectés après classification à la classe j de l'image combinée par modèle

GCR_i : taux de pixels bien classés de la classe i de la vérité terrain

GCR_{moy} : taux moyen de pixels bien classés de la vérité terrain

ECR_{ji} : taux de pixels mal classés de la classe i de la vérité terrain en classe j de l'image combinée par modèle

ECR_i : taux de pixels mal classés de la classe i de la vérité terrain

L'analyse de conformité visuelle, quant à elle, a consisté à vérifier sur le terrain les correspondances des différentes classes composées fournies par la classification. Des portions de l'image ont été choisies et leurs coordonnées géographiques déterminées, avec lesquelles une vérification sur le terrain est réalisée.

Le modèle final à retenir est celui qui a un taux moyen de pixels bien classés supérieur à 90% et un taux de conformité supérieur à 95%.

4 RÉSULTATS ET DISCUSSIONS

4.1 IMAGES CLASSIFIÉES AVEC LA DST

L'approche proposée par la DST, avec les critères du maximum de crédibilité et du maximum de plausibilité sur les cadres de discernement et de raisonnement, à partir des images segmentées issues des indices $NDVI$, $MNDWI$ et $NDBaI$, a produit quatre images classifiées issues de quatre modèles (figures 2, 3, 4 et 5). L'analyse de ces images à travers les statistiques d'évaluation (tableaux 2, 3, 4 et 5) montre que l'approche selon la DST est satisfaisante pour la classification des surfaces minérales (**M**) et des surfaces aquatiques (**E**) avec des taux de pixels bien classés de **M : 98,42%** et **E : 96,02%** pour le modèle 1, de **M : 97,66%** et **E : 93,33%** pour le modèle 3 et de **M : 95,11%** pour le modèle 4. Par contre, elle n'est pas satisfaisante pour la classification des surfaces minérales (**M**) avec le modèle 2 (**0,00%**), des surfaces végétalisées (**V**) (modèles 1 et 3 : **57,08%** ; modèle 2 : **0,00%** et modèle 4 : **56,70%**) et des surfaces aquatiques (**E**) avec le modèle 2 (**0,00%**) et le modèle 4 (**22,82%**).

Les modèles 2 et 4 mettent en évidence des confusions qui sont des caractéristiques d'ignorances partielles pour la détermination des classes **E**, **V** et **M** dont les plus prononcées sont constatées au niveau du modèle 2. Cela pourrait être dû au critère de décision appliqué, le maximum de crédibilité, qui mesure à quel point les informations produites sont choisies avec pessimisme.

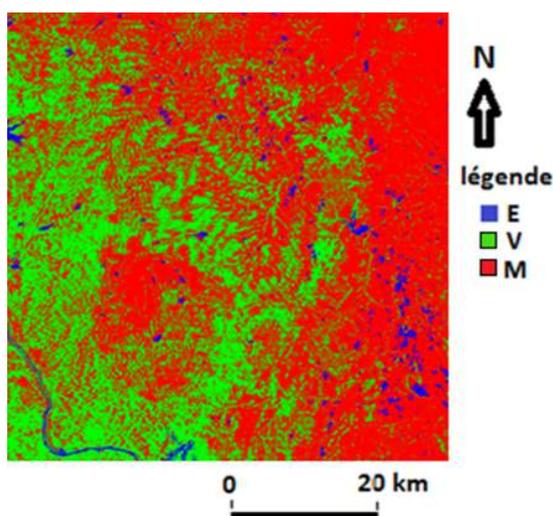


Fig. 2. Image classifiée avec Bel simple

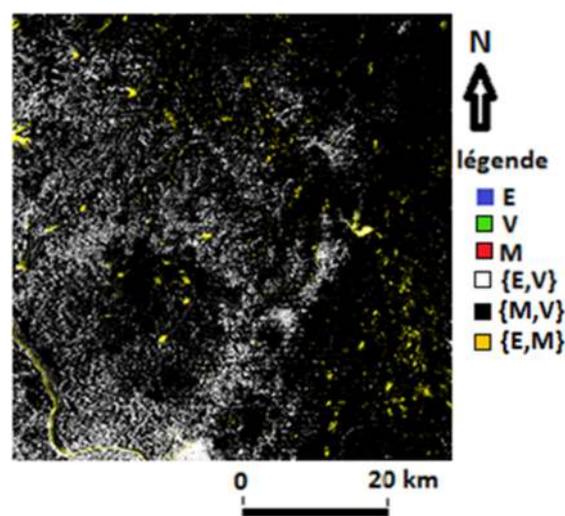


Fig. 3. Image classifiée avec Bel complet

Tableau 2. Statistiques des classes pour le modèle Bel simple

		Vérité terrain		
		E	V	M
Image Bel simple	E	96,02	34,47	0,00
	V	0,00	57,08	1,58
	M	3,98	8,44	98,42
	{E,V}	0,00	0,00	0,00
	{M,V}	0,00	0,00	0,00
	{E,M}	0,00	0,00	0,00
ECR _i		3,98	42,92	1,58
ECR _{moy}		16,16		

Tableau 3. Statistiques des classes pour le modèle Bel complet

		Vérité terrain		
		E	V	M
Image Bel complet	E	0,00	0,00	0,00
	V	0,00	0,00	0,00
	M	0,00	0,00	0,00
	{E,V}	22,82	84,32	1,27
	{M,V}	4,02	14,56	98,73
	{E,M}	73,16	1,12	0,00
ECR _i		100	100	100
ECR _{moy}		100		

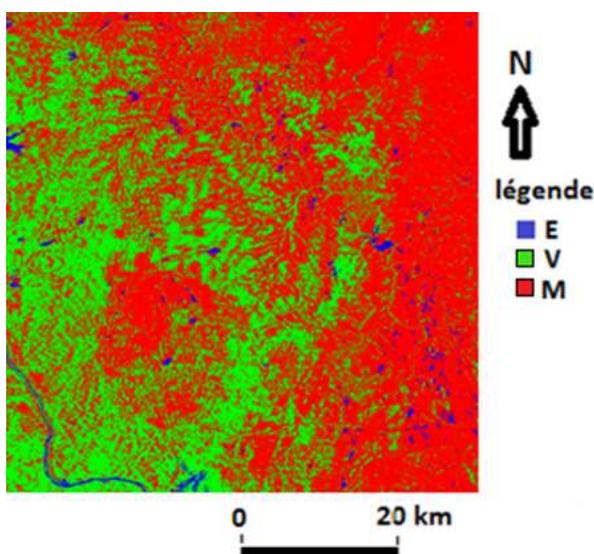


Fig. 4. Image classifiée avec PIs simple

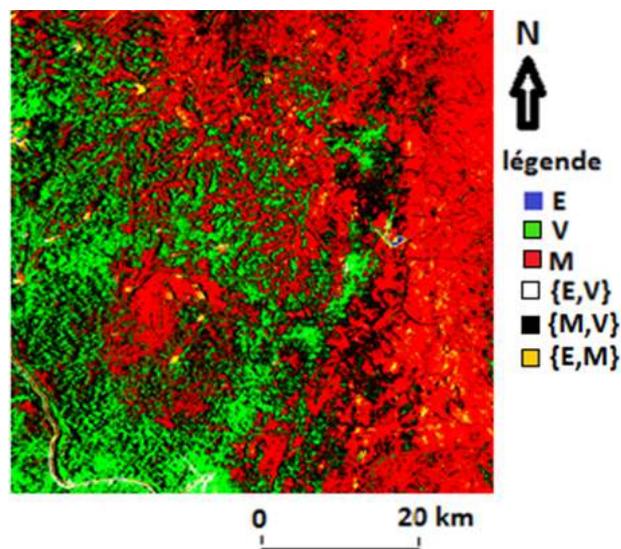


Fig. 5. Image classifiée avec PIs complet

Tableau 4. Statistiques des classes pour le modèle PIs simple

		Vérité terrain		
		E	V	M
Image PIs simple	E	93,33	34,47	0,00
	V	0,00	57,08	2,34
	M	6,67	8,45	97,66
	{E,V}	0,00	0,00	0,00
	{M,V}	0,00	0,00	0,00
	{E,M}	0,00	0,00	0,00
ECR _i		6,67	42,92	2,34
ECR _{moy}		17,31		

Tableau 5. Statistiques des classes pour le modèle PIs complet

		Vérité terrain		
		E	V	M
Image PIs complet	E	22,82	31,87	0,00
	V	0,00	56,70	0,00
	M	0,54	0,00	95,11
	{E,V}	0,00	1,65	0,00
	{M,V}	0,17	8,65	4,89
	{E,M}	76,47	1,12	0,00
ECR _i		77,18	43,30	4,89
ECR _{moy}		41,79		

4.2 IMAGES CLASSIFIÉES AVEC LA DSMT

Les résultats obtenus par l'approche de la DSMT découlent des classifications réalisées avec la combinaison hybride fondée sur la règle PCR5 pour les quatre modèles générés par une contrainte d'intégrité et des simplifications (Figures 6, 7, 8 et 9). L'analyse des statistiques produites par ces modèles indique des taux de pixels bien classés, pour les surfaces végétalisées, les surfaces aquatiques et les surfaces minérales, supérieurs à 90% pour chaque entité et pour les quatre (4) modèles dont le taux

le plus bas est réalisé par les surfaces végétalisées pour chaque modèle. Il ressort de la comparaison avec l'approche de la DST que l'approche de la DSMT donne des résultats plus satisfaisants. Par conséquent, en se référant (**Tableau 10**) aux taux moyens de pixels bien classés et aux taux de conformité des entités sur le terrain selon les quatre (4) modèles proposés de la DSMT, le modèle 1(modèle avec la contrainte d'intégrité d'exclusion $E \cap V \cap M = \emptyset$) a été retenu comme le meilleur modèle parce que présentant, outre un taux moyen de pixels bien classés de **93,34%**, un taux de conformité des entités avec le terrain (**96,37%**) supérieur à ceux des autres modèles implémentés. Ainsi, avec ce modèle une correspondance physique sur le terrain des entités classifiées a été réalisée et présentée par la figure 10.

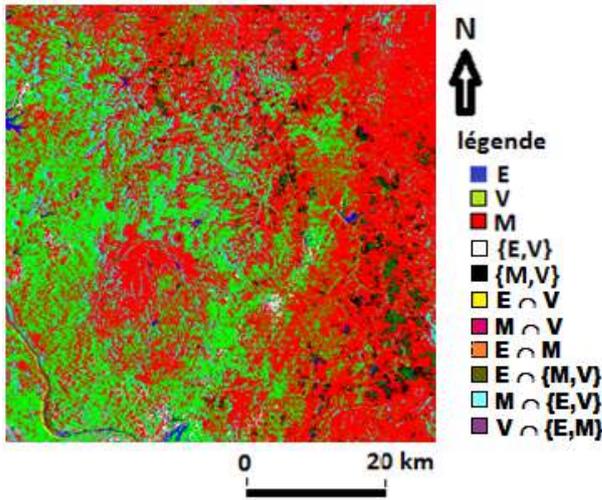


Fig. 6. Image classifiée avec le modèle 1

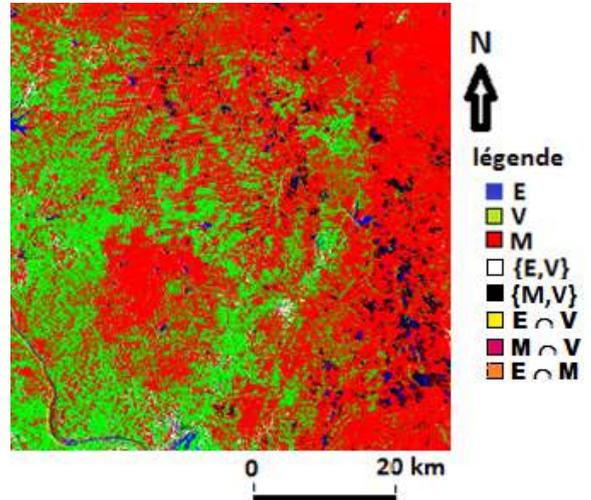


Fig. 7. Image classifiée avec le modèle 2

Tableau 6. Statistiques des classes pour le modèle 1

		Vérité terrain		
		E	V	M
Image classifiée avec le modèle 1	E	94,24	0,00	0,00
	V	0,00	90,67	0,00
	M	0,00	0,11	95,11
	{E,V}	0,00	3,14	0,00
	{M,V}	0,00	4,14	0,00
	{E,M}	0,62	0,00	0,04
	$E \cap V$	0,00	0,91	0,00
	$M \cap V$	0,00	0,00	1,97
	$E \cap M$	4,79	0,00	0,96
	$E \cap \{M,V\}$	0,35	0,00	0,00
	$M \cap \{E,V\}$	0,00	0,00	1,92
	$V \cap \{M,E\}$	0,00	1,02	0,00
	ECR_i		5,76	9,33
ECR_{moy}		6,66		

Tableau 7. Statistiques des classes pour le modèle 2

		Vérité terrain		
		E	V	M
Image classifiée avec le modèle 2	E	94,30	0,00	0,00
	V	0,00	91,19	0,00
	M	0,00	0,17	95,63
	{E,V}	0,00	3,14	1,25
	{M,V}	0,00	4,49	0,02
	{E,M}	0,70	0,00	0,16
	$E \cap V$	0,04	0,91	0,00
	$M \cap V$	0,00	0,09	1,97
	$E \cap M$	4,95	0,00	0,96
	$E \cap \{M,V\}$	0,00	0,00	0,00
	$M \cap \{E,V\}$	0,00	0,00	0,00
$V \cap \{M,E\}$	0,00	0,00	0,00	
ECR_i		5,70	8,81	4,37
ECR_{moy}		6,29		

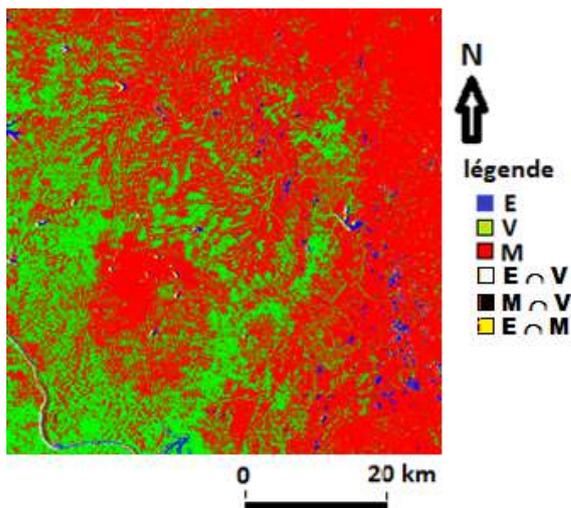


Fig. 8. Image classifiée avec le modèle 3

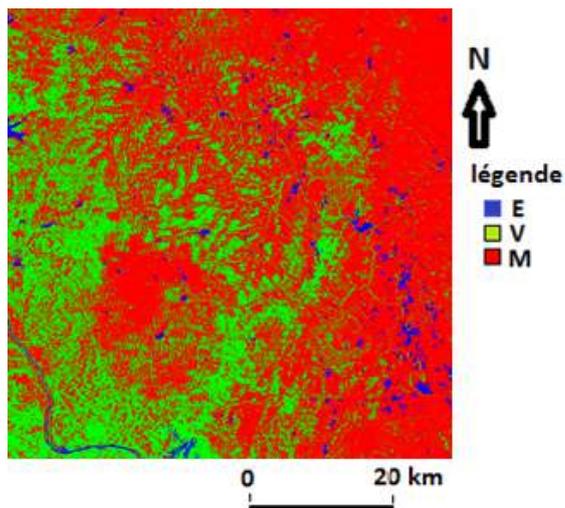


Fig. 9. Image classifiée avec le modèle 4

Tableau 8. Statistiques des classes pour le modèle 3

		Vérité terrain		
		E	V	M
Image classifiée avec le modèle 3	E	94,44	0,00	0,00
	V	0,00	91,27	0,00
	M	0,23	6,41	99,58
	$\{E,V\}$	0,00	0,00	0,00
	$\{M,V\}$	0,00	0,00	0,00
	$\{E,M\}$	0,00	0,00	0,00
	$E \cap V$	0,00	0,99	0,00
	$M \cap V$	0,00	1,32	0,42
	$E \cap M$	5,33	0,00	0,00
	$E \cap \{M,V\}$	0,00	0,00	0,00
	$M \cap \{E,V\}$	0,00	0,00	0,00
	$V \cap \{M,E\}$	0,00	0,00	0,00
ECR_i		5,56	8,73	0,42
ECR_{moy}		4,90		

Tableau 9. Statistiques des classes pour le modèle 4

		Vérité terrain			
		E	V	M	
Image classifiée avec le modèle 4	E	96,02	0,00	0,00	
	V	0,29	91,59	0,40	
	M	3,69	8,41	99,60	
	$\{E,V\}$	0,00	0,00	0,00	
	$\{M,V\}$	0,00	0,00	0,00	
	$\{E,M\}$	0,00	0,00	0,00	
	$E \cap V$	0,00	0,00	0,00	
	$M \cap V$	0,00	0,00	0,00	
	$E \cap M$	0,00	0,00	0,00	
	$E \cap \{M,V\}$	0,00	0,00	0,00	
	$M \cap \{E,V\}$	0,00	0,00	0,00	
	$V \cap \{M,E\}$	0,00	0,00	0,00	
	ECR_i		3,98	8,41	0,40
	ECR_{moy}		4,26		

Tableau 10. Evaluation des modèles selon la DSMT

	Modèle 1	Modèle 2	Modèle 3	Modèle 4
Taux moyen de pixels bien classés (%)	93,34	93,71	95,10	95,74
Taux de conformité des classes sur le terrain (%)	96,37	94,19	91,02	82,00

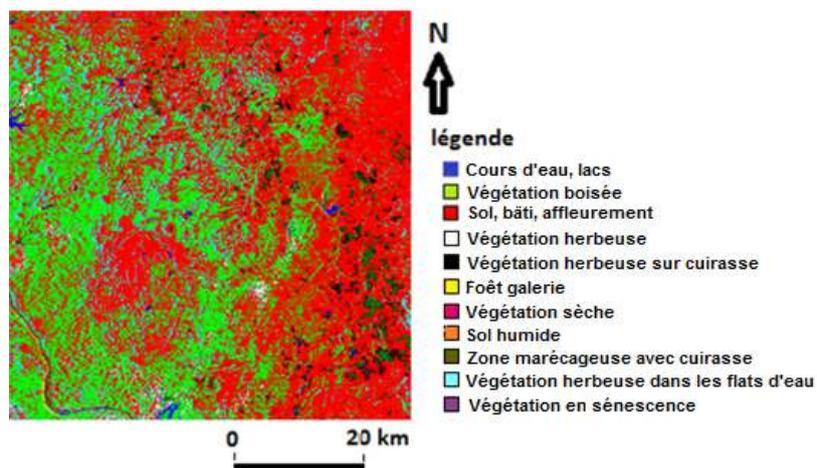


Fig. 10. Correspondance physique sur le terrain des entités classifiées selon le modèle 1 de la DSMT

5 CONCLUSION

Dans cet article, l'objectif était de proposer une démarche de classification non supervisée, fondée sur l'utilisation des indices spectraux NDVI, MNDWI et NDBal, et les théories de Dempster-Shafer et Dezert-Smarandache, pour caractériser les surfaces végétalisées, les surfaces aquatiques et les surfaces minérales.

Nous avons utilisé comme matériel, une zone expérimentale d'étude, dans la zone de transition forêt-savane au centre de la Côte d'Ivoire, des images satellitaires ASTER, les logiciels ENVI 4.7 et MATLAB, un GPS, des cartes topographiques et des coordonnées géographiques de points fixes et d'affleurements.

La méthodologie a consisté d'abord à un conditionnement des images satellitaires ASTER, puis au développement et à l'implémentation de modèles selon la DST et la DSMT pour la réalisation de classification non supervisée, et enfin d'évaluer ces modèles pour en retenir qu'un.

Les résultats qui en découlent montrent que l'approche selon la DST est relativement satisfaisante pour la classification non supervisée des surfaces minérales et des surfaces aquatiques tandis qu'elle ne l'est pas pour les surfaces végétalisées selon tous les modèles proposés. Quant à la DSMT, elle présente des résultats satisfaisants pour tous les modèles proposés. Le modèle avec la contrainte d'intégrité d'exclusion $E \cap V \cap M = \phi$ a été retenu comme le meilleur modèle parce que présentant, outre un taux moyen de pixels bien classés de **93,34%**, un taux de conformité (**96,37%**) avec le terrain supérieur à ceux des autres modèles implémentés.

Toutefois la démarche proposée pourrait être utilisée, avec des aménagements appropriés, à d'autres fins de caractérisation et de cartographie.

REFERENCES

- [1] Chen X.L., Zhao H.M., Li P.X. and Yin Z.Y. (2006), Remote sensing image based on analysis of the relationship between urban heat island and land use/cover changes. *Remote sensing of Environment*, 104, pp 133-146.
- [2] Lei Ji, Li Zhang and Bruce Wylie (2009), Analysis of Dynamic Thresholds for the Normalized Difference Water Index. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol. 75, N° 11, pp. 1307–1317.
- [3] S. Uddin, A.N. Al Ghadban, A. Al Dousari, M. Al Murad & D. Al Shamroukh (2010), A Remote Sensing Classification For Land-Cover Changes And Micro-Climate In Kuwait, S. Uddin et al., *Int. J. Sus. Dev. Plann.* Vol. 0, No. 0, pp1–11
- [4] Martin, A. (2005). La fusion d'informations, Rapport Technique, ENSIETA, 109 p.
- [5] Dubois, D., prade, H., (1988), «Representation and combination of uncertainty with belief functions and possibility measures». *Computational Intelligence*, 4, pp. 244-264.
- [6] Zadeh, L. A., (1968), «Fuzzy algorithm». *Inform. Contr.*, vol. 12, pp. 94-102, 1968.
- [7] Roux, L. et Desachy, J. (1996), Fusion d'un grand nombre de sources : un aperçu général des méthodes disponibles en théorie des possibilités. In *Journée thématiques en fusion d'informations*, Paris, France, GDR-ISIS, pp 45-49.
- [8] Masson, M. H. (2005), Apports de la théorie des possibilités et des fonctions de croyance à l'analyse des données imprécises. HDR, Université de Technologie de Compiègne (UTC), France, 126p.

- [9] Abbas N. (2009). Développement de modèles de fusion et de classification contextuelle d'images satellitaires par la théorie de l'évidence et la théorie du raisonnement plausible et paradoxal. Thèse de Magister en traitement du signal et des images, USTHB, Alger, Algérie, 76 p.
- [10] Dempster A. (1967). Upper and Lower probabilities Induced by Multivalued Mapping. *Ann. Math. Statist.*, pp 325-339.
- [11] Djiknavorian, P. (2008), Fusion d'informations dans un cadre de raisonnement de Dezert-Smarandache appliquée sur des rapports de capteurs ESM sous le STANAG 1241. Mémoire de maîtrise génie électrique, Faculté des études supérieures de l'Université Laval, 235p.
- [12] Rouse J.W., Haas R.H., Schell J.A., Deering D.W. (1973), Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. Third 80 ERTS symposium, NASA SP-351, pp. 309-317.
- [13] Hanqiu Xu (2006), Modification of Normalized Difference Water Index (MNDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 27, N° 14, pp 3025-3033
- [14] Zhao H.M. and Chen X.L. (2005), Use of Normalized Difference Bareness Index in Quickly Mapping Bare Areas from TM/ETM+. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Seoul, Korea, Volume 3, pp. 1666-1668.
- [15] Xiao-Ling, C., Hong-Mei, Z., Ping-Xiang, L., Zhi-Yong, Y. (2006). Remote sensing image-based analysis of the relationship between urban heat island and land use/cover changes, *ScienceDirect, Remote Sensing of Environment*, 104 (2006) pp 133-146
- [16] Szilard Szabo, Zoltan Gacsi, Boglarka Balazs (2016), Specific Features of NDVI, NDWI and MNDWI as reflected in land cover categories, *Landscape & Environment*, 10(3-4), doi:10.21120/LE/10/3-4/13, pp 194-202
- [17] Okaingni, J-C., Ouattara, S., Kouassi, A.F., Koné, A., Vangah, W.J., Clement, A. (2017), Application of the Dempster-Shafer Theory to the Classification of Pixels from Aster Satellite Images and Spectral Indices. *Journal of Applied Mathematics and Physics*, 5 (7), 1462-1477. ISSN Print: 2327-4352 ; ISSN Online: 2327-4379. <https://doi.org/10.4236/jamp.2017.57120>
- [18] Okaingni, J-C., Ouattara, S., Kouassi, A., Vangah, W.J., Koffi, A. K., Clement, A. (2017), Modeling and characterization of vegetation, aquatic and mineral surfaces using the theory of plausible and paradoxical reasoning from satellite images: Case of the Toumodi-Yamoussoukro-Tiébissou zone in V baoulé (Côte d'Ivoire). *Open Journal of Applied Sciences*, 7 (10), 520-536. ISSN Print: 2165-3917 ; ISSN Online: 2165-3925. <https://doi.org/10.4236/ojapps.2017.710038>.