

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE DES SCIENCES ET DE LA TECHNOLOGIE
« HOUARI BOUMEDIENE »
FACULTE D' ELECTRONIQUE ET D'INFORMATIQUE



MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du diplôme de **MAGISTER**

EN ELECTRONIQUE

Spécialité : Traitement du Signal et des Images

Par : **ABDENOUR BOUAKACHE**

Sujet

**FUSION DES IMAGES SATELLITAIRES PAR LA
THEORIE D'EVIDENCE ET LA THEORIE DU
RAISONNEMENT PLAUSIBLE ET PARADOXAL**

Soutenu publiquement le **17/12/2005**, devant le jury composé de :

Mr. A. ADANE	Professeur à l'USTHB	Président
Mme. A. BELHADJ-AISSA	Professeur à l'USTHB	Directeur de Thèse
Mr. T. IFTENE	Maître de Recherche au CNTS d'Arzew	Examineur
Mr. S. CHITROUB	Maître de Conférences à l'USTHB	Examineur
Mlle. R. KHEDAM	Attachée de Recherche à l'USTHB	Invitée

Dédicace

À ma très chère famille

Remerciements

Le travail présenté dans ce mémoire est réalisé au Laboratoire de Traitement d'Images et Rayonnement (LTIR) de la Faculté d'Electronique et d'Informatique (FEI) de l'USTHB. Il s'inscrit dans le cadre de la préparation d'un Magister en Traitement du signal et d'Images.

Je tiens en premier lieu à remercier sincèrement mon responsable de mémoire de Magister en l'occurrence Madame le Professeur A. BELHADJ-AISSA, pour avoir proposé et dirigé ce travail, pour m'avoir accueilli dans son équipe et donné les moyens d'effectuer mon travail de recherche dans de très bonnes conditions et pour son soutien et ses encouragements pendant toute la durée de ce mémoire.

Je tiens à remercier vivement Mademoiselle R. KHEDAM, Attachée de Recherche au LTIR de la FEI de l'USTHB, dont l'apport a été considérable durant toute la période de l'élaboration de ce mémoire. Je la remercie d'avoir accepté de suivre mon travail, et qui par ses remarques précises, ses conseils précieux, ses critiques constructives et ses encouragements constants, m'a beaucoup aidé à mener à terme ce travail. Aussi, je la remercie d'avoir accepté de participer au jury de ce mémoire.

Je voudrais remercier tout particulièrement Monsieur le Professeur Y. SMARA, pour son soutien, ses encouragements et ses remarques pendant toute la durée de mon mémoire et pour avoir accepté de corriger mon manuscrit.

Je tiens à exprimer ma reconnaissance à Monsieur A. ADANE, Professeur à l'USTHB, pour l'honneur qu'il me fait en acceptant de présider le jury de ce mémoire.

J'exprime mes vifs remerciements à Monsieur T. IFTENE, Maître de Recherche au Centre National des Techniques Spatiales (C.N.T.S) d'Arzew (Oran) et Monsieur S. CHITROUB, Maître de Conférences à l'USTHB, pour avoir accepté de faire partie du jury de ce mémoire.

Je tiens à témoigner ma profonde gratitude à l'Agence Universitaire de la Francophonie (AUF) pour m'avoir octroyé une bourse doctorale qui m'a permis d'effectuer un stage de quatre mois au sein du département Image et Traitement de l'Information (ITI) de l'Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications de Bretagne (ENSTB) en France.

J'exprime toute ma reconnaissance à Monsieur le Professeur B. SOLAIMAN, chef du département ITI de l'ENSTB, pour avoir accepté de m'accueillir pour une durée de quatre mois au sein de son département et de m'avoir fourni de bonnes conditions de travail.

Je remercie chaleureusement Monsieur G. MERCIER, Maître de Conférences à l'ENSTB pour avoir accepté de suivre mon travail et qui par ses remarques et ses conseils, m'a aidé à aborder le cas exhaustif des théories de la DST et de la DSMT et aussi à développer le modèle d'Appriou. Je le remercie de m'avoir fait découvrir ce nouvel axe de recherche.

Mes vifs remerciements vont également à mes collègues stagiaires et mes camarades thésards qui m'ont accompagné au cours du stage effectué au sein de l'ENSTB, pour leur soutien et leur amitié, plus particulièrement Monsieur B. ABDELATIF.

Un grand merci à Monsieur R. BEN HADJ pour son soutien, ses encouragements et sa grande amitié.

Mes remerciements vont également à tous les membres du laboratoire LTIR de la FEI de l'USTHB, pour leur sympathie et la bonne ambiance permanente au laboratoire.

SOMMAIRE

INTRODUCTION GENERALE	1
------------------------------	----------

CHAPITRE I **NOTIONS SUR LA CLASSIFICATION ET LA FUSION DES IMAGES** **SATELLITAIRES**

INTRODUCTION	5
I. GENERALITES	5
I.1. Les attributs d'un pixel	5
I.2. Les attributs d'une image	6
I.3. Résolutions d'images	6
II. ANALYSE NUMERIQUE DES IMAGES	8
II.1. Analyse qualitative	8
II.2. Analyse quantitative	8
III. CLASSIFICATION DES DONNEES SATELLITAIRES	9
III.1. Classification supervisée	10
III.2. Classification non supervisée	12
IV. FUSION DES IMAGES SATELLITAIRES	13
IV.1. Niveaux de fusion de données	14
IV.2. Schémas fonctionnels de la fusion multisources, multitemporelle et multiéchelles	16
V. CONCLUSION	19

CHAPITRE II **PRESENTATION DE LA THEORIE D'EVIDENCE ET LA THEORIE DU** **RAISONNEMENT PLAUSIBLE ET PARADOXAL APPLIQUEES A LA FUSION DE** **DONNEES**

INTRODUCTION	21
I. APPROCHES PROBABILITES ET STATISTIQUES	22
II. APPROCHE EVIDENTIELLE DE DEMPSTER SHAFER	24
II.1. Formalisme mathématique	25
II.2. Estimation des fonctions de masse	32
II.□. Combinaison des fonctions de masse	38
II.3.1. Règle orthogonale de Dempster	38
II.3.2. Combinaison de Smets	41
II.3.3. Combinaison de Yager	42
II.3.4. Combinaison adaptative	42
II.3.5. Combinaison disjonctive	43
II.3.6. Combinaison de Hedging	43
II.3.7. Combinaison de Murphy	44

II.4. Prise de décision	44
II.4.1. Maximum de plausibilité	44
II.4.2. Maximum de crédibilité	45
II.4.3. Maximum de crédibilité sans recouvrement des intervalles de confiance	45
II.4.4. Maximum de crédibilité avec rejet	45
II.4.5. Fonction de coût et risque pignistique	46
II.5. Limite de l'approche évidentielle	48
III APPROCHE DU RAISONNEMENT PLAUSIBLE ET PARADOXAL (DSmT)	48
III.1. Cadre de discernement	49
III.2. Génération des ensembles	49
III.3. Jeu de masse généralisé	51
III.4. Fonctions de crédibilité et de plausibilité généralisées	52
III.5. Règle de combinaison de Dezert	52
IV. COMPARAISON ENTRE LA DST ET LA DSmT	52
V. CONCLUSION	53

CHAPITRE III

AMELIORATION DE LA CARTE D'OCCUPATION DU SOL PAR LA DST ET LA DSmT

INTRODUCTION	56
I. DESCRIPTION DU SITE D'ETUDE	58
II. FUSION ET CLASSIFICATION MULTISPECTRALES PAR LA DST	60
II.1. Méthodologie	60
II.2. Résultats	67
II.3. Limite de la DST	70
III. FUSION ET CLASSIFICATION MULTISPECTRALES PAR DA DSmT	70
III.1. Méthodologie	70
III.2. Résultats	72
IV. COMPARAISON ENTRE LA DST ET LA DSmT	74
V. CONCLUSION	75

CHAPITRE IV

ETABLISSEMENT DE LA CARTE DE CHANGEMENTS PAR LA DST ET LA DSmT

INTRODUCTION	77
I. PRETRAITEMENT DES DONNEES UTILISEES	77
I.1. Correction géométrique et géoréférencement	78
I.2. Correction et normalisation radiométrique	78
II. ETABLISSEMENT DE LA CARTE DE CHANGEMENTS	78
II.1. Détection de changements par la DST	79
II.2. Détection de changements par la DSmT	84
III. COMPARAISON ENTRE LES CARTES OBTENUES PAR LA DST ET LA DSmT	88

IV. CONCLUSION	88
CONCLUSION GENERALE	90
ANNEXE A VALIDATION DE L’HYPER POWER SET	92
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES	95

LISTE DES FIGURES

CHAPITRE I

- Figure I.1 :** Analyse qualitative et quantitative des données satellitaires
Figure I.2 : Principe de la classification d'images satellitaires
Figure I.3 : Fusion des données satellitaires
Figure I.4 : Les niveaux de fusion d'images satellitaires
Figure I.5 : Fusion multisources des images satellitaires
Figure I.6 : Fusion multisources multitemporelle des images satellitaires
Figure I.7 : Fusion multiéchelle des images satellitaires

CHAPITRE II

- Figure II.1 :** Intervalle de confiance
Figure II.2 : Exemple sur la mesure des masses des éléments simples et composés
Figure II.3 : Estimation des fonctions de masses
Figure II.4 : Modèle de probabilité inférieure et supérieure
Figure II.5 : Modèle consonnant (Théorie des possibilités)
Figure II.6 : Modèle dissonant
Figure II.7 : Règles de décision
Figure II.8 : Cadre de discernement généralisé pour $n = 3$
Figure II.9 : Cadre de discernement généralisé pour $n = 4$

CHAPITRE III

- Figure III.1 :** Méthodologie suivie pour l'élaboration de la carte d'occupation du sol
Figure III.2 : Composition colorée de la scène d'Alger SPOT 1997
Figure III.3 : Composition colorée de la scène d'Alger ETM+ 2001
Figure III.4 : Base d'apprentissage de la scène d'Alger SPOT 1997
Figure III.5 : Base de contrôle de la scène d'Alger SPOT 1997
Figure III.6 : Base d'apprentissage de la scène d'Alger ETM+ 2001
Figure III.7 : Base de contrôle de la scène d'Alger ETM+ 2001
Figure III.8 : Résultat de la classification bayésienne par le MVS de la scène d'Alger SPOT 1997
Figure III.9 : Résultat de la classification bayésienne par le MVS de la scène d'Alger ETM+ 2001
Figure III.10 : La procédure de classification par la DST
Figure III.11 : Image conflit entre les classes
Figure III.12 : Résultat de la classification par la DST pour un seuil = 0.44
Figure III.13 : Résultat de la classification par la DST pour un seuil = 0.465
Figure III.14 : Résultat de la classification par la DST pour un seuil = 0.49
Figure III.15 : Résultat de la classification par la DSMT pour un paradoxe minimal=0.54
Figure III.16 : Résultat de la classification par la DSMT pour un paradoxe moyen=0.645
Figure III.17 : Résultat de la classification par la DSMT pour un paradoxe maximal=0.75

CHAPITRE IV

- Figure IV.1 :** Méthodologie suivie pour l'établissement de la carte de changements de sol
Figure IV.2 : Image conflit entre 1997 et 2001.

Figure IV.3 : La carte de changements entre 1997 et 2001 pour un seuil = 0.293
Figure IV.4 : La carte de changements entre 1997 et 2001 pour un seuil = 0.603
Figure IV.5 : La carte de changements entre 1997 et 2001 pour un seuil = 0.913
Figure IV.6 : La carte de changements binaire entre 1997 et 2001 pour un seuil = 0.603
Figure IV.7 : La carte de changements binaire entre 1997 et 2001(cadre bayésien)
Figure IV.8 : La carte de changements pour une incertitude minimale sur le paradoxe =0.57
Figure IV.9 : La carte de changements pour une incertitude moyenne sur le paradoxe=0.645
Figure IV.10 : La carte de changements pour une incertitude maximale sur le paradoxe =0.71
Figure IV.11 : La carte de changements binaire pour une incertitude moyenne sur le paradoxe moyen=0.465
Figure IV.12 : La carte de changements binaire entre 1997 et 2001(cadre bayésien)

LISTE DES TABLEAUX

CHAPITRE II

Tableau I.1 : Nature, cause et origine de l'incertitude
Tableau II.2 : Combinaison des masses affectées aux hypothèses par la règle de Dempster
Tableau II.3 : Exemple d'application de la règle de Dempster
Tableau II.4 : Comparaison entre la DST et la DSMT

CHAPITRE III

Tableau III.1 : Analogie entre les notions de la DST et les notions du traitement d'images
Tableau III.2 : Analogie entre les notions de la DSMT et les notions du traitement d'images
Tableau III.3 : Thèmes et nombre de pixels de chaque classe de la scène du site d'étude (ETM+2001)
Tableau III.4 : Matrice de confusion de la scène d'Alger SPOT 1997 avec TMBC = 95.35%
Tableau III.5 : Matrice de confusion de la scène d'Alger ETM+ 2001 avec TMBC = 78.70%
Tableau III.6: Considération des unions de classes à partir de la matrice de confusion
Tableau III.7 : L'estimation des masses des classes simples et composées associées à chaque source d'information
Tableau III.8 : Comparaison entre les résultats de la DST et du MVS
Tableau III.9 : Comparaison entre les résultats de la DSMT et du MVS

CHAPITRE IV

Tableau IV. 1 : Les classes dans le résultat de la figure IV.4
Tableau IV.2 : Scénario temporel éventuel de la région d'Alger entre 1997 et 2001
Tableau IV.3 : Transition des classes entre 1997 et 2001
Tableau IV. 4 : Les classes dans le résultat de la figure IV.9

ANNEXE

Table N° A.1 : Les propositions $A_i \cup A_j$ pour $i, j = 1, \dots, 18$.
Table N° A.2 : Les propositions $A_i \cap A_j$ pour $i, j = 1, \dots, 18$.

Résumé :

Dans notre mémoire, nous avons présenté et mis en œuvre la théorie d'évidence de Dempster-Shafer, appelée Dempster Shafer Theory (DST), et la théorie du raisonnement plausible et paradoxal de Dezert-Smarandache, appelée Dezert Smarandache Theory (DSmT), puis appliqué ces deux théories à la fusion et à la classification multisources multitemporelles des images satellitaires.

Le but de ce travail est l'amélioration de la carte d'occupation du sol et l'établissement de la carte des changements par la théorie d'évidence et la théorie du raisonnement plausible et paradoxal, en utilisant des images satellitaires multisources multitemporelles .

Le premier problème auquel nous avons été confrontés est l'estimation des fonctions de masses de l'approche évidentielle à partir des densités de probabilité de l'approche bayésienne et les données statistiques disponibles. Nous avons, alors, proposé et développé un modèle de transfert pour l'estimation de ces masses en utilisant le modèle des masses dissonantes d'Appriou.

Pour l'amélioration de la carte d'occupation du sol, nous avons fusionné toutes les informations susceptibles d'être apportées par les différentes sources de la scène à classifier. Ces sources représentent les classes thématiques définies préalablement. Nous avons appliqué la somme orthogonale de Dempster entre les différentes sources et pour décider de l'appartenance d'un pixel à une classe donnée, nous avons choisi la règle de décision du maximum de crédibilité. Ainsi, nous avons obtenu une partition avec des zones certaines (classes simples) et des zones d'ignorance (union des classes).

Aussi, nous avons appliqué la DST pour établir la carte des changements du site d'étude entre 1997 et 2001. Pour cela, nous avons fusionné deux images multisources multitemporelles. Ainsi, nous avons obtenu une carte de changements à partir du conflit qui modélise la dynamique temporelle du paysage, l'apport des sources d'acquisition (HRV de SPOT et ETM+ de Landsat) et les perturbations atmosphériques.

La méthode de la DST a permis de pallier au problème de l'ambiguïté et de l'imprécision aux niveaux des classes. Cependant, lorsque le conflit entre les différentes classes est important, l'application de la DST n'est plus possible d'où l'intérêt de la DSmT.

Contrairement à la DST, la DSmT permet une amélioration de la carte d'occupation du sol et l'établissement de la carte de changements indépendamment du conflit existant entre les classes et celui de la dynamique temporelle. En effet, la fusion par la DSmT s'opère en intégrant dans l'ensemble de discernement de la DST, le paradoxe qui existe entre les classes et qui représente l'intersection entre ces différentes classes. Par conséquent, les résultats de la fusion par la DSmT génèrent des classes intermédiaires entre les classes thématiques qui représentent la réalité terrain.

Mots Clés :

Théorie de Dempster-Shafer, théorie de Dezert-Smarandache, classification multispectrale, fusion multisources multitemporelle, crédibilité, plausibilité, masses dissonantes, raisonnement paradoxal, somme orthogonale.

INTRODUCTION GENERALE

La fusion de données est un domaine aux applications encore récentes permettant d'exploiter le caractère redondant et complémentaire contenu dans les données. Elle doit prendre en compte des sources d'information de plus en plus nombreuses et variées.

La fusion d'un nombre croissant de données nécessite de faire face à un problème de cohérence entre les sources. Lorsque ces dernières sont nombreuses, il devient plus difficile d'obtenir toujours un avis commun concordant avec toutes les sources, certaines sources peuvent être moins fiables que d'autre et créent des conflits avec des sources plus sûres. Donc, la fusion doit tenir compte de la diversité des sources, de leurs imperfections en essayant de pallier les faiblesses de certaines avec les points forts des autres et de réduire l'imprécision des données issues de chaque source

Avec l'augmentation du volume et la diversité des données, le développement de méthodes qui tiennent compte de l'incertitude et de l'imprécision s'avère nécessaire. L'incertitude est induite par les dispositifs d'acquisition et les perturbations atmosphériques, ce qui conduit à interpréter l'image comme le résultat d'un phénomène aléatoire. Par contre, l'imprécision est une incertitude liée aux connaissances incomplètes.

Pour remédier à ce problème, la théorie la plus exploitée dans la littérature est la théorie des probabilités associée à la théorie bayésienne de la décision. L'information est modélisée par une probabilité conditionnelle. Néanmoins, et malgré les bases mathématiques solides des méthodes probabilistes, ces méthodes sont également l'objet de critiques et souffrent de plusieurs inconvénients. Tout d'abord, si elles représentent bien l'incertitude qui entache l'information, elles ne permettent pas aisément de représenter son imprécision, et elles conduisent souvent à confondre ces deux notions. Ensuite, lors de l'apprentissage, elles nécessitent la vérification des contraintes très strictes par les mesures et par l'ensemble des classes considéré (exhaustivité). Ces contraintes peuvent rendre l'apprentissage très délicat. Par ailleurs, la modélisation probabiliste permet de raisonner sur des singletons seulement, qui représentent les différentes hypothèses (classes), sous la contrainte du monde fermé.

De telles contraintes peuvent être minimisées, en utilisant de nouvelles théories plus réalistes comme la théorie d'évidence développée par Dempster et Shafer [SHA, 1979], [SME, 1990], la théorie probabiliste [CHA, 1995], la théorie des possibilités développée par Dubois et Prade [DEN, 1997], la théorie des ensembles flous développée par L. Zadeh [BLO, 2003] ou la théorie du raisonnement plausible et paradoxal développée par Dezert et Smarandache [SMD, 2004]. Selon les objectifs recherchés, la fusion des images peut alors s'opérer à différents niveaux grâce à de telles approches.

Pour nos travaux de recherche, nous avons mis en œuvre et appliqué la théorie d'évidence de Dempster-Shafer (DST) et la théorie du raisonnement plausible et paradoxal de Dezert-Smarandache (DSmT) pour la fusion et la classification multisources multitemporelles des images satellitaires. Ces deux théories peuvent être considérées comme une extension à la théorie probabiliste car elles reposent sur un fondement théorique plus large.

Le but de ce travail est l'amélioration de la carte d'occupation du sol et l'établissement de la carte de changements par un processus de fusion des images satellitaires optiques couvrant la zone d'étude située à l'est d'Alger.

Ainsi notre mémoire se présentera comme suit :

Dans le premier chapitre, nous donnerons quelques généralités sur la classification et la fusion des images satellitaires.

Dans le deuxième chapitre, nous présenterons trois approches de fusion. Nous commencerons par la présentation de l'approche probabiliste, ensuite, l'approche évidentielle de Dempster-Shafer et enfin, l'approche du raisonnement plausible et paradoxal de Dezert-Smarandache. Après l'introduction des formalismes mathématiques de ces théories, nous donnerons les différentes possibilités d'estimation des masses (degré de confiance) pour une hypothèse à partir des informations statistiques. Nous décrirons le modèle de transfert que nous proposons pour la prise en compte de l'imprécision liée à nos connaissances et l'affaiblissement des sources d'informations. Puis, nous exposerons les différentes méthodes de combinaison conjointe pour la fusion de sources indépendantes, et les différentes règles de décision sur l'appartenance d'un pixel à une classe donnée.

Dans le troisième chapitre, les approches proposées seront appliquées à la fusion des classes thématiques de l'image multispectrale pour l'amélioration de la carte d'occupation du sol. Pour cela, nous adapterons le modèle de transfert proposé par Appriou [APP, 1999] et que nous avons développé dans le chapitre II à notre jeu de données pour l'estimation des masses associées aux classes de l'image.

Dans le quatrième chapitre, les approches proposées seront appliquées à la fusion des images multisources et multitemporelles. L'exploitation de ces données a comme principal objectif de détecter des changements temporels du terrain, pour établir la carte de changements du site d'étude, en utilisant deux images multisources multitemporelles, la première est acquise par le capteur HRV du satellite SPOT en 1997 et la deuxième est acquise par le capteur ETM+ de satellite LandSat 7 en 2001. Nous comparons les résultats des deux approches, ainsi qu'avec le résultat du maximum de vraisemblance.

Nous terminons ce mémoire par une conclusion générale où nous rappelons les différentes méthodes développées et proposons les perspectives éventuelles à ce travail.

CHAPITRE I

NOTIONS SUR LA CLASSIFICATION ET LA FUSION DES IMAGES SATELLITAIRES

En télédétection, la classification des images satellitaires s'est distinguée comme une technique consistant à regrouper, dans une même entité ou classe, tous les pixels ayant la même signature d'attributs tout en respectant leur position spatiale. Et vu l'augmentation du nombre de données en télédétection provenant de divers capteurs, la fusion s'est imposée comme un processus de combinaison d'informations distinctes faisant appel dans certaines applications aux procédures de classification.

Ce chapitre résume en premier lieu, les différentes méthodes de classification supervisée et non supervisée, et en deuxième lieu les différentes techniques de la fusion des images satellitaires.

INTRODUCTION

La télédétection est la technique qui, par l'acquisition d'images, permet d'obtenir de l'information sur la surface terrestre sans contact direct avec celle-ci. Elle englobe tout le processus qui consiste à capter et à enregistrer l'énergie d'un rayonnement électromagnétique (émis ou réfléchi), à traiter et à analyser l'information, pour ensuite mettre en application cette information. En fonction des sources de rayonnement, on distingue deux types de télédétection : la télédétection passive et la télédétection active. La première fait appel à la source naturelle de rayonnement (soleil) alors que la seconde exige la mise en œuvre d'une source artificielle de rayonnement (laser et radar) embarquée à bord du satellite, émettant vers la région observée et qui reçoit le signal réfléchi.

Nous donnons dans ce qui suit, quelques notions générales sur la télédétection et le traitement d'images.

I. GENERALITES

Une image peut être considérée comme une fonction $f(i, j)$ à deux variables réelles. Cette fonction a une valeur bornée M positive ou nulle à l'intérieur du domaine de définition D , tel que :

$$0 \leq f(i, j) \leq M \quad \forall (i, j) \in D \quad (\text{I.1})$$

La plus petite surface homogène enregistrée dans l'image, est appelée « pixel ». La grandeur physique associée à chaque pixel est donc la valeur moyenne des réponses des éléments du sol, contenus dans la surface du pixel visé ; il est repéré par ces coordonnées spatiales (i, j) .

I.1. Les attributs d'un pixel

Pour chaque pixel $x(i, j)$ d'une image satellitaire, est associée une troisième dimension dite « attribut ». Un attribut est une propriété qui permet de décrire le pixel. Il diffère selon le type d'images, nous distinguons les attributs suivants :

I.1.1. La signature spectrale

La signature spectrale, appelée aussi *attribut spectral*, est relative aux données satellitaires optiques. Elle représente la réflectance de l'objet dans les différentes longueurs d'onde du spectre électromagnétique.

I.1.2. La signature polarimétrique

La signature polarimétrique, appelée aussi *attribut polarimétrique*, est relative aux données satellitaires radar. Elle représente la rétrodiffusion d'une cible suivant les quatre polarisations (HH, HV, VH, VV) du radar polarimètre.

I.1.3. La signature fréquentielle

La signature fréquentielle, appelée aussi *attribut fréquentiel*, est relative généralement aux données satellitaires radar. Elle représente la rétrodiffusion d'une cible suivant les différentes bandes de fréquence (bande L, bande P, bande X, etc) du radar.

Les signatures, spectrale, polarimétrique et fréquentielle sont les attributs principaux pour la caractérisation d'un pixel. Or, en télédétection, la caractérisation d'un pixel par l'un de ces attributs seulement, n'est pas suffisante. Le pixel n'est parfaitement défini qu'une fois remplacé dans son contexte. Généralement, l'attribut contextuel s'ajoute aux autres attributs pour une meilleure définition du pixel.

I.1.4. L'attribut contextuel

L'attribut contextuel donne une information sur le contexte du pixel. En plus du contexte spectral (polarimétrique ou fréquentiel), on définit deux autres contextes : le contexte spatial représenté par un attribut spatial et le contexte temporel représenté par un attribut temporel.

I.1.4.1. L'attribut spatial

L'attribut spatial est défini pour chaque pixel de l'image satellitaire. Il caractérise l'influence du voisinage sur le pixel. Plusieurs outils sont utilisés pour modéliser le contexte spatial, on cite notamment, la texture et les champs aléatoires de Markov.

I.1.4.2. L'attribut temporel

L'attribut temporel est défini pour les images diachroniques (multidates ou multitemporelles) représentant la même scène. Ces images contiennent deux types d'informations : une information correspondant aux états de surface invariants à l'échelle humaine, et une autre information qui est variable dans l'espace des temps, par exemple l'évolution d'un champ agricole pendant les quatre saisons.

I.2. Les attributs d'une image

Comme pour le pixel, les attributs d'une image sont les caractéristiques qui permettent de décrire l'image. Les attributs les plus importants sont, les contours qui définissent toutes les transitions dans l'image, telles que les routes et les structures linéaires, et les classes qui définissent les thèmes au sol, tels que la végétation, l'urbain et la mer.

I.3. Résolutions d'images

I.3.1. Résolution spatiale

Pour certains instruments de télédétection, la distance entre la cible observée et la plateforme joue un rôle important puisqu'elle détermine la grandeur de la région observée et le

détail qu'il sera possible d'obtenir. Un capteur placé sur une plate-forme éloignée de la cible pourra observer une plus grande région, mais ne sera pas en mesure de fournir beaucoup de détails. Le détail qu'il est possible de discerner sur une image dépend de la résolution spatiale du capteur utilisé. La résolution spatiale est la dimension du plus petit élément qu'il est possible de discerner. Pour un capteur passif, la résolution spatiale dépend principalement de son champ de vision instantanée (CVI ou IFOV)

I.3.2. La résolution spectrale

La résolution spectrale est définie de deux manières : La première décrit la capacité d'un capteur à utiliser de petites fenêtres de longueurs d'onde du spectre électromagnétique. Plus la résolution spectrale est fine, plus les fenêtres des différents canaux du capteur sont étroites. Plusieurs instruments de télédétection peuvent enregistrer l'énergie reçue selon des intervalles de longueurs d'onde à différentes résolutions spectrales. Ces instruments sont appelés capteurs multispectraux. La deuxième décrit le nombre de capteurs multispectraux embarqués au bord du satellite.

I.3.3. La résolution radiométrique

L'arrangement des pixels décrit les structures spatiales d'une image, tandis que les caractéristiques radiométriques décrivent l'information contenue dans une image. Chaque fois qu'une image est captée par un capteur, sa sensibilité à l'intensité de l'énergie électromagnétique détermine la résolution radiométrique. Plus la résolution radiométrique d'un capteur est fine, plus le capteur est sensible à de petites différences dans l'intensité de l'énergie reçue. La gamme de longueurs d'onde à l'intérieur de laquelle un capteur est sensible se nomme plage.

I.3.4. La résolution temporelle

En plus de la résolution spatiale, spectrale et radiométrique, l'autre concept important en télédétection est celui de la résolution temporelle, C'est la capacité d'un capteur de revoir la même scène dans le temps. Le facteur temps est important en télédétection lorsque :

- ✓ La couverture nuageuse est persistante (par exemple sous les tropiques), ce qui limite les moments où il est possible d'observer la surface;
- ✓ La surveillance de phénomènes est de courte durée (inondations, déversements d'hydrocarbures, etc.);
- ✓ Le besoin d'images multitemporelles est indispensable (par exemple, pour étudier d'une année à l'autre, l'étendue d'une maladie s'attaquant aux forêts);

- ✓ Les changements temporels dans l'apparence d'une caractéristique sont utilisés pour différencier celle-ci d'une autre caractéristique similaire (par exemple, pour faire la différence entre les cultures de blé et de maïs).

II. ANALYSE NUMERIQUE DES IMAGES

Pour tirer avantage des données de télédétection, il faut être en mesure d'en extraire l'information significative à partir d'une analyse et d'une interprétation du contenu de ces images. L'information utile recherchée est définie comme étant toute structure ou objet observable dans une image.

L'objectif principal de l'analyse d'images est d'établir une nouvelle représentation de l'information télédétectée et ce à partir d'un espace multidimensionnel représentatif des images. Le résultat des approches d'analyse d'images est, soit qualitatif et conduisant à un support pour la photo-interprétation et contenant un maximum d'informations pertinentes pour la description des objets, soit quantitatif et conduisant à la reconnaissance, la classification et l'identification des entités au sol.

II.1. Analyse qualitative

L'analyse qualitative des données satellitaires peut être considérée comme étant un ensemble de méthodes qui visent à extraire les informations utiles pour le reste des traitements. Nous citons entre autres les méthodes suivantes :

- ✓ Les méthodes de transformation dont le principe général est la recherche d'une nouvelle base de projection dans laquelle les nouvelles variables ou les néo-canaux générés vérifient des critères relatifs à chaque méthode. Ces traitements modifient les composantes du vecteur radiométrique de chaque pixel. Parmi ces méthodes, on cite par exemple : l'analyse en composantes principales (ACP) et l'analyse canonique (AC) [BEL, 1998].

- ✓ Les méthodes de fusion dont le principe général est la synthèse, à partir d'images à hautes résolution spectrale et spatiale, d'autres images plus riches en informations. Elles seront à haute résolution spectrale et à haute résolution spatiale. Parmi, ces méthodes on cite par exemple : la méthode Brovey et la méthode ARSIS [RAN, 1993].

II.2. Analyse quantitative

L'analyse quantitative des données satellitaires peut être considérée comme étant un ensemble d'approches de décomposition de l'image en attributs constituant l'objet de l'étude quantitative. Ces attributs peuvent être les paramètres physiques du terrain (approches d'estimation de paramètres), les régions de l'image (approches de segmentation), les classes

thématiques de l'image (approches de classification) ou encore les changements survenus relativement à une situation antérieure (approches de détection des changements).

Le point commun entre ces différentes méthodes d'analyse quantitative est qu'elles aboutissent à un résultat univariable représentant une image contenant les attributs sélectionnés. La figure I.1 présente un synoptique de l'analyse qualitative et quantitative des données satellitaires.

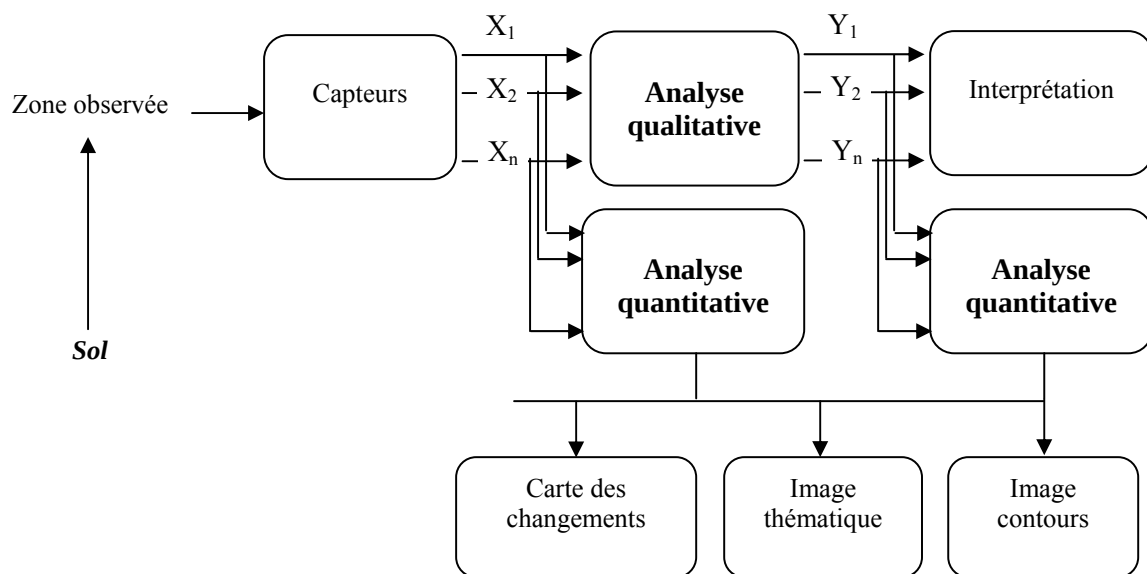


Figure I.1. Analyse qualitative et quantitative des données satellitaires

III. CLASSIFICATION DES DONNEES SATELLITAIRES

Une des opérations d'analyse quantitative des images de télédétection est la classification. Celle-ci consiste à regrouper, dans une même entité ou classe, tous les pixels ayant la même signature attributaire tout en respectant leur position spatiale. Le résultat est une image univariable représentant les classes distinctes correspondant aux différents thèmes du sol [RIC, 1993], [BEL, 1998]. A ces signatures attributaires vont correspondre les différents thèmes d'occupation du sol (voir figure I.2).

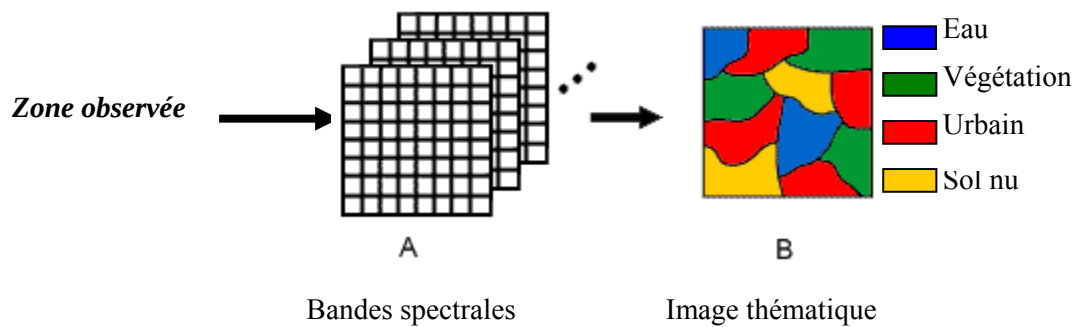


Figure 1.2 : Principe de la classification d'images satellitaires

La classification d'images est envisagée comme une procédure de décomposition en régions sur la base d'une ressemblance de propriétés. Ces propriétés peuvent être :

- ✓ Les luminances et réflectances mesurées ou les attributs.
- ✓ Les mesures texturales
- ✓ Les données dérivées des transformations linéaires
- ✓ Les valeurs des combinaisons linéaires
- ✓ Les coefficients de rétrodiffusion en multifréquences ou en multipolarisations.

Les règles de ressemblance définissent le formalisme de base de la méthode de classification. L'ensemble des règles est appelé classifieurs et les méthodes de classification peuvent être supervisées ou non supervisées. Si on dispose d'une connaissance *a priori* sur l'image à classifier et le nombre de classes, on parle de classification supervisée. Si, par contre, on désire réaliser une classification sans connaissances *a priori* du nombre de classes ou de leurs caractéristiques, on effectue alors une classification dite non supervisée.

III.1. Classification supervisée

Dans les méthodes supervisées, on connaît à partir d'une information *a priori* sur le terrain, le nombre de classes possibles et la localisation spatiale de chaque classe. Une base d'entraînement est alors construite par la sélection d'un certain nombre d'échantillons de chaque classe. Le problème est alors d'être capable d'associer à tout nouvel objet sa classe la plus adaptée, en se servant des échantillons de la base d'entraînement.

Les méthodes de classification supervisée sont développées suivant différentes approches, on cite par exemple, la méthode du maximum de vraisemblance suivant

l'approche probabiliste, la méthode du réseau de neurones suivant l'approche connexioniste, la méthode génétique suivant l'approche évolutionnaire, etc.

On rappelle ci-dessous la méthode du maximum de vraisemblance pour la classification supervisée d'images satellitaires. Les résultats de cette méthode seront comparés par rapport aux résultats de l'approche évidentielle et l'approche paradoxale que nous avons développées et qui seront présentées dans le troisième et le quatrième chapitres

Classification par le Maximum de Vraisemblance (MVS)

La méthode du maximum de vraisemblance découle de la théorie des probabilités et théorème de Bayes. La probabilité *a posteriori* $P(\theta_i/x)$ donne la vraisemblance que la classe correcte est θ_i pour le pixel x , avec $i = 1, 2, \dots, k$ avec k est le nombre de classes. D'après le théorème de Bayes :

$$P(\theta_i/x) = \frac{P(x/\theta_i) \cdot P(\theta_i)}{P(x)} \quad (\text{I.2})$$

Avec :

- ✓ $P(x/\theta_i)$ est une probabilité conditionnelle relative aux données satellitaires. La fonction de densité de cette probabilité peut suivre différents types de distribution, généralement, la distribution gaussienne pour les données optiques et la distribution gamma, Rayleigh ou Wishart pour les données radar.
- ✓ $P(\theta_i)$ est la probabilité *a priori* de la classe θ_i . Deux cas peuvent se présenter :
 - 1) Les classes ont des probabilités *a priori* différentes. On peut alors, à partir de la connaissance *a priori*, déterminer l'apport de chaque classe dans la formation globale de l'image.
 - 2) Les classes sont équiprobables. On donne alors le même degré de participation de chaque classe dans la formation globale de l'image. Dans ce cas, le terme $P(\theta_i)$ n'aide pas à la discrimination.
- ✓ $P(x)$ est la probabilité d'observation de la donnée x . Elle est donnée par la formule :

$$P(x) = \sum_{i=1}^k P(x/\theta_i) \cdot P(\theta_i) \quad (\text{I.3})$$

Le terme $P(x)$ est un terme de normalisation et est commun à toutes les classes, donc ne participe pas à la discrimination.

On considère l'équiprobabilité des classes et pour des raisons pratiques, on préfère calculer le logarithme de l'expression (I.3), on obtient alors la fonction discriminante suivante :

$$g_i(x) = \left\{ -\frac{1}{2}(x - \mu_{\theta_i})^T \cdot \Sigma_{\theta_i}^{-1} \cdot (x - \mu_{\theta_i}) \right\} - \frac{1}{2} \ln \left\{ \left| \Sigma_{\theta_i} \right| \right\} \quad (\text{I.4})$$

Où μ_{θ_i} et Σ_{θ_i} sont respectivement le vecteur moyenne et la matrice de covariance de la classe θ_i , déterminés à partir des échantillons.

La règle de décision au sens du maximum de vraisemblance de l'appartenance du pixel x à la classes θ_i est donnée comme suit :

$$x \in \theta_i \quad \text{si} \quad g_i(x) > g_j(x) \quad \text{pour tout } j \neq i \quad (\text{I.5})$$

III.2. Classification non supervisée

Dans les méthodes non supervisées, on ne dispose pas de l'ensemble des échantillons d'apprentissage. Le nombre de classes et les règles d'affectation à ces classes doivent être établis seulement à partir d'observations, sans faire référence à une base d'entraînement. Le groupement des individus est réalisé sur la base de similarités et il est généralement conditionné par le choix du nombre de classes. L'utilisateur n'intervient qu'une fois la classification effectuée pour interpréter le contenu des classes, sans faire appel à d'autres hypothèses sur les images ou sur les classes. Notons que ces techniques sont communément utilisées dans un but exploratoire.

On peut distinguer deux types de méthodes de classification non supervisée : les méthodes hiérarchiques et les méthodes non hiérarchiques. Ces dernières sont les plus connues et découlent de l'algorithme de base Isodata [SMA, 1998]. Parmi celles-ci, on cite : la méthode des centres mobiles, la méthode des nuées dynamiques, la méthode des K-means (K moyennes) et la méthode de la logique floue (FCM).

A titre d'exemple, on rappelle ci-dessous la méthode des K-means pour la classification non supervisée d'images satellitaires.

Méthode des K-means (K-moyennes ou centres mobiles)

La méthode des K-means est une méthode non supervisée basée sur le calcul de distances radiométriques dans espace multidimensionnel. Les étapes de cette méthode appelée aussi la méthode de MacQueen [SMA, 1998] sont données comme suit :

1. Prendre aléatoirement K premières données de l'ensemble à partitionner comme centres de gravité provisoires de la première partition.
2. Affecter le reste des données aux classes sur la base de la plus proche distance.
3. Recalculer le nouveau centre de gravité de chaque classe.
4. Répéter les étapes 2 et 3 jusqu'à la convergence, c'est-à-dire jusqu'à la stabilité des centres des classes entre deux itérations consécutives.

Très souvent la méthode des K-means est aussi appelée la méthode des centres mobiles. Or, les deux méthodes ne sont pas totalement identiques. En effet, lors du recentrage des classes, la méthode des centres mobiles procède par tirage et remise des pixels, tandis que la méthode des k-means est basée sur un tirage des pixels sans remise.

On dispose aujourd'hui d'images de la terre provenant de nombreux capteurs satellitaires de type optique (visible ou infrarouge) ou radar, représentant des informations variées et complémentaires. La mise au point de produits optimaux de télédétection et d'aide à la photo-interprétation passe par une utilisation conjointe de ces différentes images, en leur appliquant des méthodes dites de fusion de données.

IV. FUSION DES IMAGES SATELLITAIRES

Le terme de fusion désigne une démarche adoptée spontanément dans de nombreux domaines. Une définition générale de la fusion de données a été présentée par Wald [WAL, 1999] : « la fusion de données constitue un cadre formel dans lequel s'expriment les moyens et techniques permettant l'alliance des données provenant de sources diverses. Elles visent à l'obtention d'information de plus grande qualité; la définition exacte de "plus grande qualité", dépendra de l'application ».

En effet, les images issues du spectre du visible présentent l'intérêt d'être aisément interprétables, puisqu'elles correspondent à la perception visuelle humaine. Le proche infrarouge est très utilisé pour l'étude de la végétation, alors que l'infrarouge thermique traduit la température des corps et présente l'avantage de fonctionner de jour comme de nuit. Enfin, le radar à ouverture synthétique (ROS ou SAR en anglais) mesure une grandeur physique plus complexe à interpréter, qui dépend notamment de la pente du terrain, de sa rugosité et des caractéristiques diélectriques du sol. Son intérêt tient à sa complémentarité thématique avec la mesure optique, et à ses capacités jours et nuits par tout les temps.

La combinaison de ces données hétérogènes, le terme hétérogène désigne une différence de support électromagnétique et par conséquent de thématique, nécessite la mise

en œuvre de **méthodes de fusion multisources** qui permettront une reconnaissance plus fiable et plus complète de l'objet en fonction de ses caractéristiques.

La combinaison de données multitemporelles nécessite la mise en œuvre de **méthodes de fusion multitemporelle** qui permettront le suivi de la dynamique temporelle d'un paysage et la détection de changements survenus dans une région.

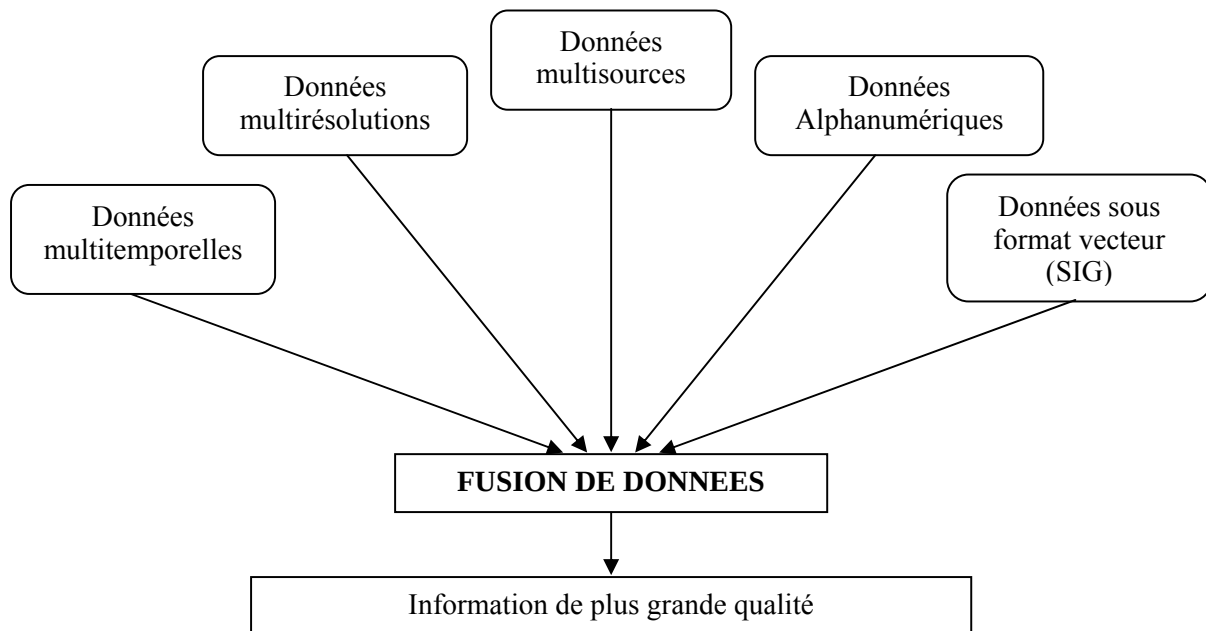


Figure I.3 : Fusion des données satellitaires

Il existe de nombreuses méthodes de fusion d'images qui sont généralement classées d'après le niveau auquel elles opèrent la fusion.

IV.1. Niveaux de fusion de données

On parle de fusion « bas niveau » lorsque les données combinées sont proches des paramètres physiques mesurés, et de fusion « haut niveau » si l'on traite des attributs sémantiques extraits de ces mesures. Plus exactement, pour des données de type image, on distinguera la fusion au niveau pixel, la fusion au niveau attributs et la fusion au niveau décision. La figure I.4 illustre ces différents types de fusion pour trois images sources notées S_1 , S_2 et S_3 . L'extraction de l'information décisionnelle est effectuée de bas en haut dans les trois schémas de fusion, qui se différencient par le niveau auquel intervient la fusion.

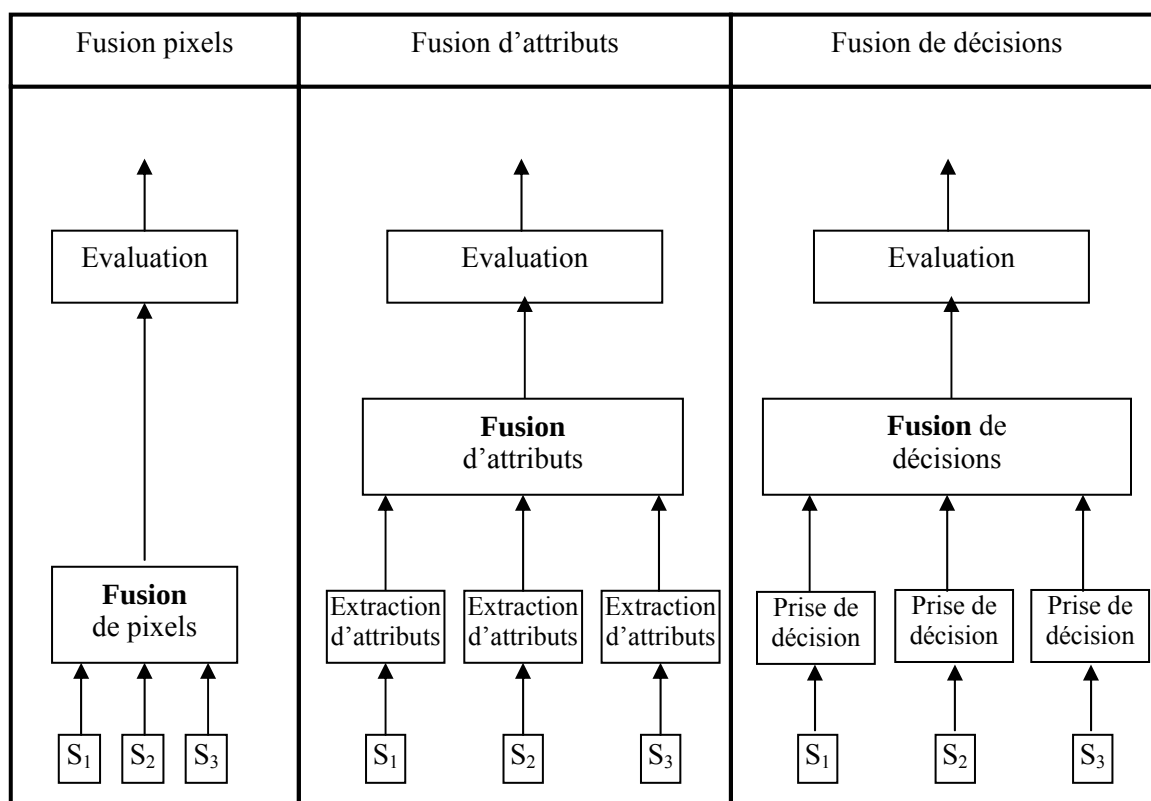


Figure I.4 : Les niveaux de fusion d'images satellitaires

IV.1.1. Fusion au niveau pixels

Elle s'opère directement sur les pixels de l'image qui constituent les mesures les plus proches de la réalité physique de l'objet observé. Chaque pixel de l'image fusionnée est obtenu en combinant les valeurs des pixels des différentes images sources. Le but principal de ce type de fusion est l'amélioration de l'interprétation des images, la décorrélation pour une meilleure représentation dans l'espace couleur, et l'amélioration de la résolution spatiale tout en conservant la richesse de l'information spectrale.

IV.1.2. Fusion au niveau attributs

Par attributs, on désigne les caractéristiques extraites des images sources, qui ne sont pas localisées en chaque pixel, mais mettent en jeu des propriétés complexes, telles que les contours, les régions, les textures ou les composantes fréquentielles. Le principe de ce type de fusion est la prise de décision suite à une combinaison de ces attributs relatifs à chaque image source. L'objectif de cette fusion consiste à maximiser l'information significative dans une seule image afin de faciliter l'interprétation.

IV.1.3. Fusion au niveau décisions

Ce type de fusion est envisagé comme une procédure dans laquelle les images sources sont traitées séparément. Les différentes interprétations sont alors combinées pour obtenir une seule interprétation plus fiable.

Remarques

Le recalage géométrique entre les différentes images sources à fusionner est nécessaire pour toutes les méthodes de fusion qui opèrent aux trois niveaux. Cette contrainte est liée d'une part, aux conditions particulières de prise de vue et, d'autre part, aux différences de résolution spatiale des capteurs d'acquisition des images. Le recalage est très critique pour la fusion au niveau pixels.

Les méthodes de fusion d'images sont multiples et variées. Chaque méthode n'est pas nécessairement rattachée de manière exclusive à un type de fusion particulier, mais on peut en dégager de grandes tendances. Par exemple, la classification multisources concerne tant la fusion au niveau pixels que la fusion au niveau attributs. En effet, la couche d'entrée d'un réseau de neurones et les individus dans un algorithme génétique peuvent être le vecteur pixel, composé des radiométries issues des différentes sources, ou encore des régions extraites de chaque image. Par contre, la classification multisources et multitemporelle par le modèle de Markov concerne la fusion au niveau décisions.

Dans le cas de la classification multisources multitemporelle par l'approche évidentielle et l'approche paradoxale, la prise de décision par ces deux approches est effectuée par une combinaison orthogonale au niveau des décisions, donc notre travail concerne essentiellement la fusion au niveau décisions. C'est pourquoi, très souvent, les termes classification multisources multitemporelle sont confondus avec les termes fusion multisources multitemporelle.

IV.2. Schémas fonctionnels de la fusion multisources, multitemporelle et multiéchelles

a. Fusion multisources

Le terme multisources désigne des sources d'acquisition différentes qui peuvent être :

- ✓ De satellites différents (optique, radar),
- ✓ De satellites optiques différents (Spot, Landsat, IRS, IKONOS,...),
- ✓ De satellites radars différents (Radarsat, ERS, JERS,...)
- ✓ Des données auxiliaires tels que : les capteurs vent, les capteurs vagues, etc.

Pour réaliser une fusion multisources, les données disponibles doivent être acquises dans un intervalle le plus étroit possible pour considérer uniquement l'apport des sources indépendamment du changement temporel (voir figure I.5).

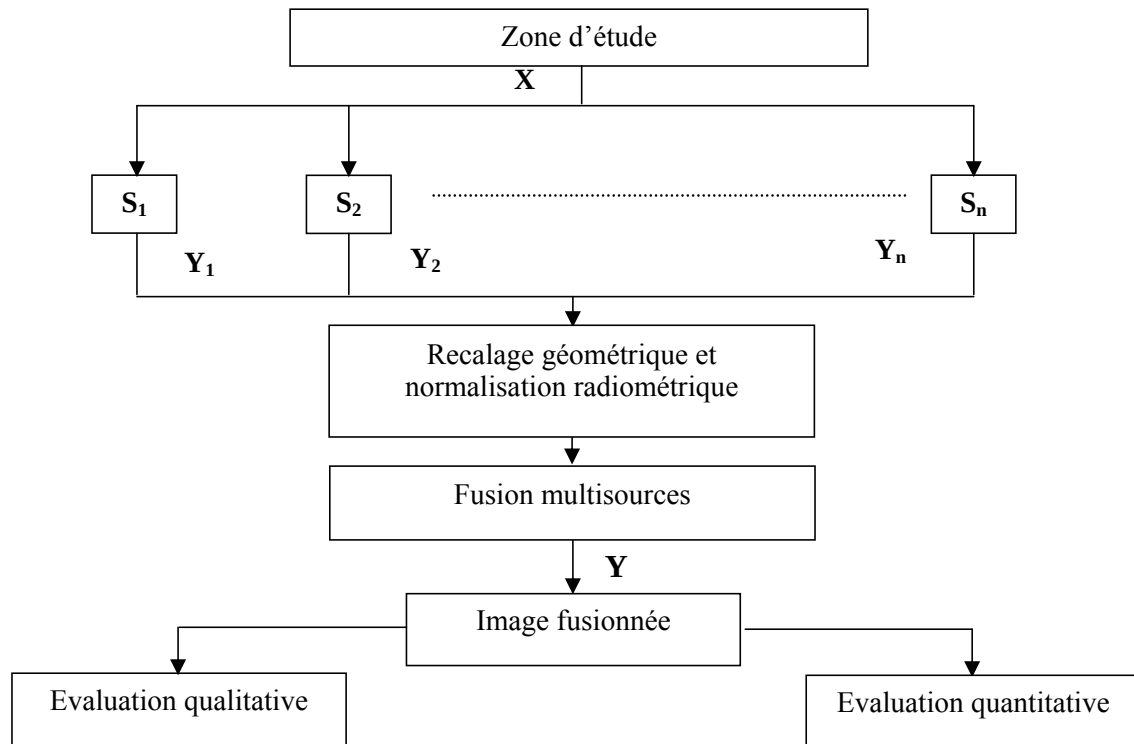


Figure I.5 : Fusion multisources des images satellitaires

b. Fusion multitemporelle

La fusion multitemporelle concerne la fusion d'images couvrant la même zone d'étude, issues de la même source mais acquises à des dates différentes ou par des sources différentes. On fusionne des images à des sources différentes pour réduire l'imprécision et à des dates différentes pour détecter les changements subis par la région d'étude. Par conséquent, on aura une carte thématique optimale plus précise (voir figure I.6).

Par exemple, les images acquises par le capteur NOAA/AVHRR chaque 12 heures. Par conséquent, on obtient une carte de changements de la couverture du sol avec la possibilité de la mise à jour des cartes thématiques anciennes.

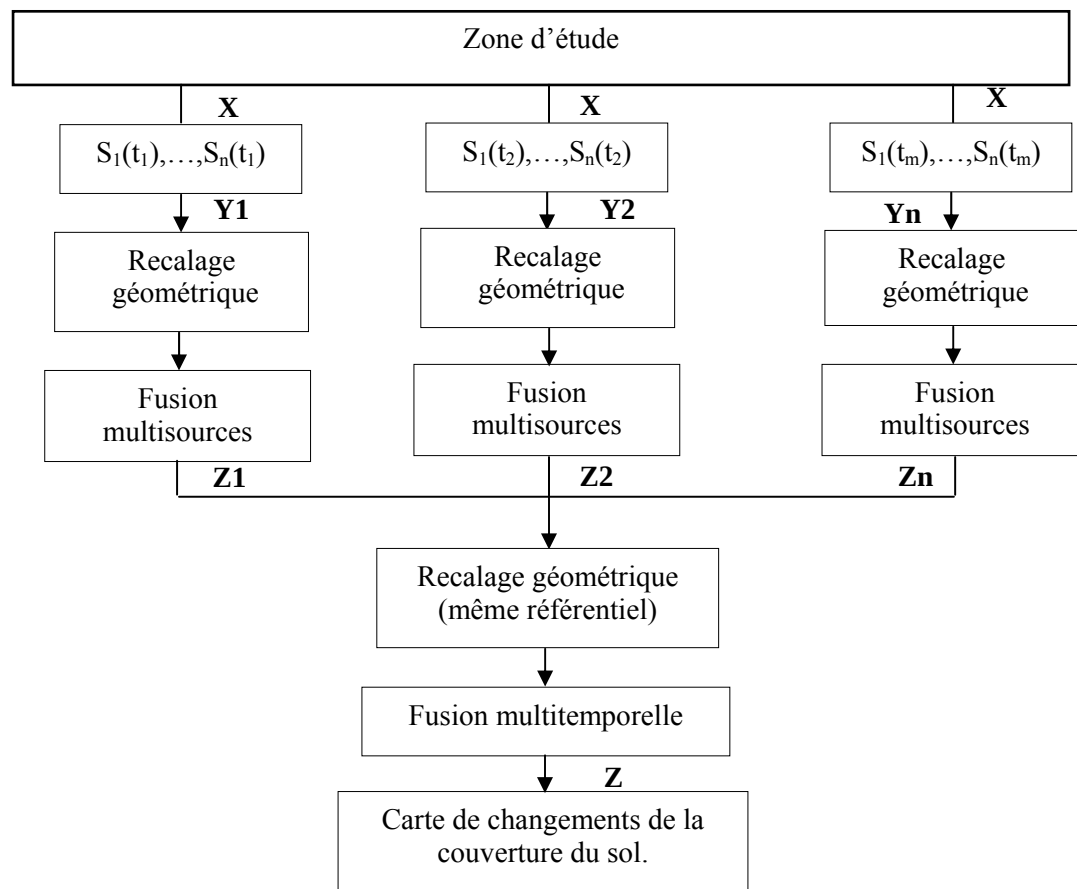


Figure I.6 : Fusion multisources multitemporelle des images satellitaires

c. Fusion multiéchelle

Dans ce cas, on fusionne des images issues de sources ou de capteurs ayant des caractéristiques différentes, soit dans la résolution spectrale, soit dans la résolution spatiale ou encore dans la résolution temporelle, pour avoir une image ayant une bonne résolution spatiale, spectrale et temporelle (voir figure I.7). Par exemple :

- ✓ Spectral-spatial : le capteur HRV de Spot avec 03 bandes spectrales à une résolution de 20mx20m et le capteur panchromatique de Spot avec 01 seule bande à une résolution de 10mx10m.
- ✓ Spatial-temporel : le capteur NOAA/AVHRR qui a une grande résolution temporelle (une image/12 heure) mais une faible résolution spatiale (1kmx1km), et le Spot/HRV ou le Landsat/TM qui ont une grande résolution spatiale (20mx20m ou 30mx30m).

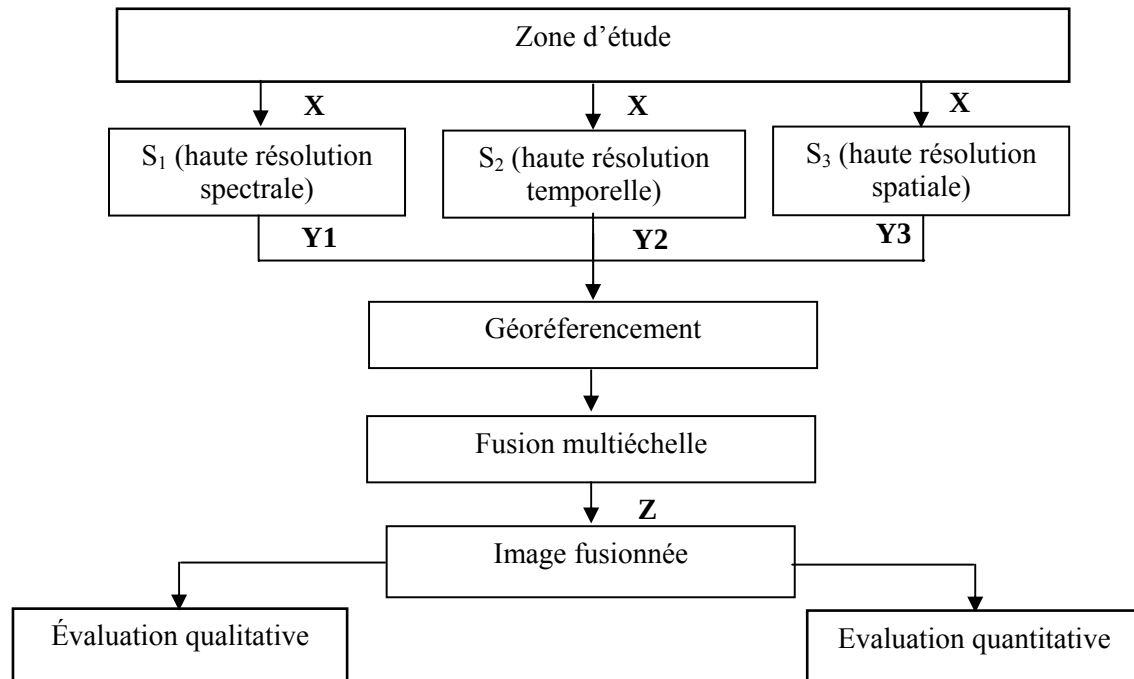


Figure I.7 : Fusion multiéchelle des images satellitaires

V. CONCLUSION

Dans ce chapitre, Nous avons présenté quelques notions sur le traitement d'images satellitaires, les attributs et les résolutions qui caractérisent ces images. Puis, nous avons donné deux types d'analyse des images satellitaires, l'analyse qualitative qui permet d'avoir une meilleure information visuelle de l'image et l'analyse quantitative qui permet la modélisation physique de l'aspect informationnel des images.

Aussi, nous avons présenté nos deux centres d'intérêt : la classification des images satellitaires, supervisée et non supervisée, et la fusion avec ses différents niveaux (niveau pixel, niveau attributs et niveau décision) qui permettent la combinaison de données provenant de différentes sources afin d'en extraire une meilleure qualité d'information. Les données combinées peuvent inclure des données multisources, multitemporelles, multirésolutions et multiéchelles. La fusion au niveau décisionnel s'opère en utilisant plusieurs outils mathématiques, les plus connus sont les théories, probabilistes, possibilistes, des ensembles flous, de croyances et la théorie du raisonnement plausible et paradoxal.

Le chapitre suivant sera consacré à la fusion de données par la théorie d'évidence et la théorie du raisonnement plausible et paradoxal. Les formalismes mathématiques de ces deux méthodes pour la fusion décisionnelle des images satellitaires seront alors présentés.

CHAPITRE II

PRESENTATION DE LA THEORIE D'EVIDENCE ET LA THEORIE DU RAISONNEMENT PLAUSIBLE ET PARADOXAL APPLIQUEES A LA FUSION DE DONNEES

Dans ce chapitre, nous présentons les trois approches de fusion de données satellitaires, que nous avons développées.

La première approche découle de la théorie des probabilités qui traite essentiellement de l'incertitude de l'information sans pour autant représenter aisément l'imprécision, et elle conduit souvent à confondre les notions « incertitude » et « imprécision ». La deuxième approche est basée sur la théorie d'évidence de Dempster-Shafer (DST) qui permet de modéliser l'incertitude et l'imprécision sur les données incertaines, ainsi que le conflit engendré par les différentes sources d'information. Lorsque le conflit entre les différentes sources est important, l'application de la DST ne répond pas efficacement aux problèmes de la fusion. La troisième approche qui est basée sur la théorie du raisonnement plausible et paradoxal de Dezert-Smarandache (DSmT) est une théorie plus générale que les deux premières et permet une fusion des images satellitaires indépendamment du conflit existant entre les sources d'informations, en intégrant dans le cadre de discernement de la DST, le paradoxe qui existe entre les différentes sources.

INTRODUCTION

La fusion de données est un processus qui implique la combinaison de données provenant de différentes sources afin d'en extraire une meilleure qualité d'information. La fusion permet l'extraction de chaque image toute l'information pertinente qu'elle peut apporter en exploitant soit le caractère complémentaire des informations, soit le caractère redondant des données pour réduire l'imprécision des données issues de chaque capteur. Cependant, avec l'augmentation du volume et la diversité des données, une méthode adéquate d'exploitation, qui tient compte de l'incertitude et l'imprécision, s'avère nécessaire. On entend par incertitude, celle induite par l'acquisition : ce qui conduit à interpréter l'image comme le résultat d'un phénomène aléatoire, tandis que l'imprécision est une incertitude liée aux connaissances incomplètes de celui-ci.

De nombreuses recherches sont attachées à développer des outils théoriques pour la gestion de ces informations, de leurs incertitudes et de leurs imprécisions [VAN, 2004]. Ainsi, nous citons : la théorie des possibilités développée par Dubois et Prade [DUB, 1986], [DEN, 1997], la théorie des ensembles flous développée par Zadeh [BLO, 2003], la théorie des fonctions de croyance appelée aussi théorie d'évidence de Dempster et Shafer (DST) [SHA, 1976], la théorie de l'évidence en monde-ouvert ("openworld" DST) de Smets (1990) [SME, 1990], la théorie conditionnelle de l'évidence (CDST) de Mahler (1995), la théorie des probabilités partielles (PPT) de Voorbraak (1997) [VOO, 1999], plus récemment, la théorie unificatrice et "avant-gardiste" (neutrosophie) de Smarandache (2000) [SMD, 2004] et enfin la théorie du raisonnement plausible et paradoxal appelée aussi la théorie de Dezert et Smarandache (DSmT) [SMD, 2004].

Toutes ces théories ont des points communs, c'est la modélisation de l'information en tenant compte de l'imprécision, l'incertitude et l'information manquante, qui sont dues aux dispositifs et aux conditions d'acquisition de cette image.

Dans notre travail, les informations que nous traitons sont des images satellitaires multisources, et nous nous sommes intéressés à la fusion de ces images par des approches probabilistes d'incertitude. Nous avons à cet effet, développé les méthodes basées sur la DST et la DSmT que nous avons comparées à la méthode bayésienne.

I. APPROCHES PROBABILISTES ET STATISTIQUES

Les approches probabilistes traitent essentiellement de l'incertitude de l'information. Elles reposent sur des théories mathématiques solides et bien maîtrisées en traitement du

signal et d'images, telles que la théorie bayésienne de la décision, la théorie de l'estimation, les mesures entropiques, etc.

Les informations et leurs imperfections (essentiellement celles dont la nature s'exprime en termes d'incertitude) sont modélisées par des distributions de probabilités ou des mesures statistiques.

I.1. Modélisation et estimation

La théorie la plus exploitée dans la littérature est la théorie des probabilités associée à la théorie bayésienne de décision. L'information est modélisée par la probabilité conditionnelle, pour qu'un pixel x appartienne à une classe particulière θ_i , tel que i allant de 1 à k , pour une source S_j , tel que j allant de 1 à n . Cette modélisation s'écrit de la forme suivante [BLO, 2003] :

$$M_i^j(x) = P(x \in \theta_i / S_j) \quad (\text{II.1})$$

I.2. Combinaison dans un cadre bayésien

Dans le modèle bayésien, la fusion et la classification multisources s'effectuent à l'aide de la règle de Bayes. Pour un pixel x , soient n sources satellitaires différentes $S_1, S_2, \dots, S_n$, (SPOT, LandSat TM, ERS, etc.), la probabilité d'appartenance du pixel x à une classe particulière θ_i sachant les n valeurs de sources d'information S_j , est donnée par [BLO, 2003] :

$$P(x \in \theta_i / S_1, S_2, \dots, S_n) = \frac{P(S_1, \dots, S_n / x \in \theta_i) \cdot P(x \in \theta_i)}{P(S_1, \dots, S_n)} \quad (\text{II.2})$$

Tel que :

- ✓ $P(S_1, S_2, \dots, S_n / x \in \theta_i)$ est la probabilité conditionnelle conjointe relative aux données multisources.
- ✓ $P(x \in \theta_i)$ est la probabilité *a priori* de la classe θ_i (voir chapitre I, paragraphe III.1)
- ✓ $P(S_1, S_2, \dots, S_n) = \sum_{i=1}^k P(S_1, S_2, \dots, S_n / \theta_i) \cdot P(\theta_i)$ est la probabilité d'observation des données x_j associées aux sources S_j . C'est un terme de normalisation (k est le nombre de classes).

L'hypothèse de l'indépendance conditionnelle des sources n'est pas valide dans tous les cas, mais elle représente l'une des solutions pour le calcul de l'équation (II.2).

$$P(x \in \theta_i / S_1, S_2, \dots, S_n) = \prod_{j=1}^n P(S_j / \theta_i) \quad (\text{II.3})$$

La règle la plus utilisée pour la décision probabiliste et bayésienne est le maximum à posteriori :

$$x \in \theta_i \text{ si } \boxed{x \in \theta_i / S_1, S_2, \dots, S_n} = \max\{P(x \in \theta_i / S_1, S_2, \dots, S_n), 1 \leq i \leq k\} \quad (\text{II.4})$$

Mais de très nombreux autres critères ont été développés par les probabilistes et les statisticiens, pour qu'ils s'adaptent au mieux aux besoins de l'utilisateur et au contexte de sa décision : le maximum de vraisemblance, le maximum d'entropie, la marginale maximale, l'espérance maximale, le risque minimal, etc [BLO, 2003]. Cependant, la grande variété de ces critères laisse l'utilisateur de nouveau démuni devant la justification d'un choix et l'éloigne de l'objectivité recherchée initialement par ces méthodes.

I.3. Contraintes de la fusion d'information par les méthodes probabilistes

Malgré les bases mathématiques solides des méthodes probabilistes, ces méthodes sont également l'objet de critiques et présentent plusieurs inconvénients. Tout d'abord, si elles représentent bien l'incertain qui entache l'information, elles ne permettent pas aisément de représenter son imprécision, et elles conduisent souvent à confondre ces deux notions. Ensuite, elles nécessitent que, lors de l'apprentissage, des contraintes très strictes soient vérifiées par les mesures et par l'ensemble des classes considéré (exhaustivité). Ces contraintes peuvent rendre l'apprentissage très délicat.

Par ailleurs, la modélisation probabiliste permet de raisonner sur des singletons seulement, qui représentent les différentes hypothèses, sous la contrainte du monde fermé. Cependant, la théorie des ensembles flous, la théorie d'évidence et la théorie du raisonnement plausible et paradoxal, peuvent être une alternative pour minimiser ces contraintes. Elles permettent des modélisations sur l'absence de connaissances, des connaissances imprécises, ou encore l'ignorance que l'on peut avoir sur un phénomène.

Notons que tout au long de ce chapitre, le terme « hypothèse » utilisé par les deux théories que nous allons présenter correspond dans notre travail aux classes thématiques des images satellitaires.

II. APPROCHE EVIDENTIELLE DE DEMPSTER SHAFER (DST)

Les travaux de Dempster sur les bornes inférieures et supérieures d'une famille de distributions de probabilités ont permis à Shafer d'asseoir les bases de la théorie des fonctions de croyance. Ce formalisme théorique peut revêtir plusieurs appellations (théorie d'évidence, théorie des fonctions de croyance ou théorie de Dempster-Shafer). Shafer [SHA, 1976] a montré l'intérêt des fonctions de croyance pour la modélisation des connaissances incertaines.

Elle consiste en la décomposition d'une évidence d'un phénomène en diverses composantes [RUT, 2002]. Sur ces dernières, on fixe des coefficients de probabilité, qui pourront plus tard être combinés ou étendus [NED, 2003]. Elle est généralement reconnue en tant que commode et alternative flexible à la théorie bayésienne [SUD, 2003]. Elle a été utilisée dans divers champs d'application, tels que le médical, la formation image, la détection d'objet, la classification et la télédétection. D'après CHEN, la nature de l'incertitude est classifiée dans les catégories suivantes (voir le tableau ci-dessous) [SHY, 2002], [CHE, 2005]:

Nature de l'incertitude	Cause et origine
Incomplétude (Incompleteness)	Elle est due au manque de l'information acquise par les capteurs. L'union des hypothèses est considérée.
Imprécision	Ceci résulte d'une valeur qui ne peut pas être mesurée avec la précision appropriée. L'union des hypothèses est considérée.
Imperfection	Elle est due au manque d'information relative, et peut être due aux erreurs subjectives de la part d'un certain observateur. L'union ou l'intersection des hypothèses sont effectuées.
Aspect aléatoire (Randomness)	Ceci surgit en raison de l'incapacité de différencier entre données.
Ambiguïté (Vagueness)	On peut la considérer comme une sous catégorie de l'imprécision.
Contradiction (Inconsistency)	Elle décrit une situation où une variable a deux ou plusieurs valeurs. L'union ou l'intersection des hypothèses sont considérées.
Ignorance	Ceci résulte du manque de connaissances. Le monde ouvert ou ignorance totale dans le monde fermé sont considérés.

Tableau I.1 : Nature, cause et origine de l'incertitude

Une autre vision de la nature d'incertitude est donnée par HELTON [HEL, 1997], [SEN, 2002], qui la divise en deux aspects généraux :

1. Incertitude purement aléatoire

Cette incertitude résulte de fait que le système peut s'opérer dans un état aléatoire, Helton distingue les types suivants : Incertitude stochastique, Incertitude objective, variabilité.

2. Incertitude Epistémique

Cette incertitude résulte du manque de connaissance du système et des erreurs propres de certain observateur. Helton distingue les types suivants : Incertitude subjective, incertitude d'état de connaissance et ignorance.

Les motivations d'avoir choisi la DST pour la modélisation de l'incertitude, peuvent être caractérisées par les raisons suivantes [SEN, 2002] :

1. Le haut degré de développement théorique relativement aux autres théories pour caractériser l'incertitude.
2. La relation de la DST avec la théorie de probabilités et la théorie des ensembles.
3. Le grand nombre d'exemples d'applications de la DST dans les travaux de recherche et de l'industrie dans les dernières années.
4. La flexibilité de la DST à représenter et à combiner les différents types d'évidence issus de sources diverses.

II.1. Formalisme mathématique

II.1.1. Cadre de discernement

On note par Θ l'ensemble fini, sur un monde fermé, des hypothèses θ_i nécessaires à la description complète d'une situation présente [SHA, 1976], appelé aussi cadre de discernement.

$$\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k\} \quad (\text{II.5})$$

Tel que k représente le nombre de classes thématiques.

On souhaite que l'ensemble Θ soit *exhaustif* (complet, n'admettant aucune autre hypothèse) et que les hypothèses soient mutuellement *exclusives* (complètement disjointes). Dans la théorie de *Dempster-Shafer* le raisonnement porte sur l'ensemble des sous ensembles du cadre de discernement, symbolisé 2^Θ , qui est défini comme suit :

$$2^\Theta = \{\emptyset, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k, \theta_1 \cup \theta_2, \dots, \theta_1 \cup \theta_2 \cup \dots \cup \theta_k\} \quad (\text{II.6})$$

L'ensemble 2^Θ est constitué :

1. De l'ensemble vide $\emptyset$

2. Des hypothèses simples θ_i ($1 \leq i \leq k$). Il s'agit des éléments individuels ou les *singletons*.
3. Des hypothèses composées $\{\theta_1 \cup \theta_2, \dots, \theta_1 \cup \theta_2 \cup \dots \cup \theta_k\}$. Il s'agit des éléments d'union qui intègrent l'incapacité à différencier les différentes hypothèses simples. par exemple, la masse $m(\{\theta_i\} \cup \{\theta_j\})$ représente la masse pouvant aller potentiellement à $\{\theta_i\}$ ou $\{\theta_j\}$ sans qu'on puisse pour l'instant en l'état des connaissances, trancher entre ces deux hypothèses.

II.1.2. Fonction de masse

Pour exprimer un degré de confiance pour chaque élément A_i de 2^Θ , il est possible d'y associer une valeur. Cette association est faite par une fonction de *masse élémentaire* définie de 2^Θ sur $[0, 1]$:

$$\begin{cases} m : 2^\Theta \rightarrow [0,1] \\ A_i \rightarrow m(A_i) \end{cases} \quad (\text{II.7})$$

Avec $m(\phi) = 0$ où ϕ représente l'ensemble vide.

$$\sum_{A_i \in 2^\Theta} m(A_i) = 1, \quad m(A_i) \geq 0, \quad A_i \subset 2^\Theta \quad (\text{II.8})$$

- ✓ La fonction de $m(A_i)$ est appelée aussi probabilité de base d'assignement (Basic Probability Assignment (BPA)). Elle représente toute la connaissance et l'ignorance disponible par la source d'information considérée.
- ✓ La fonction $m(A_j)$ est monotone si :

$$A_k \subseteq A_l \subseteq \Theta \Rightarrow m(A_k) \leq m(A_l) \quad (\text{II.9})$$

- ✓ On appelle capacité de l'ensemble Θ le nombre d'éléments qu'il peut contenir. Dans la littérature, on l'appelle mesure floue ou mesure *Sugeno* [VAN, 2004] :

$$Cap(\Theta) = 2^\Theta \quad (\text{II.10})$$

Exemple 1

Supposons que nous avons trois classes (hypothèses) ou trois sources ($\Theta = 3$). Alors, l'ensemble des sous ensembles s'écrit comme suit :

$$2^\Theta = \{\phi, \theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_1 \cup \theta_2, \theta_1 \cup \theta_3, \theta_2 \cup \theta_3, \theta_1 \cup \theta_2 \cup \theta_3\}$$

Avec :

$$\{\theta_1 \cup \theta_2 \cup \theta_3\} = \{\theta_1\} \cup \{\theta_2\} \cup \{\theta_3\} = \Theta$$

II.1.3. Eléments focaux

Les éléments appartenant à l'ensemble 2^Θ et possédant des masses non nulles sont appelées *éléments focaux* de Θ qui sont donnés comme suit :

$$F(A_i) = \{A_i \subseteq 2^\Theta / m(A_i) > 0\} \quad (\text{II.11})$$

Pour un cadre de discernement Θ , le triplet $\{\Theta, F, m\}$ forme un corps d'évidence [SHY, 2002].

II.1.4. Fonction de crédibilité

On appelle fonction de *crédibilité* (Belief function) notée « *Bel* », toute fonction totalement croissante définie de 2^Θ dans $[0,1]$:

$$Bel(A_i) = \sum_{A_j \in 2^\Theta / A_j \subseteq A_i} m(A_j) \quad \forall A_i \in 2^\Theta \quad (\text{II.12})$$

La *crédibilité* mesure à quel point les informations données par une source soutiennent l'hypothèse « A_i ». Cette relation correspond à la définition originale de Dempster [DEM, 1967]. Elle peut être interprétée comme la borne inférieure d'une mesure de vraisemblance. Pour calculer la crédibilité de A_i , il faut faire la somme des masses de tous les éléments focaux A_j qui sont un sous-ensemble de la proposition A_i . A cet effet, Une hypothèse composée est forcément plus crédible que les hypothèses simples qu'elle contient.

Exemple 2

Reprenons l'exemple 1. Soit A_i un élément de l'ensemble des sous ensembles 2^Θ . La crédibilité de A_i est calculée selon sa représentativité dans l'ensemble de discernement, en utilisant la formule (II.12) et en considérant les cas suivants :

- ✓ Si $A_i = \phi$ alors $Bel(A_i) = 0$
- ✓ Si $A_i = \theta_1$ alors $Bel(A_i) = m(\theta_1)$
- ✓ Si $A_i = \theta_1 \cup \theta_2$ alors $Bel(A_i) = Bel(\theta_1 \cup \theta_2) = m(\theta_1) + m(\theta_2) + m(\theta_1 \cup \theta_2)$
- ✓ Si $A_i = \Theta$ alors

$$Bel(A_i) = Bel(\Theta) = Bel(\theta_1 \cup \theta_2 \cup \theta_3) = m(\theta_1) + m(\theta_2) + m(\theta_3) + m(\theta_1 \cup \theta_2) + m(\theta_1 \cup \theta_3) + m(\theta_2 \cup \theta_3) + m(\Theta)$$

Il existe une bijection entre fonction de masse et fonction de crédibilité. Les fonctions m et Bel représentent deux facettes de la même information. De plus, on peut trouver m à partir de Bel en utilisant la transformée de Möbius [VAN, 2004].

$$\forall A_i \subseteq 2^\Theta, m(A_i) = \sum_{A_j \in 2^\Theta / A_j \subseteq A_i} (-1)^{|A_i/A_j|} Bel(A_j) \quad (\text{II.13})$$

L'implémentation de cette transformation peut être obtenue par des calculs matriciels [SME, 1999], issus des travaux de G.Shafer [SHA, 1976]. Les fonctions de croyance sont reconnues pour la modélisation d'informations incertaines.

II.1.5. Fonction de plausibilité

On définit la fonction de *plausibilité* (Plausibility function) notée « Pl », qui est également une fonction croissante de 2^Θ dans $[0,1]$ comme suit :

$$Pl(A_i) = \sum_{A_j \in 2^\Theta / A_i \cap A_j \neq \emptyset} m(A_j), \quad \forall A_i \in 2^\Theta \quad (\text{II.14})$$

La relation (II.14) correspond à la définition originale de Dempster [DEM, 1967]. La plausibilité est la somme des masses de tous les sous ensembles A_j qui sont au moins partiellement compris dans le sous ensemble en question A_i . Contrairement à la crédibilité, la plausibilité peut être considérée comme une borne supérieure de vraisemblance. Donc, la plausibilité représente la masse totale potentiellement attribuable à A_i , qui établit dans quelle mesure les informations de la source ne contrarient pas (ne contredisent pas) une hypothèse. Elle indique le point auquel il n'y a pas de doute de A_i .

Exemple 3

Continuons toujours avec l'exemple 1. La plausibilité de l'élément A_i est calculée selon sa représentativité dans l'ensemble de discernement et en considérant les cas suivants :

- ✓ Si $A_i = \emptyset$ alors $Pl(A_i) = 0$
- ✓ Si $A_i = \theta_1$ alors $Pl(A_i) = m(\theta_1) + m(\theta_1 \cup \theta_2) + m(\theta_1 \cup \theta_3) + m(\Theta)$
- ✓ Si $A_i = \theta_1 \cup \theta_2$ alors $Pl(A_i) = Pl(\theta_1 \cup \theta_2) = m(\theta_1 \cup \theta_2) + m(\Theta)$
- ✓ Si $A_i = \Theta$ alors $Pl(A_i) = Pl(\Theta) = m(\Theta)$

La plausibilité peut également être définie par la fonction de crédibilité de l'évènement contraire $\bar{A}_i$ (fonction de doute) :

$$Pl(A_i) = 1 - Bel(\bar{A}_i) \quad (\text{II.15})$$

$\bar{A}_i$ est le complémentaire de l'hypothèse A_i , c'est à dire :

$$A_i \cup \bar{A}_i = \Theta \quad \text{et} \quad A_i \cap \bar{A}_i = \phi \quad (\text{II.16})$$

Cela veut dire, plus on augmente la croyance dans une hypothèse, l'hypothèse contraire devient moins plausible. En outre, il est facile de montrer que ces deux grandeurs englobent la probabilité inconnue $P(A_i)$ d'un évènement A_i :

$$Bel(A_i) \leq P(A_i) \leq Pl(A_i) \quad \forall A_i \in 2^\Theta \quad (\text{II.17})$$

II.1.6. Propriétés

Ces fonctions ont les propriétés suivantes :

- ✓ $Bel(\Theta) = 1$ et $Bel(\phi) = 0$
- ✓ $Pl(\Theta) = 1$ et $Pl(\phi) = 0$
- ✓ $Bel(A_j) \leq Pl(A_j) \quad \forall A_j \in 2^\Theta$
- ✓ $Bel(A_j) + Bel(\bar{A}_j) = 1 \Leftrightarrow Bel(A_j) = Pl(A_j), \quad \forall A_j \in 2^\Theta$
- ✓ $Bel(A_j) + Bel(\bar{A}_j) \leq 1, \quad \forall A_j \in 2^\Theta$
- ✓ $Pl(A_j) + Pl(\bar{A}_j) \geq 1, \quad \forall A_j \in 2^\Theta$

II.1.7. Fonctions de masse particulières

a. Ignorance totale

Dans le cas extrême d'ignorance totale sur toutes les hypothèses pour la source, la masse se définit par :

$$m(\Theta) = 1 \quad (\text{II.18})$$

$$m(A_i) = 0, \quad \forall A_i \neq \Theta \quad \text{et} \quad A_i \in 2^\Theta \quad (\text{II.19})$$

b. Ignorance bayésienne

Un jeu de masse est dit *bayésien*, si les éléments focaux du cadre de discernement se réduisent aux singletons θ_i du cadre de discernement :

$$m(\theta_i) \geq 0 \quad \forall \theta_i \in \Theta \quad (\text{II.20})$$

$$m(A_j) = 0 \quad \forall A_j \neq \theta_i \quad (\text{II.21})$$

Dans le cas d'un jeu de masse bayésien, les notions de plausibilité, de crédibilité, de masse, et de probabilité, sont identiques :

$$Pl(\theta_i) = Bel(\theta_i) = m(\theta_i) = P(\theta_i) \quad (\text{II.22})$$

Ce jeu de masse est bayésien, parce que la modélisation formelle est la même comme dans la théorie des probabilités.

c. Connaissance certaine

Si une information signale la réalisation sûre d'un événement A_i , la masse entière s'y focalise :

$$m(A_i) = 1 \quad (\text{II.23})$$

$$m(A_j) = 0, \quad \forall A_j \neq A_i \quad \text{et} \quad A_i \in 2^\Theta \quad (\text{II.24})$$

Par conséquent, aucun degré de confiance ne peut être affecté aux éléments autres que A_i .

II.1.8. Intervalle de croyance

La longueur de l'intervalle $[Bel(A_i), Pl(A_i)]$ appelé *intervalle de croyance*, quantifie l'ignorance de la source sur l'hypothèse A_i . Cet intervalle est donc réduit à 0 pour une ignorance nulle (cas Bayésien) et à 1 pour une ignorance totale (la source n'apporte aucune information). Elle peut être interprétée comme l'imprécision de la source sur la valeur de la vraie « probabilité » de A_i . Les fonctions $m(A_i)$, $Bel(A_i)$ et $Pl(A_i)$ ont une valeur dans l'intervalle $[0,1]$. La croyance vraie dans A_i se situe quelque part dans l'intervalle $[Bel(A_i), Pl(A_i)]$ qui représente l'incertitude qui est illustrée par le schéma représenté dans la figure (II.1). Un secteur de grand intérêt peut être défini dans une partie plus inférieure de cet intervalle en tant qu'elle correspond aux valeurs pour lesquelles le degré d'incertitude dans la fondation de la présence de l'hypothèse A_i est la plus basse [HUB, 2002].

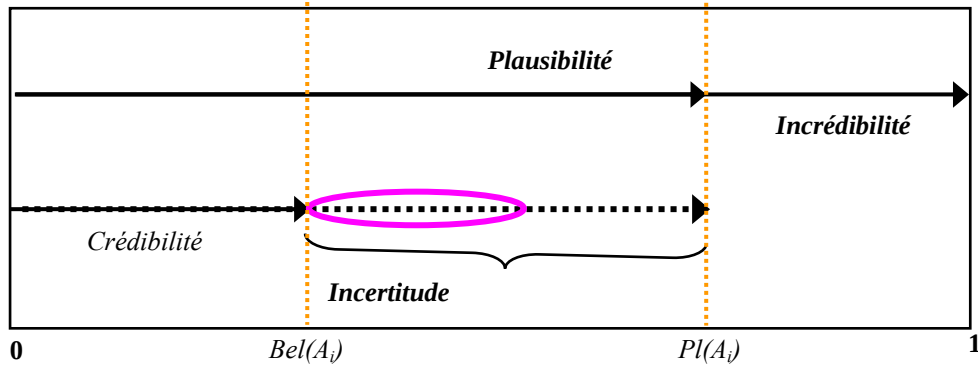


Figure II.1 : Intervalle de confiance

$Bel(A_i) - Pl(A_i)$: représente l'incertitude sur A_i , par conséquent, l'ensemble A_i sera modélisé par un intervalle dit « **intervalle de confiance** ». La largeur de cet intervalle donnera une mesure de l'imprécision de la valeur incertaine A_i .

Les fonctions de croyance et de plausibilité sont des fonctions croissantes vis-à-vis de la relation d'inclusion :

$$\text{Si } A_j < A_i, \text{ alors } Bel(A_j) < Bel(A_i) \text{ et } Pl(A_j) < Pl(A_i) \quad (\text{II.25})$$

Nous considérons $Bel(A_i)$ respectivement $Pl(A_i)$ comme borne inférieure, respectivement borne supérieure, de la vraie probabilité de A_i .

Exemple 4

Dans l'exemple suivant, nous donnons un schéma illustratif sur les niveaux d'ignorances. Soit une région ayant trois thèmes (urbain dense θ_1 , urbain moins dense θ_2 et végétation θ_3). On sait qu'une classe est une zone agricole ou elle est une des deux zones urbaines (urbain dense et urbain moins dense). Le cadre de discernement est $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}$

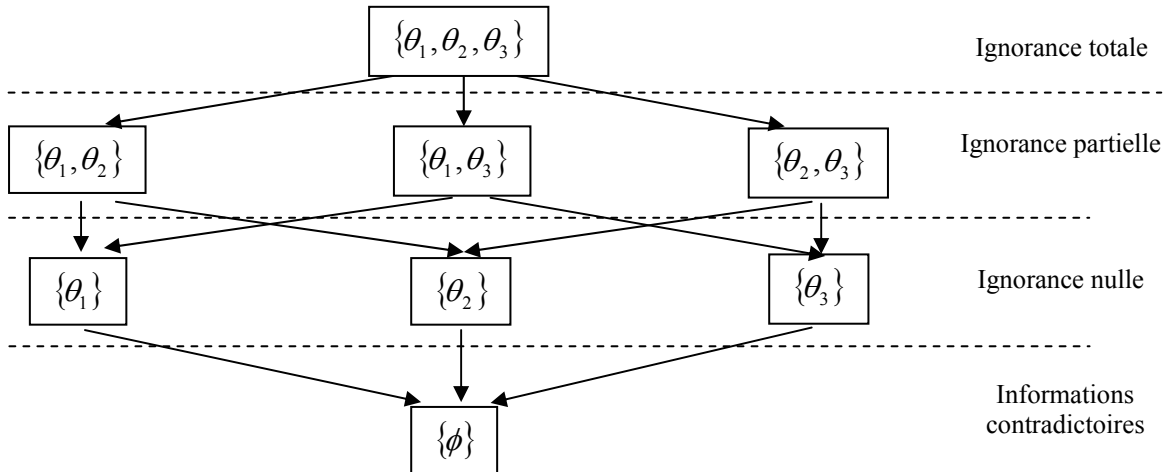


Figure II.2 : Exemple sur la mesure des masses des éléments simples et composés

- ✓ $m(\{\theta_1, \theta_2, \theta_3\})$: Mesure de l'ignorance totale
- ✓ $m(\{\theta_1, \theta_2\})$: Évidence totale que la vraie classe est l'un des deux thèmes urbain θ_1 ou θ_2 et ignorance partielle que la vraie classe est l'un des thèmes de la région.
- ✓ $m(\phi)$: Contradiction, elle décrit une situation où une variable a deux ou plusieurs valeurs.

Exemple 5

Que devrait être la croyance si notre classe est une zone urbaine θ_1 ou de θ_2 ? C'est à dire, qu'elle n'est pas une zone agricole?

$$Bel(\{\theta_1, \theta_2\}) = m(\{\theta_1, \theta_2\}) + m(\{\theta_2\}) + m(\{\theta_1\})$$

$Bel(\{\theta_1, \theta_2\})$ représente la somme d'évidence qui soutient la classe n'étant pas une zone agricole.

Quelle est la plausibilité de cette hypothèse ?

$$Pl(\{\theta_1, \theta_2\}) = m(\{\theta_1, \theta_2\}) + m(\{\theta_2\}) + m(\{\theta_1\}) + m(\{\theta_1, \theta_3\}) + m(\{\theta_2, \theta_3\}) + m(\{\theta_1, \theta_2, \theta_3\})$$

$Pl(\{\theta_1, \theta_2\})$ représente la somme d'évidence qui n'est pas contradictoire avec la classe n'étant pas une zone agricole.

II.2. Estimation des fonctions de masse

L'estimation d'une fonction de masse est un problème très difficile, qui n'a pas de solution universelle. La difficulté est augmentée si l'on veut affecter des masses aux hypothèses composées. Cette estimation n'est pas directement explicite et est spécifique à chaque type d'application et à chaque type de données. Alors, on se propose de déterminer les fonctions de masses sur les singletons dans une source (une image par exemple) S_j par :

$$m_j(\{\theta_i\})(x) = M_i^j(x) \quad (\text{II.26})$$

Où $M_j^i(x)$ est estimé le plus souvent à partir des densités de probabilités et des informations statistiques disponibles. Beaucoup de modèles s'appuient toutefois sur un tel model initial, puis transfèrent les masses sur l'ensemble des hypothèses composées ou n'utilisent que certaines hypothèses composées, dans une démarche simplificatrice et souvent heuristique [LEE, 1987]. Ce transfert est effectué en introduisant des coefficients de conditionnement ou/et d'affaiblissement sur les fonctions de masses initiales.

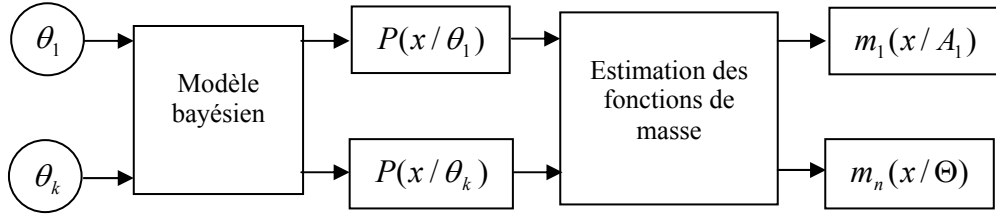


Figure II.3 : Estimation des fonctions de masses

- ✓ Les fonctions de crédibilité et de plausibilité peuvent être conditionnées par rapport à une connaissance déjà existante. Shafer [SHA, 1976], [LEN, 2002] a défini les relations suivantes :

$$m(A_j / A_i) = \frac{\sum_{A_k \cap A_i = A_j} m(A_k)}{\sum_{A_k \cap A_i \neq \emptyset} m(A_k)} \quad (\text{II.27})$$

$$Bel(A_j / A_i) = \frac{Bel(A_j \cup \bar{A}_i) - Bel(\bar{A}_i)}{1 - Bel(\bar{A}_i)} \quad (\text{II.28})$$

$$Pl(A_j / A_i) = \frac{Pl(A_j \cap A_i)}{Pl(A_i)} \quad (\text{II.29})$$

- ✓ Lorsque la source d'information dont la fonction de croyance est extraite, n'est pas totalement fiable, il est possible d'introduire un coefficient d'affaiblissement. Dans ce cas un coefficient α , qui représente une sorte de métaconnaissance concernant la fiabilité de la source, permet de transférer une partie de la croyance vers l'ensemble Θ . Ainsi, une fonction de masse affaiblie, notée m_α , peut se déduire de m par :

$$m_\alpha(A_i) = \alpha \cdot m(A_i) \quad \forall A_i \subset \Theta, A_i \neq \Theta \quad (\text{II.30})$$

$$m_\alpha(\Theta) = 1 - \alpha + \alpha \cdot m(\Theta) \quad (\text{II.31})$$

L'effet de l'affaiblissement est d'augmenter les intervalles $[Bel(A_i), Pl(A_i)]$ et lors de la combinaison, de réduire le conflit. Ainsi, une fonction de croyance est capable de représenter plusieurs types de connaissances et constitue par ce biais un cadre riche et flexible pour la représentation d'informations incertaines.

A partir du schéma de la figure II.3, l'estimation des fonctions de masse à partir du modèle bayésien est effectuée par des modèles de transfert. Nous présentons à cet effet quelques modèles de transfert.

II.2.1.. Modèle de Probabilité inférieure et supérieure

Quand les croyances sont représentées par des familles de fonctions de probabilité, ce modèle est considéré comme un cas particulier des probabilités caractérisant l'imprécision. Il est dérivé de la théorie des probabilités et représenté par la théorie de Hints [BRA, 1996], [SME, 1999].

L'approche de Dempster établit un lien entre les notions de la théorie de l'évidence et une mesure de probabilité [DEM, 1967]. Elle a pour objectif de définir la crédibilité et la plausibilité d'un événement A_i comme étant une borne inférieure et respectivement une borne supérieure de la probabilité d'appartenance de cet événement [YAG, 1987], [BLO, 2003].

$$Bel(A_i) = P^-(x / A_i) \quad (II.32)$$

$$Pl(A_i) = P^+(x / A_i) \quad (II.33)$$

Cette affectation de masse paraît raisonnable, puisque Dempster a pu montrer que :

$$Bel(A_i) \leq P(A_i) \leq Pl(A_i) \quad (II.34)$$

Mais l'inverse n'est pas toujours vrai, c'est à dire $P^-(x/A_i)$ ne représente pas toujours une fonction de crédibilité [DEM, 1967]

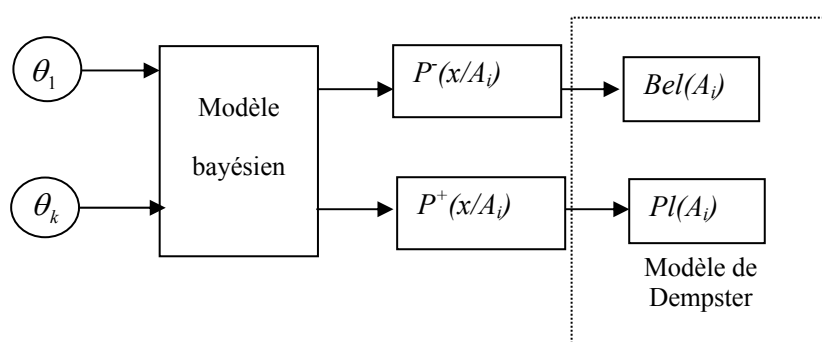


Figure II.4 : Modèle de probabilité inférieure et supérieure

II.2.2. Modèle paramétrique

Ce modèle est fondé sur l'idée que le taux de confiance pour une hypothèse est lié à la distance entre l'observation x en question et une valeur de référence d_{A_i} qui caractérise cette

classe [DNG, 2004]. Dans l'intention d'assurer la propriété principale d'une fonction de masse, $0 \leq m(.) \leq 1$, une bijection par une fonction $f(x, d_{A_i})$ établit le lien avec la fonction de masse :

$$m(A_i) = f(x, d_{A_i}) \quad (\text{II.35})$$

Cette fonction est souvent exponentielle [DEN, 1997]. Les paramètres caractérisant cette fonction seront déterminés d'une manière heuristique et dépendent toujours de l'application envisagée.

II.2.3. Modèle de croyances transférables (TBF)

Ce modèle est introduit par SMETS [SME, 1994], [XU, 1996b], [BEN, 2000] indépendamment de la théorie des probabilités, dans le but de justifier l'utilisation des fonctions de croyances.

Dans ce modèle, deux niveaux peuvent être distingués:

- ✓ Le *niveau crédal* où les croyances sont modélisées et révisées.
- ✓ Le *niveau pignistique* dans lequel des fonctions de croyance sont transformées en fonctions de probabilité pour la prise de décision.

II.2.4. Modèle consonant

Ce modèle est dit aussi modèle de la théorie des possibilités. Il associe un taux de confiance à des hypothèses qui sont emboîtées les unes dans les autres et qui forment un ensemble consonant [DUB, 1986], [DUB, 1994]. La crédibilité consonante est définie comme suit :

$$Bel(A_i \cap A_j) = \max[Bel(A_i), Bel(A_j)] \quad (\text{II.36})$$

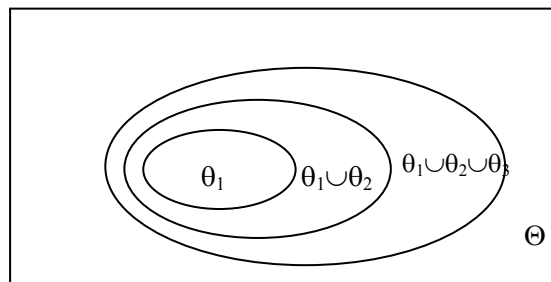


Figure II.5 : Modèle consonnant (Théorie des possibilités)

La crédibilité consonante est parfaitement identique à la définition de la nécessité de la théorie des possibilités.

La plausibilité consonante est définie comme suit :

$$Pl(A_i \cup A_j) = \max[Pl(A_i), Pl(A_j)] \quad (\text{II.37})$$

Cette définition de plausibilité consonante correspond à la définition de la possibilité dans la théorie des possibilités.

II.2.5. Modèle dissonant

Ce modèle est appelé aussi modèle d'Appriou [BRA, 1996], [APP, 1999], [BEN, 2001b], la masse entière est associée à des hypothèses disjointes. Un ensemble d'axiomes sont posés pour conserver la cohérence avec l'approche probabiliste pour les cas d'informations parfaitement connues. Comme point de départ, il suppose connue la densité de probabilité $p(x/\theta_i)$ pour chacune des classes constituant le cadre de discernement.

Pour transférer les mesures probabilistes en fonctions de masse, trois axiomes ont été imposés. Ces trois axiomes reflètent essentiellement la possibilité d'obtenir une certaine cohérence de la théorie d'évidence avec la théorie des probabilités classique pour une connaissance parfaite des mesures probabilistes.

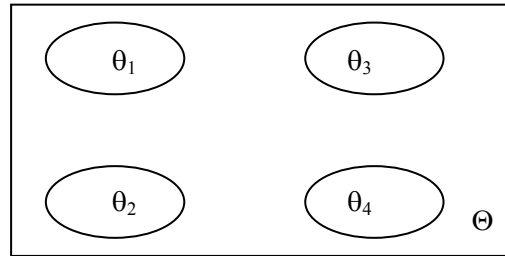


Figure II.6 : Modèle dissonant

Propriété 1 : Cohérence avec le théorème de Bayes

Supposons que les densités des classes soient parfaitement connues ($\alpha_i^j = 1, \forall i, j$), ainsi que les probabilités à priori correspondantes. Ce nouveau jeu de masse de donnée doit vérifier, pour chacune des hypothèses θ_i , le résultat qu'on peut obtenir par le théorème de Bayes est le suivant:

$$m(\theta_i) = \frac{P(x/\theta_i)P(\theta_i)}{\sum_{i=1}^K P(x/\theta_i)P(\theta_i)} \quad (\text{II.38})$$

Propriété 2 : Cohérence avec l'association probabiliste des sources

Pour des sources indépendantes, les probabilités conjointes $p(x^1, x^2, x^3, \dots, x^n/\theta_i)$ peuvent être estimées par :

$$\bigoplus_{j=1}^n m_j^i(.) = R^j \prod_{j=1}^n P(x^j / \theta_i) \quad (\text{II.39})$$

Tel que R^j est un facteur de normalisation, ne dépendant pas de l'hypothèse considérée, mais uniquement de la source j .

Propriété 3 : Séparabilité de l'évaluation des hypothèses θ_i

Elle n'exige pas de cohérence avec la théorie des probabilités. Nous souhaitons que la fonction de masse $m^j(.)$ captant le degré de confiance pour l'ensemble des hypothèses, soit la combinaison de toutes les fonctions de masse $m_j^i(.)$ captant le degré de confiance pour chacune des hypothèses isolément :

$$m^j(.) = \bigoplus_{i=1}^K m_j^i(.) \quad (\text{II.40})$$

Deux modèles d'inspiration probabiliste ont été proposés par Appriou [APP, 1991], [APP, 1999], [FOU, 2000], [BEN, 2001a], [FAB, 2001], [LEN, 2002] et prennent en compte d'autres disjonctions que Θ . Ces modèles supposent une estimation initiale de la probabilité conditionnelle $P(x / \theta_i)$. La fonction de masse associée à une source est calculée par combinaison de fonctions de masses associées à chaque singleton, définies dans le premier modèle par :

$$m_i^j(\{\theta_i\})(x) = \frac{\alpha_i \cdot R_j \cdot P(x / \theta_i)}{1 + R_j \cdot P(x / \theta_i)}, \quad (\text{II.41})$$

$$m_i^j(\{\bar{\theta}_i\})(x) = \frac{\alpha_i}{1 + R_j \cdot P(x / \theta_i)}, \quad (\text{II.42})$$

$$m^j(\Theta)(x) = 1 - \alpha_i, \quad (\text{II.43})$$

Dans le deuxième modèle, les masses associées à chaque singleton sont définies par :

$$m_i^j(\{\theta_i\})(x) = 0, \quad (\text{II.44})$$

$$m_i^j(\{\bar{\theta}_i\})(x) = \alpha_i (1 - R_j \cdot P(x / \theta_i)) \quad (\text{II.45})$$

$$m^j(\Theta)(x) = 1 - \alpha_i + \alpha_i R_j \cdot P(x / \theta_i) \quad (\text{II.46})$$

Ce modèle correspond au cas où $P(x / \theta_i)$ nous donne une information essentiellement sur ce qui n'est pas θ_i . Où α_i est un coefficient d'affaiblissement, lié à la classe θ_i , qui permet de prendre en compte la fiabilité de la source pour cette classe en particulier, et R_j

est un coefficient de pondération des probabilités. Si $R_j = 0$, seule la fiabilité de la source est prise en compte, sinon les données sont également prises en compte, R_j est donné comme suit :

$$R_j \in \left[0, \left\{ \max_{i \in [1, K]} [\sup(P(x / \theta_i))] \right\} \right] \quad (\text{II.47})$$

R_j est introduit dans une approche axiomatique afin de respecter les définitions de masse et de plausibilité.

La fusion de données nécessite la combinaison de différentes masses associées aux sources d'information de chaque élément focal du cadre de discernement considéré. Pour cela, plusieurs méthodes ont été développées pour avoir le résultat optimal.

Smets considère le monde ouvert et attribut une masse non nulle à l'ensemble vide, représentant le conflit entre les classes de l'ensemble de discernement [SME, 1990]. Les autres règles de combinaisons orthogonales conjonctives considèrent le monde fermé et affectent à l'ensemble vide une masse nulle. En effet, Dempster divise par un facteur de normalisation représentant le conflit [DEM, 1967], [NAC, 2002], [VAN, 2004], Yager affecte une masse conflit à l'union des sous ensembles [YAG, 1986], [YAG, 1987], Dubois et Prade répartissent la masse conflit à tous les sous ensembles [DUB, 1986], [DEN, 1997], Murphy calcule la moyenne des masses des différentes sources, il ne considère pas le conflit (ne transfère pas la masse conflit) [SMD, 2004], Hedging ajoute un élément inconnu au cadre de discernement, considérant que le conflit vient de son manque d'exhaustivité [LEN, 2002]. Cependant, Dezert ne considère pas le conflit, mais il considère le paradoxe [SMD, 2004]. Enfin, la règle de combinaison disjonctive élargit les sous ensembles et elle permet d'affecter le conflit à l'union des sous ensembles [BLO, 2003].

Nous présentons ces méthodes de combinaison des fonctions de croyances et leurs propriétés dans ce qui suit.

II.3. Combinaison des fonctions de masse

II.3.1. Règle orthogonale de Dempster

Supposons que nous disposons de n fonctions de masses m_j ($1 \leq j \leq n$) définies sur le même référentiel Θ . Ces n fonctions peuvent être agrégées par un opérateur de combinaison conjonctif symbolisé $\circ$. Le résultat de cette opération conduit à une fonction de croyance

unique à laquelle correspond une fonction de masse, symbolisée m_c , qui est définie comme suit :

$$m_c(A_i) = \sum_{\substack{A_1 \cap \dots \cap A_n = A_i \\ A_j \in 2^\Theta}} \prod_{j=1}^n m_j(A_j), \quad \forall A_i \subseteq 2^\Theta \quad (\text{II.48})$$

Cette règle conjonctive est parfois dénommée règle de combinaison de Dempster non normalisée. Si nécessaire, l'hypothèse de normalisation $m_c(\phi) = 0$ peut être retrouvée en divisant chaque masse par un coefficient adéquat. L'opérateur résultant, qui est connu sous le nom de règle de Dempster est symbolisé $m_\oplus$. La formule de la somme orthogonale de Dempster, éventuellement normalisée, se généralise à n fonctions :

$$m_\oplus(A_i) = \bigoplus_{i=1}^n (A_i) = \frac{(m_c)(A_i)}{1 - m_c(\phi)} \quad \forall A_i \neq \phi \text{ et } A_i \subseteq 2^\Theta \quad (\text{II.49})$$

Où $m_c(\phi)$ représente le degré de conflit entre les fonctions de masse m_j relativement aux sources S_j

a. Degré de conflit

Il convient avant toute chose de répertorier les origines d'un conflit. Elles sont typiquement au nombre de trois :

- ✓ Le manque de fiabilité d'une ou de plusieurs des sources utilisées.
- ✓ L'utilisation de cadres de discernement non exhaustifs.
- ✓ L'inconsistance des observations menées par les sources.

Le degré de conflit peut être calculée par :

$$m_c(\phi) = (m_1 \circ \dots \circ m_n)(\phi) = \sum_{A_1 \cap \dots \cap A_n = \phi} \prod_{j=1}^n m_j(A_j) \quad \forall A_i \in 2^\Theta \quad (\text{II.50})$$

Lorsque $m_c(\phi) = 1$, les sources S_j sont totalement conflictuelles, ce qui rend impossible leur combinaison.

b. Propriétés de la règle de Dempster

La règle de Dempster présente des propriétés intéressantes telles que la commutativité et l'associativité. Ceci permet de combiner plusieurs sources de données avec facilité.

Exemple 7

Soient deux fonctions de masses m_1 et m_2 provenant de deux sources différentes S_1 et S_2 , ces sources sont des images satellitaires acquises par les satellites Spot et Landsat.

L'ensemble de discernement est Θ constitué de 04 classes : urbain θ_1 , végétation θ_2 , sol nu θ_3 et eau θ_4 . Le nouveau degré de confiance pour une classe θ_i est obtenu à partir de la somme des produits des masses dont l'intersection est égale à θ_i . Pour la classe végétation θ_2 par exemple, ces produits correspondent aux cases grises, comme il est illustré dans le tableau II.2.

$$m(\theta_2) = m_1 \circ m_2(\theta_2) = m_1(\theta_2).m_2(\theta_2 \cup \theta_3) + m_1(\theta_2).m_2(\Theta)$$

Ensuite, la nouvelle valeur doit être normalisée, en appliquant les relations II.49 et II.50.

$$m_c(\phi) = (m_1 \circ m_2)(\phi) = \sum_{A_i \cap A_j = \phi} m_1(A_i).m_2(A_j) = m_1(\theta_1).(m_2(\theta_2 \cup \theta_3) + m_2(\theta_4)) + m_1(\theta_2).(m_2(\theta_1) + m_2(\theta_4)) + m_1(\theta_3 \cup \theta_4).m_2(\theta_1)$$

$$(m_1 \oplus m_2)(\theta_2) = \frac{(m_1 \circ m_2)(\theta_2)}{1 - m_c(\phi)}$$

		S_1			
		θ_1	θ_2	$\theta_3 \cup \theta_4$	Θ
S_2	θ_1	θ_1	$\emptyset$	$\emptyset$	θ_1
	$\theta_2 \cup \theta_3$	$\emptyset$	θ_2	θ_3	$\theta_2 \cup \theta_3$
	θ_4	$\emptyset$	$\emptyset$	θ_4	θ_4
	Θ	θ_1		$\theta_3 \cup \theta_4$	Θ

Tableau II.2 : Combinaison des masses affectées aux hypothèses par la règle de Dempster

Exemple 8

Etant donné deux sources d'information S_1 et S_2 ayant chacune une masse m_1 et m_2 . Le cadre de discernement est $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}$ et les sous ensembles possibles sont représentés par $2^\Theta = (\{\theta_1\}, \{\theta_2\}, \{\theta_3\}, \{\theta_1, \theta_2\}, \{\theta_1, \theta_3\}, \{\theta_2, \theta_3\}, \{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}, \phi)$ (8 éléments). Les masses des éléments focaux sont estimées et données comme suit :

$$m_1(\{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}) = 0.3, \quad m_1(\{\theta_1, \theta_2\}) = 0.2, \quad m_1(\{\theta_1, \theta_3\}) = 0.2, \quad m_1(\{\theta_2\}) = 0.3$$

$$m_2(\{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}) = 0.4, \quad m_2(\{\theta_1, \theta_2\}) = 0.1, \quad m_2(\{\theta_2, \theta_3\}) = 0.25, \quad m_2(\{\theta_3\}) = 0.25$$

Remarque

Les masses des autres éléments associés aux deux sources S_1 et S_2 sont négligeables, donc elles ne seront pas intégrées dans le processus de combinaison.

		S_1			
		$\{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}$	$\{\theta_1, \theta_2\}$	$\{\theta_1, \theta_3\}$	$\{\theta_2\}$
S_2	$\{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}$	0.12	0.08	0.08	0.12
	$\{\theta_1, \theta_2\}$	0.03	0.02	0.02	0.03
	$\{\theta_2, \theta_3\}$	0.075	0.05	0.05	0.075
	$\{\theta_3\}$	0.075	0.05	0.05	0.075

Tableau II.3 : Exemple d'application de la règle de Dempster

Le résultat de la combinaison orthogonale de Dempster des deux sources S_1 et S_2 de tous les éléments focaux sont donnés comme suit :

- ✓ $m_1 \oplus m_2 (\{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}) = 0.1371$,
- ✓ $m_1 \oplus m_2 (\{\theta_1, \theta_2\}) = 0.1486$, $m_1 \oplus m_2 (\{\theta_1, \theta_3\}) = 0.0914$, $m_1 \oplus m_2 (\{\theta_2, \theta_3\}) = 0.0857$,
- ✓ $m_1 \oplus m_2 (\{\theta_1\}) = 0.0229$, $m_1 \oplus m_2 (\{\theta_2\}) = 0.3143$, $m_1 \oplus m_2 (\{\theta_3\}) = 0.2$

c. Indépendance des sources

La règle de combinaison de Dempster [DEM, 1967] nécessite l'indépendance des informations à fusionner. Elle est nécessaire pour éviter un résultat biaisé. Elle peut être appliquée si l'indépendance des données a été vérifiée dans le cadre statistique.

II.3.2. Combinaison de Smets

Dans le modèle de croyances transférables (TBF) sur un monde ouvert [SME, 1990], la fonction de masse a une interprétation naturelle puisque la masse $m(A_i)$ représente le

degré de croyance attribué à la proposition $A_i \subseteq \Theta$ qui n'a pu être assignée à un sous ensemble plus spécifique. Cette règle correspond à la combinaison de Dempster non normalisée. Elle permet d'affecter à l'ensemble vide une masse positive. La règle de Smet de la combinaison de deux sources indépendantes, symbolisée par S , est donnée comme suit [XU, 1996b], [DEL, 2004],[SMD, 2004] :

$$\left\{ \begin{array}{l} m_S(\phi) = \sum_{\substack{A_j \in 2^\Theta \\ A_1 \cap \dots \cap A_n = \phi}} \prod_{j=1}^n m_j(A_j) \\ m_S(A_i) = \sum_{\substack{A_j \in 2^\Theta \\ A_1 \cap \dots \cap A_n = A_i}} \prod_{j=1}^n m_j(A_j) \quad \forall (A_i \neq \phi) \in 2^\Theta \end{array} \right. \quad (\text{II.51})$$

Elle est utilisée lorsque au moins une des sources est fiable.

II.3.3. Combinaison de Yager

Yager admit que dans le cas d'un conflit, le résultat n'est ni fiable ni précis, alors k doit être ajouté à la masse d'ignorance totale [YAG, 1986]. Cette règle est commutative, mais pas associative, symbolisée par Y , elle est donnée comme suit :

$$\left\{ \begin{array}{l} m_Y(\phi) = 0 \\ m_Y(A_i) = \sum_{\substack{A_j \in 2^\Theta \\ A_1 \cap \dots \cap A_n = A_i}} \prod_{j=1}^n m_j(A_j) \quad \forall A_i \in 2^\Theta, A_i \neq \phi, A_i \neq \Theta \\ m_Y(\Theta) = \prod_{j=1}^n m_j(\Theta) + \sum_{\substack{A_j \in 2^\Theta \\ A_1 \cap \dots \cap A_n = \phi}} \prod_{j=1}^n m_j(A_j) \quad \text{quand} \quad A_i = \Theta \end{array} \right. \quad (\text{II.52})$$

Elle est utilisée lorsque toutes les sources risquent d'être erronées, en l'absence d'information plus précise.

II.3.4. Combinaison adaptative

Cette combinaison est appelée aussi règle de combinaison du Dubois et Prade [DUB, 1986]. Si nous observons une valeur dans l'ensemble A_i quand les autres observent cette valeur dans l'ensemble A_j , la vérité se trouve dans $A_i \cap A_j$ tel que $A_i \cap A_j = \phi$. Et si $A_i \cap A_j = \phi$, la vérité se trouve dans $A_i \cup A_j$. Cette règle est commutative, mais n'est pas

associative. La règle de Dubois et Prade, symbolisée DP, est donnée comme suit [DUB, 1996], [SMD, 2004]:

$$\begin{cases} m_{DP}(\phi) = 0 \\ m_{DP}(A_i) = \sum_{\substack{A_j \in 2^\Theta \\ A_1 \cap \dots \cap A_n = A_i \\ A_1 \cap \dots \cap A_n \neq \phi}} \prod_{j=1}^n m_j(A_j) + \sum_{\substack{A_j \in 2^\Theta \\ A_1 \cup \dots \cup A_n = A_i \\ A_1 \cap \dots \cap A_n = \phi}} \prod_{j=1}^n m_j(A_j) \quad \forall A_i \in 2^\Theta, A_i \neq \phi \end{cases} \quad (\text{II.53})$$

II.3.5. Combinaison disjonctive

Cette règle a été proposée par Dubois et Prade en 1986, elle est notée par U, donnée comme suit :

$$\begin{cases} m_U(\phi) = 0 \\ m_U(A_i) = \sum_{\substack{A_j \in 2^\Theta \\ A_1 \cup \dots \cup A_n = A_i}} \prod_{j=1}^n m_j(A_j). \quad \forall (A_i \neq \phi) \in 2^\Theta \end{cases} \quad (\text{II.54})$$

Notons que cette combinaison ne peut pas faire apparaître de conflit. Elle élargit les éléments focaux et fournit donc une information moins précise que chacune des sources. Ce mode peut être intéressant quand on ne sait pas modéliser *a priori* les fiabilités des sources, leurs ambiguïtés et leurs imprécisions [BLO, 1996], [BLO, 2003].

Toutefois, dans la plupart des applications en fusion d'images, on cherche à obtenir une fonction de masse combinée plus focalisée que les fonctions de masse initiales. Ainsi, on préfère la fusion conjonctive, ce qui implique de prendre en compte les imprécisions, les fiabilités, les ambiguïtés de chaque source à l'étape de modélisation.

II.3.6. Combinaison de Hedging

La combinaison de hedging consiste à ajouter un élément inconnu e au cadre de discernement Θ , considérant que le conflit vient de son manque d'exhaustivité et à opérer comme s'il était intégré à tous les éléments focaux de toutes les sources.

$$\begin{cases} m(A_i \cup e) = \sum_{\substack{A_1 \cap \dots \cap A_n = A_i \\ A_j \in 2^\Theta}} \prod_{j=1}^n m_j(A_j), \quad \forall (A_i \neq \phi) \in 2^\Theta \\ m(e) = \sum_{A_1 \cap \dots \cap A_n = \phi} \prod_{j=1}^n m_j(A_j) \end{cases} \quad (\text{II.55})$$

II.3.7. Combinaison de Murphy

Cette règle est commutative, mais pas associative, symbolisée par M . Elle consiste à déterminer la moyenne arithmétique des fonctions de croyance associées à m_j et Bel_j , elle est donnée par :

$$Bel_M(A_i) = \frac{1}{n} \left[\sum_{j=1}^n Bel_j(A_i) \right] \quad \forall A_i, A_j \in 2^\Theta \quad (\text{II.56})$$

Dans notre travail, nous avons utilisé la combinaison par la règle de Dempster car elle est la plus appropriée à la théorie d'évidence de Dempster-Shafer et les travaux qui ont été déjà publiés ont montré les défauts des autres combinaisons [SMD, 2004]. En plus, elle permet de combiner plusieurs canaux d'information avec moins de complexité grâce à ses deux propriétés : la commutativité et l'associativité, et de modéliser le conflit convenablement. Nous utilisons aussi la nouvelle combinaison de Dezert [DEZ, 2003a], [SMD, 2004] qui est décrite plus loin dans ce document. Elle n'est qu'un cas particulier de la règle de Dempster à la différence qu'elle intègre les intersections des hypothèses dans le cadre de discernement.

II.4. Prise de décision

Suite à une représentation appropriée de l'information disponible, il est nécessaire de développer un critère de décision permettant une prise de décision « optimale ». Par rapport aux nombreuses publications concernant la représentation d'informations, peu de travaux ont été consacrés au problème de la prise de décision, bien que le développement des règles de décision soit particulièrement utile. Dans le cadre bayésien, la règle retenue est celle du maximum *a posteriori*. La caractéristique de cette règle est de maximiser une seule grandeur. Alors que dans la théorie de Dempster-Shafer, deux grandeurs sont disponibles : la crédibilité et la plausibilité. Nous avons un intervalle au lieu d'un point, ainsi *la maximisation devient plus difficile* [YAG, 1993], [BRA, 1996], [SUD, 2002]. Un grand choix de critères de décision s'offre à nous. Nous citons :

II.4.1. Maximum de plausibilité

Le pixel sera affecté à la classe pour laquelle il présente un maximum de plausibilité par rapport aux autres classes [APP, 1999]

$$x \in A_j \quad \text{Si} \quad Pl(A_j)(x) = \max\{Pl(A_k)(x), 1 \leq k \leq n\} \quad (\text{II.57})$$

II.4.2. Maximum de crédibilité

Le pixel sera affecté à la classe pour laquelle il présente un maximum de crédibilité par rapport aux autres classes [COR, 2004].

$$x \in A_j \quad Si \quad Bel(A_j)(x) = \max\{Bel(A_k)(x), 1 \leq k \leq n\} \quad (II.58)$$

II.4.3. Maximum de crédibilité sans recouvrement des intervalles de confiance (sans risque d'erreur)

Le pixel sera affecté à la classe pour laquelle il présente une crédibilité supérieure au maximum de plausibilité des autres classes. [BLO, 2003].

$$x \in A_j \quad Si \quad Bel(A_j)(x) \geq \max\{Pl(A_k)(x), 1 \leq k \leq n, k \neq j\}, \quad (II.59)$$

Cette dernière condition étant particulièrement stricte et pouvant ne conduire à aucune décision.

II.4.4. Maximum de crédibilité avec rejet

Il exprime que la décision doit être suffisamment non ambiguë puisque la condition sera vérifiée si la masse est très focalisée sur A_i [LEH, 1997], [LEH, 1998], [BLO, 2003]

$$x \in A_j \quad Si \quad Bel(A_j)(x) = \max\{Bel(A_k)(x), 1 \leq k \leq n\} \quad (II.60)$$

$$et \quad Bel(A_j)(x) \geq Bel(\bar{A}_j), \quad (II.61)$$

La règle du maximum de crédibilité peut être considérée comme totalement non risquée, mais sous-estime de fait l'appartenance à une classe donnée, dans la mesure où elle ne retient que les cas pour lesquels il n'y a pas d'incertitude. A l'inverse, la règle du 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.

Il existe une autre règle de décision donnée par Smets, appelée la probabilité pignistique qui est une mesure de probabilité subjective située entre la mesure de crédibilité et de plausibilité [SME, 1989], [XU, 1996a].

Elle est exprimée suivant une distribution pignistique donnée par l'expression suivante :

$$BetP(x) = \sum_{x \in A_i} \frac{m(A_i)}{|A_i|} \quad (II.62)$$

Où $|A_i|$ représente la cardinalité du sous ensemble $A_i \subseteq 2^\Theta$ et les masses sont redistribuées uniformément aux éléments de l'ensemble 2^Θ .

$$BetP(x) = p_{m,w}(x) \quad (\text{II.63})$$

Où W est la distribution uniforme sur Θ . A partir de cette distribution de probabilité, il est alors possible d'utiliser les outils classiques de la théorie de la décision statistique pour la prise de décision.

II.4.5. Fonction de Coût et Risque Pignistique

Soit une fonction de coût $\lambda(x, \theta_i)$ qui quantifie le coût de choisir l'action x quand la vérité est θ_i et soit A_i un ensemble fini d'actions. Nous pouvons associer à chaque action $x \in A_i$, à partir de la probabilité $BetP$, un risque $BetR$ défini comme le coût espéré [YAG, 1986], [VAN, 2004].

$$BetR(x \in A_i) = \sum_{A_i \in 2^\Theta} BetP(A_i) \lambda(x, \theta_i) \quad (\text{II.64})$$

Il suffit de choisir l'action qui minimise ce risque, appelé risque pignistique.

Risque Inférieur et Risque Supérieur

Il existe des stratégies développées par Denoeux [DEN, 1995], basées sur les concepts de risque inférieur $InfR$ et supérieur $SupR$, qui sont définis comme suit :

$$InfR(x \in A_i) = \sum_{A_i \in 2^\Theta} m(A_i) \min \lambda(x, \theta_i) \quad (\text{II.65})$$

$$SupR(x \in A_i) = \sum_{A_i \in 2^\Theta} m(A_i) \max \lambda(a, \theta_i) \quad (\text{II.66})$$

Les deux risques conduisent à des prises de décision tantôt optimiste dans le cas de la minimisation du risque inférieur ou pessimiste pour le risque supérieur. Avec des coûts compris entre 0 et 1.

Remarque

Denoeux a montré que la minimisation du risque pignistique conduit à choisir la classe θ_i de probabilité pignistique maximale [DEN, 1995], [DEN, 1997]. Tandis que les risques inférieur et supérieur conduisent respectivement à choisir la classe de crédibilité

(respectivement plausibilité) maximale. L'intérêt de la mesure de la probabilité pignistique réside dans le fait qu'elle offre un compromis intéressant entre la croyance et la plausibilité définies de façon objective.

Exemple 9

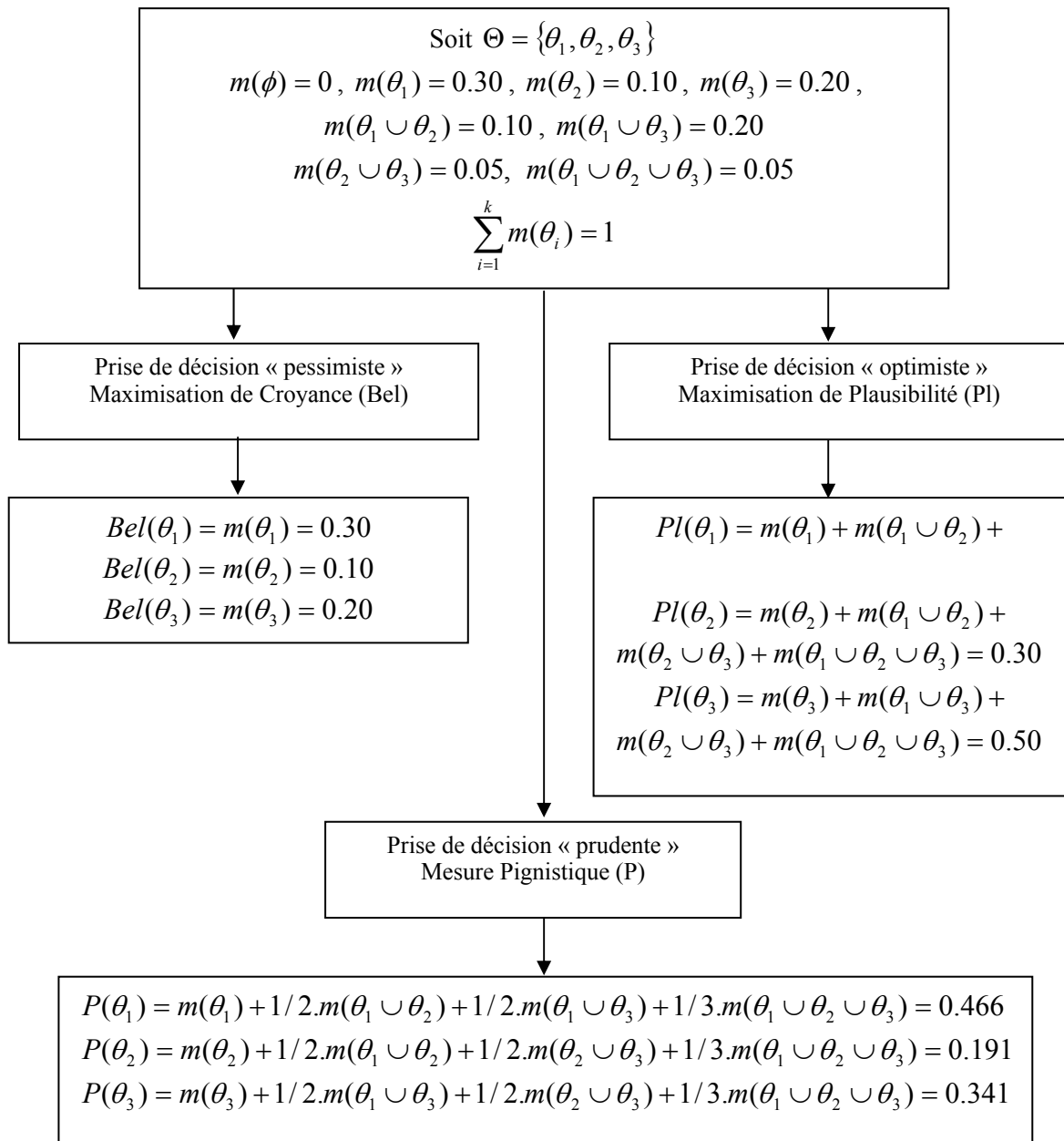


Figure II.7 : Règles de décision

II.5. Limites de l'approche evidentielle

Quand le conflit devient très important, la théorie de Dempster Shafer n'est plus applicable, car le fondement de cette théorie, basé sur le modèle de Shafer avec un cadre de discernement prenant en considération tous les éléments d'une manière exhaustive et exclusive, néglige l'information paradoxale à manipuler. Les limites de cette théorie sont démontrées comme suit.

Soit la somme orthogonale de Dempster donnée par :

$$(m_1 \oplus m_2)(A_k) \cong \frac{(m_1 \circ m_2)(A_k)}{1 - m_c(\phi)} \quad \forall A_k \neq \phi \text{ et } A_k \subseteq 2^\Theta \quad (\text{II.67})$$

Le conflit est donné par l'expression suivante :

$$K = m_c(\phi) = (m_1 \circ m_2)(\phi) = \sum_{A_i \cap A_j = \phi} m_1(A_i) \cdot m_2(A_j) \quad \forall A_i, A_j \in 2^\Theta \quad (\text{II.68})$$

Quand le conflit est important (égale à 1), la $\oplus$ n'existe pas et les deux sources 1 et 2 sont totalement conflictuelles, ce qui rend impossible leur combinaison.

Pour remédier à ce problème, la nouvelle théorie de Dezert Smarandache [DEZ, 2002], [DEZ, 2003c], [SMD, 2004] permet de prendre en compte, au niveau même du formalisme, la nature possiblement paradoxale des informations, vue comme étant les intersections entre les différents éléments du cadre de discernement.

III. APPROCHE DU RAISONNEMENT PLAUSIBLE ET PARADOXAL DE DEZERT SMARANDACH (DSmT)

Les travaux de Dezert et Smarandache [DEZ, 2002], [DEZ, 2003c], [SMD, 2004] montrent comment la DSmT permet de gérer élégamment les cas délicats pour lesquels la théorie de Dempster-Shafer est mise en défaut. Même si la DST est de nos jours, largement utilisée dans beaucoup de systèmes automatiques ou semi-automatiques de fusion d'informations depuis plus d'une quinzaine d'années, Dezert et Smarandache affirment que cette théorie a montré ses limites de fiabilité et son domaine d'applicabilité du fait des deux contraintes inhérentes à celle-ci, à savoir :

(C1) : La DST considère uniquement un cadre de discernement basé sur un ensemble discret, fini, exhaustif et exclusif d'hypothèses élémentaires.

(C2) : Les sources d'évidences sont supposées distinctes et indépendantes (chaque source ne partage pas la connaissance des autres sources) et fournissent les mesures de

crédibilités sur l'ensemble des parties (power-set) 2^Θ du cadre de discernement Θ avec la même interprétation commune de Θ .

La contrainte (C1) est une contrainte très sévère puisqu'elle ne permet pas d'autoriser le paradoxe entre les éléments du cadre de discernement Θ . Comme on l'a montré, la théorie de Dempster-Shafer admet à la base le principe du tiers exclus. Elle impose de fait que chaque hypothèse élémentaire du cadre de discernement Θ soit finement et précisément définie sans ambiguïté. Néanmoins, il existe de nombreux problèmes pour lesquels les éléments θ_i de Θ correspondent uniquement à des concepts ou des notions vagues et flous non précisément définissables en terme de vérité absolue. Pour tous ces types de problèmes, les éléments élémentaires du cadre de discernement ne peuvent pas être séparés (ou raffinés) sans ambiguïté et par conséquent la contrainte (C1) ne peut être satisfaite. Ces problèmes peuvent et doivent alors cependant être résolus par des méthodes alternatives à la DST. D'où l'utilisation de la DSMT.

III.1. Cadre de discernement

La DSMT peut être interprétée comme une généralisation de la DST (elle-même souvent considérée comme une extension de la théorie des probabilités) selon le sens suivant.[COR, 2003], [SMD, 2004] Supposons que l'ensemble du discernement est :

$$\Theta = \{\theta_1, \theta_2\} \quad (\text{II.69})$$

La DST suppose que Θ est un ensemble exhaustif et exclusif :

$$m(\theta_1) + m(\theta_2) + m(\theta_1 \cup \theta_2) = 1 \quad (\text{II.70})$$

La DSMT accepte la possibilité d'ajouter l'information paradoxale :

$$m(\theta_1) + m(\theta_2) + m(\theta_1 \cup \theta_2) + m(\theta_1 \cap \theta_2) = 1 \quad (\text{II.71})$$

III.2. Génération des ensembles

L'ensemble classique des parties de Θ , appelé communément le power-set (ensemble puissant), noté 2^Θ est défini comme l'ensemble des sous-ensembles de Θ lorsque tous les éléments θ_i sont disjoints. Dezert et Smarandache dans une nouvelle vision, étendent cette définition en définissant l'hyper-powerset D^Θ de Θ comme l'ensemble de toutes les propositions possibles des éléments de 2^Θ construites avec les opérateurs $\cup$ et $\cap$ telles que :

$$\forall A_i \in D^\Theta, \forall A_j \in D^\Theta, (A_i \cup A_j) \in D^\Theta \text{ et } (A_i \cap A_j) \in D^\Theta.$$

Exemple (cas $n = 3$) :

Considérons le cadre de discernement Θ constitué des trois couleurs rouge, verte et bleue $\Theta = \{\theta_1 = (R), \theta_2 = (V), \theta_3 = (B)\}$. Conformément à la figure II.8, il paraît difficile, voire impossible de pouvoir séparer précisément ces trois couleurs de manière objective et nous proposons plutôt de conserver l'hypothèse de recouvrement partiel (paradoxe) de ces notions au sein du traitement de l'information. Sur cette figure, les limites noires représentent les frontières virtuelles non précisément définissables de séparation des couleurs. Notons également que, puisque la perception des couleurs est propre à chaque individu, le témoignage d'un individu interrogé au sujet de la couleur perçue d'un même objet observé pourra varier sensiblement et conduire à une interprétation différente qu'il faudra néanmoins pouvoir prendre en compte au niveau d'un processus de fusion de témoignages. Ce type de problème est communément appelé paradoxes de Sorites dans la littérature [SMD, 2004].

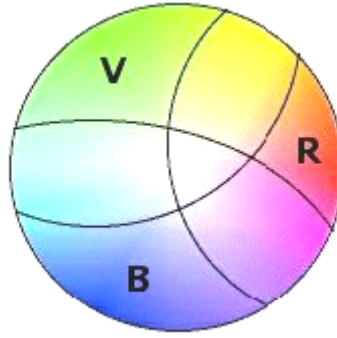


Figure II.8 : Cadre de discernement généralisé pour $n = 3$

Exemple (cas $n = 4$) :

Le diagramme de Venn général construit par Smarandache représentant la même situation pour $n = 4$ est donné sur la figure II.9. Les notations i, ij, ijk et $ijkl$ avec $i, j, k, l = 1, 4$ indiquent les recouvrements partiels entre les éléments $\theta_1, \theta_2, \theta_3$ et θ_4 de Θ .

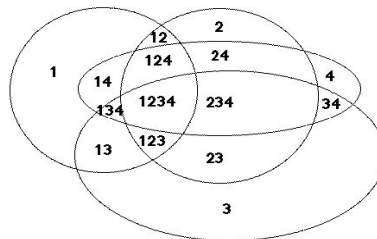


Figure II.9 : Cadre de discernement généralisé pour $n = 4$

Par conséquent, la cardinalité de D^Θ est toujours majorée par 2^{2^n} quand $Card(\Theta) = \Theta = n$. La génération de l'hyper-powerset D^Θ correspond au problème de Dedekind d'énumération des fonctions monotones booléennes croissantes (i.e., fonctions logiques exprimables avec les opérateurs logiques AND et OR). Il faut savoir que la solution générale du problème de Dedekind (pour $n > 10$) n'a pas encore été trouvée aujourd'hui et reste toujours un thème de recherche en mathématique [DEZ, 2003a], [DEZ, 2003b], [SMD, 2004].

Nous savons juste que la cardinalité de D^Θ suit la séquence des nombres de Dedekind lorsque la cardinalité n de Θ augmente, c'est à dire :

$$Card(D^\Theta) = 1, 2, 5, 19, 167, 7580, 7828353, \dots \text{ pour } Card(\Theta) = n = 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, \dots$$

Nous donnons dans les exemples suivants les premiers hyper-powersets pour des dimensions de Θ relativement faibles.

1. Pour $\Theta = \{ \}$ (ensemble vide), $D^\Theta = \{ \emptyset \}$ $|D^\Theta| = 1$
2. Pour $\Theta = \{ \theta_1 \}$, $D^\Theta = \{ \emptyset, \theta_1 \}$ et $|D^\Theta| = 2$
3. Pour $\Theta = \{ \theta_1, \theta_2 \}$, $D^\Theta = \{ \emptyset, \theta_1, \theta_2, \theta_1 \cup \theta_2, \theta_1 \cap \theta_2 \}$ et $|D^\Theta| = 5$
4. Pour $\Theta = \{ \theta_1, \theta_2, \theta_3 \}$, $D^\Theta = \{ \emptyset, \theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_1 \cup \theta_2, \theta_1 \cup \theta_3, \theta_2 \cup \theta_3, \theta_1 \cap \theta_2, \theta_1 \cap \theta_3, \theta_2 \cap \theta_3, \theta_1 \cup \theta_2 \cup \theta_3, \theta_1 \cap \theta_2 \cap \theta_3, (\theta_1 \cup \theta_2) \cap \theta_3, (\theta_1 \cup \theta_3) \cap \theta_2, (\theta_2 \cup \theta_3) \cap \theta_1, (\theta_1 \cap \theta_2) \cup \theta_3, (\theta_1 \cap \theta_3) \cup \theta_2, (\theta_2 \cap \theta_3) \cup \theta_1, [(\theta_1 \cup \theta_2) \cap \theta_3] \cap (\theta_1 \cup \theta_2) \}$
et $|D^\Theta| = 19$

III.3. Jeu de masse généralisé

Considérons un cadre général de discernement $\Theta = \{ \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k \}$ relatif au problème posé. Chaque source d'évidence S_j est caractérisée par un jeu de masse généralisé de croyances $m(\cdot)$ défini comme la fonction de D^Θ dans $[0,1]$ vérifiant :

$$m(\emptyset) = 0 \quad \text{et} \quad \sum_{A_i \in D^\Theta} m(A_i) = 1 \quad (\text{II.73})$$

La quantité $m(A_i)$ est appelée masse élémentaire de croyance généralisée en A_i . Le jeu de masse $m(\cdot)$ autorise la pondération des informations paradoxales contrairement au jeu de masse classiquement défini dans le cadre de la DST.

III.4. Fonctions de crédibilité et de plausibilité généralisées

A partir de tout jeu de masse généralisé $m(\cdot)$, nous pouvons alors définir pour tout élément de D^Θ les fonctions de crédibilité et de plausibilité généralisées par :

$$Bel(A_i) = \sum_{A_j \in D^\Theta, A_j \subseteq A_i} m(A_j) \quad \forall A_i \in D^\Theta \quad (\text{II.74})$$

$$Pl(A_i) = \sum_{A_j \in D^\Theta / A_i \cap A_j \neq \emptyset} m(A_j), \quad \forall A_i \in D^\Theta \quad (\text{II.75})$$

La propriété $\forall A_i \in D^\Theta, Bel(A_i) \leq Pl(A_i)$ reste bien sûr valide dans le cadre de la DSMT.

III.5. Règle de combinaison de Dezert

Considérons à présent deux sources distinctes d'évidence équitablement fiables S_1 et S_2 de nature quelconque (rationnelle, incertaine ou paradoxale) définies par rapport à un cadre général de discernement Θ avec les fonctions de crédibilités généralisées associées $Bel_1(\cdot)$ et $Bel_2(\cdot)$ et les jeux de masses $m_1(\cdot)$ et $m_2(\cdot)$. La fonction de crédibilité globale $Bel(\cdot) = Bel_1(\cdot) \oplus Bel_2(\cdot)$ résultant de la fusion des deux sources s'obtient à partir de la combinaison des jeux de masses individuels généralisés $m_1(\cdot)$ et $m_2(\cdot)$ par la règle suivante [DEZ, 2004], [SMD, 2004] :

$$\forall A_i \in D^\Theta, \quad m(A_i) \cong [m_1 \oplus m_2](A_i) = \sum_{A_j, A_k \in D^\Theta, A_j \cap A_k = A_i} m_1(A_j) m_2(A_k) \quad (\text{II.76})$$

La forme générale, pour n sources d'évidence S_j s'écrit de la manière suivante :

$$\forall A_i \in D^\Theta, \quad m(A_i) \cong \bigoplus_{j=1}^n (A_i) = \sum_{\substack{A_j \in D^\Theta \\ A_1 \cap \dots \cap A_n = A_i}} \prod_{i=1}^n m_j(A_j) \quad (\text{II.77})$$

IV. COMPARAISON ENTRE LA DST ET LA DSMT

La comparaison entre les formalismes de la DST et la DSMT est donnée par le tableau II.4 suivant :

	DST	DSmT
Ensemble de discernement $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k\}$	Exhaustif et exclusif	Exhaustif, mais Pas nécessairement exclusif
Ensemble des sous ensembles	Power set 2^Θ	Hyper Power Set D^Θ
Fonction de masse	$m(.) : 2^\Theta \rightarrow [0,1]$ $\sum_{A_i \in 2^\Theta} m(A_i) = 1, m(\phi) = 0$	$m(.) : D^\Theta \rightarrow [0,1]$ $\sum_{A \in D^\Theta} m(A_i) = 1, m(\phi) = 0$
	Considère l'union des classes $m(\theta_1) + m(\theta_2) + m(\theta_1 \cup \theta_2) = 1$	Considère l'union et l'intersection des classes $m(\theta_1) + m(\theta_2) + m(\theta_1 \cup \theta_2) + m(\theta_1 \cap \theta_2) = 1$
Règle de combinaison	$m_1 \oplus m_2(A_i) = \frac{\sum_{\substack{A_j, A_k \in 2^\Theta \\ A_j \cap A_k = A_i}} m_1(A_j) m_2(A_k)}{1 - \sum_{\substack{A_j, A_k \in 2^\Theta \\ A_j \cap A_k = \phi}} m_1(A_j) m_2(A_k)}$ $\forall (A_i \neq \phi) \in 2^\Theta$ Commutative et associative	$m_1 \oplus m_2(A_i) = \sum_{\substack{A_j, A_k \in D^\Theta \\ A_j \cap A_k = A_i}} m_1(A_j) m_2(A_k), \forall A_i \in D^\Theta$ Commutative et associative
Performances	Modélise l'incertitude, l'imprécision et le conflit	Modélise l'incertitude, l'imprécision et le paradoxe
Temps du calcul	important	Très important Très complexe pour $ \Theta > 6$

Tableau II.4 : Comparaison entre la DST et la DSmT

Remarque

La DST et la DSmT peuvent être appliquées à un cadre de discernement non exhaustif, c'est-à-dire les sources à fusionner émettent un avis sur des cadres de discernement différents. On cite par exemple, les travaux de [LEH, 1997], [DEZ, 2003c] et [BOU, 2005].

V. CONCLUSION

L'approche d'évidence développée par Dempster et Shafer et l'approche du raisonnement plausible et paradoxal développée par Dezert et Smarandache peuvent être exploitées en fusion d'images satellitaires pour la classification. Ces deux théories présentent

des avantages par rapport aux approches probabilistes et bayésiennes. En effet, elles offrent des outils qui permettent de modéliser l'incertitude et l'imprécision.

La DST permet de considérer en plus des singletons, les unions de classes et affecte un intervalle de confiance à chaque valeur incertaine de l'ensemble de discernement, limité par la crédibilité et la plausibilité de cette valeur. Elle modélise aussi le conflit entre les classes individuelles qui est un paramètre très important dans la prise de décision.

Cependant, la DS_mT permet de considérer en plus des singletons et des unions de classes, l'intersection des classes, par conséquent, elle modélise le paradoxe entre les classes de l'ensemble de partition indépendamment du conflit.

Pour notre part, et dans le cadre de notre travail, ces deux théories ont été mises en œuvre pour deux applications différentes :

1. La première application concerne l'amélioration de la carte d'occupation du sol de la zone d'étude, à travers une classification multispectrale des données. Elle sera présentée dans le chapitre suivant de ce mémoire.
2. La deuxième application concerne l'établissement d'une carte de changements de la même zone d'étude entre deux dates différentes et cela à travers une fusion et une classification multitemporelles des données. Elle sera présentée dans le quatrième chapitre de ce mémoire.

CHAPITRE III

AMELIORATION DE LA CARTE D'OCCUPATION DU SOL PAR LA DST ET LA DSmT

Ce chapitre est consacré à la présentation de la méthodologie basée sur la théorie d'évidence de Dempster- Shafer (DST) et la théorie du raisonnement plausible et paradoxal de Dezert-Smarandache (DSmT), appliquée pour l'amélioration de la carte d'occupation du sol du site d'étude, à travers une fusion et une classification multispectrales des données.

Après la description du site d'étude situé à l'est d'Alger et les données satellitaires utilisées, nous introduirons la méthodologie adoptée pour le développement de la méthode de fusion et de classification multispectrales en utilisant la DST (et la DSmT par la suite), que nous avons implémentée.

Après la présentation et l'interprétation des différents résultats obtenus en utilisant chaque théorie, une étude comparative sera effectuée.

INTRODUCTION

Notre travail a porté essentiellement sur l'étude de la théorie de croyance de Dempster Shafer (DST) à la classification et la fusion multispectrales des images satellitaires et son application pour la cartographie thématique. En premier lieu, nous décrivons le site d'étude utilisé. Ensuite, nous utilisons le modèle d'Appriou (développé dans le chapitre II) après l'avoir adapté à notre jeu de données, comme un modèle de transfert pour l'estimation des masses des classes. Puis, nous appliquons la règle orthogonale de Dempster pour la combinaison des masses des classes considérées. Enfin nous appliquons la règle de décision du maximum de crédibilité pour l'obtention de l'image classifiée.

De même, nous étudions et nous appliquons la théorie du raisonnement plausible et paradoxal (DSmT) sur le même jeu de données. Enfin, nous concluons par l'évaluation des résultats des deux méthodes et la comparaison de ces résultats.

Avant de présenter les différentes étapes de notre application, nous avons trouvé utile de présenter une analogie entre les notions de la DST et de la DSmT associées à la classification d'images satellitaires, et cela pour donner aux concepts mathématiques des deux théories, un aspect pratique et implémentable. Cette analogie est représentée respectivement dans les tableaux III.1 et III.2.

DST	Imagerie satellitaire
Cadre de discernement	Ensemble de partition
Sous ensembles	Classes
Hypothèses simples	Classes individuelles
Hypothèses composées	Union des classes
Ensemble des sous ensembles	Classes simples et classes composées
Fonction de masse	Mesure d'information selon l'application
Éléments focaux	Tout élément de l'ensemble des sous ensembles ayant une masse non nulle
Fonction de croyance (crédibilité)	Incertitude minimale (probabilité inférieure)
Fonction de plausibilité	Incertitude maximale (probabilité supérieure)
Intervalle de confiance	Sa largeur mesure l'imprécision de la valeur incertaine.
Règle de décision	Règle d'affectation d'un pixel à une classe
Somme orthogonale	Combinaison conjonctive des différentes masses
Conflit	Informations contradictoires
Le paradoxe n'est pas considéré	Il n'y a pas de paradoxe

Tableau III.1 : Analogie entre les notions de la DST et les notions de traitement d'images

DSmT	Imagerie satellitaire
Cadre de discernement	Ensemble de partition
Sous ensembles	Classes
Hypothèses simples	Classes individuelles
Hypothèses composées	Union de classes ou intersection de classes
Ensemble des sous ensembles	Classes simples et classes composées
Fonction de masse	Mesure d'information selon l'application
Eléments focaux	Tout élément de l'ensemble des sous ensembles ayant une masse non nulle
Fonction de croyance (crédibilité) généralisée	Incertitude minimale (probabilité inférieure)
Fonction de plausibilité généralisée	Incertitude maximale (probabilité supérieure)
Intervalle de confiance	Sa largeur mesure l'imprécision de la valeur incertaine
Règle de décision	Règle d'affectation d'un pixel à une classe
Somme orthogonale généralisée	Combinaison conjonctive des différentes masses
Le conflit n'est pas considéré	Il n'y a pas de conflit
Paradoxe	Les informations intermédiaires (intersection de classes)

Tableau III.2 : Analogie entre les notions de la DSmT et les notions de traitement d'images

La démarche méthodologique que nous avons suivie pour cette application est schématisée par l'organigramme suivant :

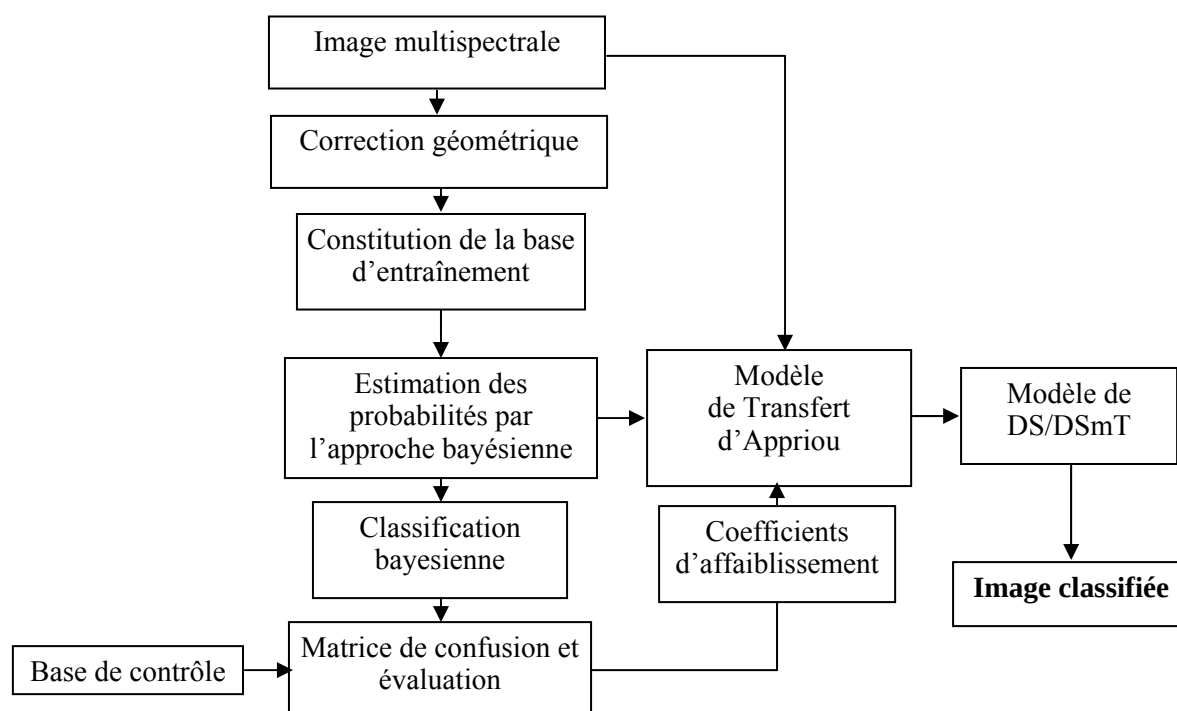


Figure III.1: Méthodologie suivie pour l'élaboration de la carte d'occupation du sol

I. DESCRIPTION DU SITE D'ETUDE

Le site d'étude que nous avons retenu, représente une région située aux environs d'Alger, couvrant une superficie de 441 km^2 . Elle englobe principalement les villes de Bab-Ezzouar, d'El Hamiz et de Dar El Beida. Cette région se distingue par deux zones : une zone agricole située au sud de l'aéroport d'Alger, caractérisée par de grands espaces verts et le sol nu, et une zone urbaine située au nord de l'aéroport, caractérisée par un espace structurel et un réseau routier très dense. Pour notre travail, nous avons utilisé deux images satellitaires (de taille 256×256), extraites de deux images multispectrales, multisources et multitemporelles couvrant cette région. La première est acquise par le satellite SPOT 2 le 01 avril 1997 et la deuxième acquise par le capteur ETM+ du satellite LANDSAT 7 le 03 juin 2001. La composition colorée RGB des deux images traitées est donnée par les figures III.2 et III.3.



Figure III.2 : Composition colorée de la scène d'Alger SPOT 1997

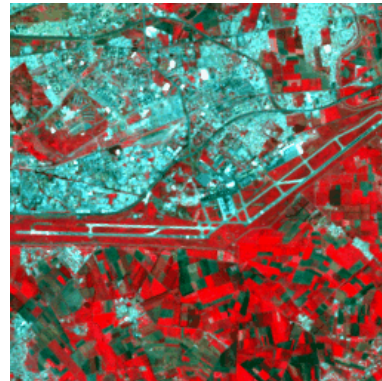


Figure III.3 : Composition colorée de la scène d'Alger ETM+ 2001

A partir d'une connaissance *a priori* sur la zone d'étude, nous avons défini des zones (appelées aussi parcelles ou échantillons) d'apprentissage qui sont des zones de l'image supposées représentatives de chaque classe. Le choix de ces zones d'apprentissage demande beaucoup d'attention. Deux facteurs essentiels doivent être pris en considération :

- La répartition spatiale des zones d'apprentissage d'une classe sur toute la scène à traiter. Si deux régions distinctes spatialement représentent la même classe, il faudrait extraire une parcelle (ou plusieurs) de chaque région. Ceci traduit mieux la variabilité de la classe.
- Un nombre minimal est pratiqué sur les échantillons d'apprentissage appartenant à une classe. Ce nombre doit être supérieur ou égal à $10.(1 + n)$ [BEL, 1998], avec n le nombre des images à l'entrée du processus de classification.

Dans notre application, nous avons $n = 3$ pour l'image multispectrale HRV de SPOT et $n = 6$ pour l'image multispectrale ETM+ de LandSat. Donc le nombre d'échantillons minimal pour chaque classe doit être égale à 40 pour la première et 70 pour la seconde.

L'évaluation statistique du résultat d'une méthode de classification est généralement effectuée à travers le calcul d'une matrice de confusion entre ce résultat et la réalité de terrain. Or, dans la plupart des cas, on ne dispose pas de la réalité de terrain. Il faudrait donc, procéder à une étape de définition d'une base de contrôle (de la même manière que pour l'extraction de la base d'entraînement) qui contiendrait des données différentes de celles de l'apprentissage.

En effet, nous avons défini quatre classes thématiques reportées dans le tableau III.3 avec le nombre d'échantillons de chaque classe.

Les images des zones d'apprentissage ainsi que la base de contrôle issue de l'image de vérité terrain que nous avons adoptée pour les deux dates sont données respectivement par les figures III.4, III.5, III.6 et III.7.

Classes	Thèmes	Nombre des échantillons SPOT (1997)	Nombre des échantillons ETM+ (2001)
Classe 1 	Urbain dense (UD)	181	110
Classe 2 	Urbain moins dense (UMD)	207	122
Classe 3 	Végétation (V)	314	225
Classe 4 	Sol nu (SN)	208	155

Tableau III.3 : Thèmes et nombre des échantillons de chaque classe de la scène du site d'étude

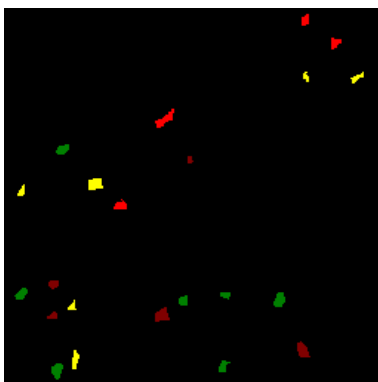


Figure III.4 : Base d'apprentissage de la scène d'Alger SPOT 1997

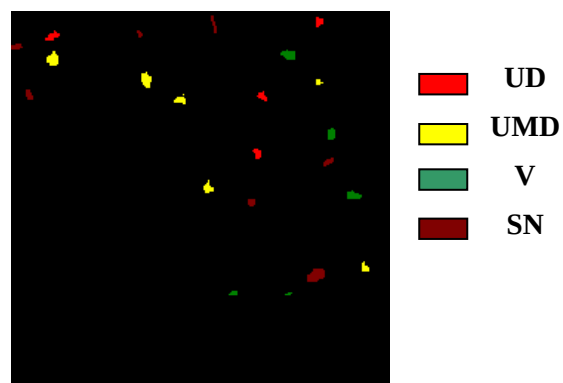


Figure III.5: Base de contrôle de la scène d'Alger SPOT 1997

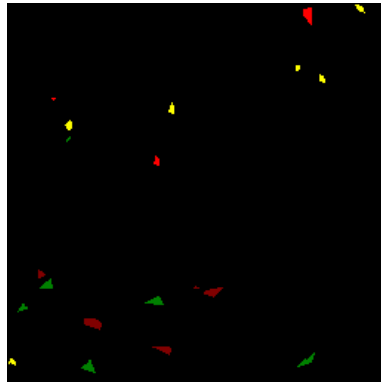


Figure III.6 : Base d'apprentissage de la scène d'Alger ETM+ 2001

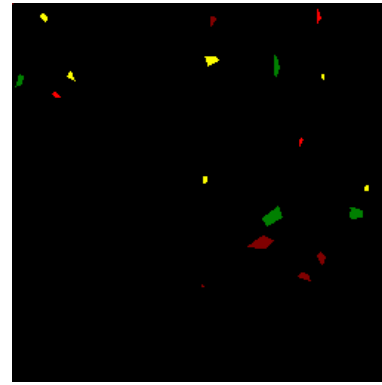
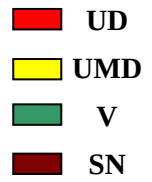


Figure III.7: Base de contrôle de la scène d'Alger ETM+ 2001



Remarque

Nous avons choisi le même nombre de classes et les mêmes thèmes pour les deux images multitemporelles. Ce choix sera discuté et justifié dans le chapitre suivant de ce mémoire.

II. FUSION ET CLASSIFICATION MULTISPECTRALES PAR LA DST

Notre objectif à travers cette première étude, est l'exploitation de la propriété principale de la DST qui est la modélisation de l'incertitude et de l'imprécision sur une classe, dans l'union des classes. L'utilisation de cette propriété, nous permettra d'améliorer la carte d'occupation du sol, dans la mesure où tous les pixels présentant un caractère conflictuel seront classés dans des classes composées plutôt que dans une classe simple. Nous avons adopté la méthodologie suivante :

II.1. Méthodologie

Nous avons procédé d'abord à une classification bayésienne par le maximum de vraisemblance (MVS) des deux images multitemporelles utilisées. Ensuite, nous avons procédé à une évaluation statistique des deux résultats obtenus (figures III.8 et III.9) par le calcul de deux matrices de confusion entre ces résultats et les images de la base de contrôle des figures III.5 et III.7. On obtient les deux matrices données par les tableaux III.4 et III.5. A partir de ces deux matrices, on calcule 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) et le nombre total des pixels de la matrice de confusion. Le TMBC est donné par l'équation suivante :

$$TMBC = \left(\frac{\sum_i^k X_{ii}}{N} \right) \times 100 \quad (III.1)$$

Tel que :

- ✓ X_{ii} est la somme totale des éléments de la diagonale de la matrice de confusion.
- ✓ N est le nombre total des pixels de la matrice.
- ✓ k est le nombre des classes considérées.

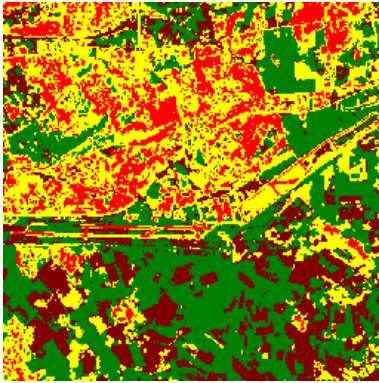


Figure III.8 : Résultat de la classification bayésienne par le MVS de la scène d'Alger SPOT 1997

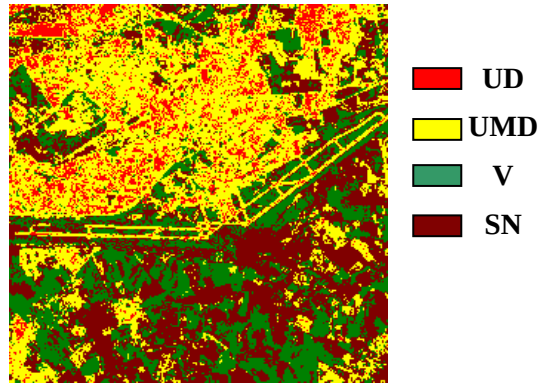


Figure III.9 : Résultat de la classification bayésienne par le MVS de la scène d'Alger ETM+ 2001

	$S_1(UD)$	$S_2(UMD)$	$S_3(V)$	$S_4(SN)$
Urbain dense (UD)	119	01	00	00
Urbain moins dense (UMD)	04	202	03	08
Végétation (V)	00	00	152	00
Sol nu (SN)	00	15	02	204

Tableau III.4 : Matrice de confusion de la scène d'Alger SPOT 1997 avec **TMBC = 95.35%**

	$S_1(UD)$	$S_2(UMD)$	$S_3(V)$	$S_4(SN)$
Urbain dense (UD)	28	14	00	00
Urbain moins dense (UMD)	23	71	00	17
Végétation (V)	00	00	212	13
Sol nu (SN)	01	37	13	125

Tableau III.5 : Matrice de confusion de la scène d'Alger ETM+ 2001 avec **TMBC = 78.70%**

On remarque que la classification de 1997 présente moins de confusion entre les classes (TMBC = 95.35%) que la classification de 2001 (TMBC = 78,70%). On note aussi la grande confusion entre la classe « urbain dense » et la classe « urbain moins dense » et aussi entre la classes « urbain moins dense » et la classe « sol nu » dans la classification de 2001.

Etant donnée que la confusion entre les classes est plus présente dans le résultat de 2001 que dans celui de 1997, alors c'est la classification de 2001 qui nécessite une amélioration. Nous allons voir que grâce à la DST les pixels confus se trouvant en dehors de la diagonale de la matrice de confusion, seront classés dans une classe composée (union de classes) plutôt dans une classe individuelle. La nouvelle image classifiée donnera une matrice de confusion de la forme suivante :

	$S_1(\theta_1)$	$S_2(\theta_2)$	$S_3(\theta_3)$	$S_4(\theta_4)$
θ_1	θ_1	$\theta_1 \cup \theta_2$	$\theta_1 \cup \theta_3$	$\theta_1 \cup \theta_4$
θ_2	$\theta_2 \cup \theta_1$	θ_2	$\theta_2 \cup \theta_3$	$\theta_2 \cup \theta_4$
θ_3	$\theta_3 \cup \theta_1$	$\theta_3 \cup \theta_2$	θ_3	$\theta_3 \cup \theta_4$
θ_4	$\theta_4 \cup \theta_1$	$\theta_4 \cup \theta_2$	$\theta_4 \cup \theta_3$	θ_4

Tableau III.6: Considération des unions de classes à partir de la matrice de confusion

Les masses des classes individuelles et des classes composées sont estimées à partir des probabilités bayésiennes, à travers le premier modèle de transfert d'Appriou que nous avons adopté. Ce modèle permet de transférer les masses associées aux classes individuelles qui ne sont rien d'autres que les densités de probabilités, calculées en fonction des données statistiques des classes, aux masses simples pour les zones certaines et aux masses composées pour les zones incertaines, en respectant l'exhaustivité de l'ensemble de partition.

Pour appliquer ce modèle à la classification multispectrale, nous avons considéré chaque classe thématique comme étant une source d'information qui nous renseigne sur la classe elle même et les autres classes. De ce fait, on peut considérer chaque classe comme étant un classificateur.

Le modèle d'Appriou considère uniquement deux classes θ_i et $\bar{\theta}_i$ (par exemple la classe urbain et la classe non urbaine). Pour notre problème de classification multiclassées, on considère aussi bien les singletons que les classes composées, alors, l'ensemble s'élargit de $\text{card}(\Theta)$ au $\text{card}(2^\Theta)$. Le nombre de sources sera égal au nombre de classes thématiques θ_i .

Par exemple, si notre classe d'intérêt A_i est la végétation, elle sera associée à une source d'information S_j , alors $\bar{A}_i$ serait les classes : urbain dense, urbain moins dense et le sol nu et les unions des classes. Pour tenir compte de cet aspect, nous avons développé les équations du premier modèle d'Appriou et nous l'avons adapté à notre jeu de données de la manière suivante :

Tout d'abord, nous considérons l'espace de partition en k classes :

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

Et l'ensemble des sous ensembles associés au cadre de discernement est donné comme suit :

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

Soit une classe d'intérêt θ_i associée à la source d'information thématique S_j , la végétation par exemple : $\theta_i = \{végétation\}$, $i = 1, \dots, k \Leftrightarrow S_j = \{végétation\}$, $j = 1, \dots, n$

Dans notre application $k = n$

La classe complémentaire s'écrit comme suit :

$$\bar{A}_i = A_i - \{\theta_i\} = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_{i-1}, \theta_{i+1}, \dots, \theta_k, \theta_1 \cup \theta_2, \dots, \theta_1 \cup \theta_2 \cup \dots \cup \theta_k\}$$

Dans notre cas, l'ensemble complémentaire pour l'ensemble des éléments de l'ensemble des sous ensembles est :

$$\bar{A}_i = \{UD, UMD, SN, UD \cup UMD, UD \cup V, UD \cup SN, UMD \cup V, UMD \cup SN, V \cup SN, UD \cup UMD \cup V, UD \cup UMD \cup SN, UD \cup V \cup SN, UMD \cup V \cup SN, UD \cup UMD \cup V \cup SN\}$$

Les différentes étapes de la classification par la DST que nous avons appliquée à notre jeu de données sont représentées par le synoptique de la figure III.10. Dans le paragraphe suivant, nous allons détailler chaque étape :

1. Pour chaque classe d'intérêt θ_i représentant la source d'information S_j , on calcule la fonction de masse de cet élément (θ_i) et les éléments complémentaires ($\bar{A}_j$), de la manière suivante :

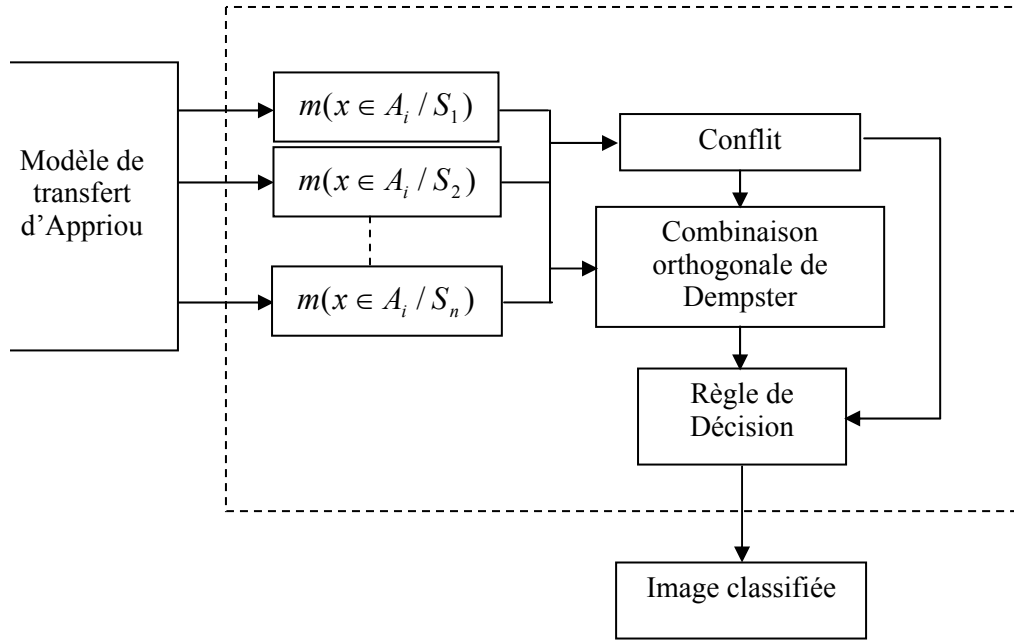


Figure III.10 : La procédure de classification par la DST

$$m_j(\theta_i) = \frac{\alpha_i \cdot R_j \cdot P(x / \theta_i)}{1 + R_j \cdot P(x / \theta_i)} - \frac{(2^\Theta - k - 1) * \varepsilon}{k} \quad (\text{III.2})$$

$$m_j(\theta_1) = m_j(\theta_2) = m_j(\theta_{i-1}) = m_j(\theta_{i+1}) = m_j(\theta_k) = \frac{\alpha_i / (k - 1)}{1 + R_j \cdot P(x / \theta_i)} - \frac{(2^\Theta - k - 1) * \varepsilon}{k} \quad (\text{III.3})$$

$$m_j(\theta_1 \cup \theta_2) = m_j(\theta_1 \cup \theta_3) = \dots = m_j(\theta_1 \cup \theta_2 \cup \dots \cup \theta_{k-1}) = \varepsilon, \forall \varepsilon > 0 \quad (\text{III.4})$$

$$m_j(\Theta) = 1 - \alpha_i \quad (\text{III.5})$$

Les deux indices i et j des formules décrites au dessus sont semblables, c'est l'une des spécificités de notre application.

Avec :

- ✓ α_i est par définition un coefficient d'affaiblissement lié à la classe θ_i . Dans notre application, nous avons considéré α_i comme étant le taux de bonne classification de la classe θ_i , issue de la classification bayésienne.
- ✓ $P(x / \theta_i)$ est la probabilité conditionnelle d'appartenance du pixel x à la source j c'est une probabilité bayésienne suivant le modèle gaussien.

- ✓ R_j est un coefficient de pondération des probabilités. Pour chaque source d'information S_j , la valeur de R_j est donnée par le maximum de toutes les probabilités conditionnelles de l'image par rapport à cette source.

$$R_j = \left\{ \max_{i \in [1, K]} [P(x / \theta_i)] \right\} \text{ avec } k \text{ est le nombre de sources}$$

2. Pour chaque source d'information S_j (urbain dense, urbain moins dense, végétation et sol nu) et pour chaque pixel x de l'image multispectrale à classifier, on calcule la fonction de masse de ce pixel par rapport à l'ensemble des éléments focaux relativement à la source considérée.

A partir du tableau III.7, l'estimation des masses par le modèle d'Appriou se fera comme ci indiqué dans le tableau suivant :

$A_j \backslash S_i$	$S_1(\theta_1)$	$S_2(\theta_2)$	$S_3(\theta_3)$	$S_4(\theta_4)$
θ_1	$m_1(\theta_1)$	$m_2(\theta_1)$	$m_3(\theta_1)$	$m_4(\theta_1)$
θ_2	$m_1(\theta_2)$	$m_2(\theta_2)$	$m_3(\theta_2)$	$m_4(\theta_2)$
θ_3	$m_1(\theta_3)$	$m_2(\theta_3)$	$m_3(\theta_3)$	$m_4(\theta_3)$
θ_4	$m_1(\theta_4)$	$m_2(\theta_4)$	$m_3(\theta_4)$	$m_4(\theta_4)$
$\theta_1 \cup \theta_2$	$m_1(\theta_1 \cup \theta_2)$	$m_2(\theta_1 \cup \theta_2)$	$m_3(\theta_1 \cup \theta_2)$	$m_4(\theta_1 \cup \theta_2)$
$\theta_1 \cup \theta_3$	$m_1(\theta_1 \cup \theta_3)$	$m_2(\theta_1 \cup \theta_3)$	$m_3(\theta_1 \cup \theta_3)$	$m_4(\theta_1 \cup \theta_3)$
$\theta_1 \cup \theta_4$	$m_1(\theta_1 \cup \theta_4)$	$m_2(\theta_1 \cup \theta_4)$	$m_3(\theta_1 \cup \theta_4)$	$m_4(\theta_1 \cup \theta_4)$
$\theta_2 \cup \theta_3$	$m_1(\theta_2 \cup \theta_3)$	$m_2(\theta_2 \cup \theta_3)$	$m_3(\theta_2 \cup \theta_3)$	$m_4(\theta_2 \cup \theta_3)$
$\theta_2 \cup \theta_4$	$m_1(\theta_2 \cup \theta_4)$	$m_2(\theta_2 \cup \theta_4)$	$m_3(\theta_2 \cup \theta_4)$	$m_4(\theta_2 \cup \theta_4)$
$\theta_3 \cup \theta_4$	$m_1(\theta_3 \cup \theta_4)$	$m_2(\theta_3 \cup \theta_4)$	$m_3(\theta_3 \cup \theta_4)$	$m_4(\theta_3 \cup \theta_4)$
$\theta_1 \cup \theta_2 \cup \theta_3$	$m_1(\theta_1 \cup \theta_2 \cup \theta_3)$	$m_2(\theta_1 \cup \theta_2 \cup \theta_3)$	$m_3(\theta_1 \cup \theta_2 \cup \theta_3)$	$m_4(\theta_1 \cup \theta_2 \cup \theta_3)$
$\theta_1 \cup \theta_2 \cup \theta_4$	$m_1(\theta_1 \cup \theta_2 \cup \theta_4)$	$m_2(\theta_1 \cup \theta_2 \cup \theta_4)$	$m_3(\theta_1 \cup \theta_2 \cup \theta_4)$	$m_4(\theta_1 \cup \theta_2 \cup \theta_4)$
$\theta_1 \cup \theta_3 \cup \theta_4$	$m_1(\theta_1 \cup \theta_3 \cup \theta_4)$	$m_2(\theta_1 \cup \theta_3 \cup \theta_4)$	$m_3(\theta_1 \cup \theta_3 \cup \theta_4)$	$m_4(\theta_1 \cup \theta_3 \cup \theta_4)$
$\theta_2 \cup \theta_3 \cup \theta_4$	$m_1(\theta_2 \cup \theta_3 \cup \theta_4)$	$m_2(\theta_2 \cup \theta_3 \cup \theta_4)$	$m_3(\theta_2 \cup \theta_3 \cup \theta_4)$	$m_4(\theta_2 \cup \theta_3 \cup \theta_4)$
Θ	$m_1(\Theta)$	$m_2(\Theta)$	$m_3(\Theta)$	$m_4(\Theta)$

Tableau III.7 : L'estimation des masses des classes simples et composées associées à chaque source d'information

3. On procède ensuite à la combinaison orthogonale par la règle de Dempster. Pour chaque pixel à classifier, et pour chaque élément focal, on combine toutes les masses de ce pixel par rapport à cet élément focal relativement à toutes les sources d'information. On utilise la formule suivante :

$$m_{\oplus}(A_i) = (m_1 \oplus m_2 \oplus m_3 \oplus m_4)(A_i) \cong \frac{(m_1 \circ m_2 \circ m_3 \circ m_4)(A_i)}{1 - K} \quad \forall A_i \neq \emptyset \text{ et } A_i \subseteq 2^{\Theta} \quad (\text{III.6})$$

Avec :

$$(m_1 \circ m_2 \circ m_3 \circ m_4)(A_i) = \sum_{A_j \cap A_k \cap A_l \cap A_m = A_i} m_1(A_j) m_2(A_k) m_3(A_l) m_4(A_m) \quad \forall A_j, A_k, A_l, A_m \subseteq 2^{\Theta} \quad (\text{III.7})$$

Et A_i est un élément focal et K est le degré de conflit global entre toutes les sources, donné pour chaque pixel de l'image par l'équation suivante :

$$K = (m_1 \circ m_2 \circ m_3 \circ m_4)(\emptyset) = \sum_{A_j \cap A_k \cap A_l \cap A_m = \emptyset} m_1(A_j) m_2(A_k) m_3(A_l) m_4(A_m) \quad \forall A_j, A_k, A_l, A_m \subseteq 2^{\Theta} \quad (\text{III.8})$$

Et $m_{\oplus}$ est la masse combinée de toutes les sources d'information.

4. Enfin, pour décider de l'appartenance d'un pixel à une classe simple ou à une classe composée, on applique l'une des règles de décision suivantes :

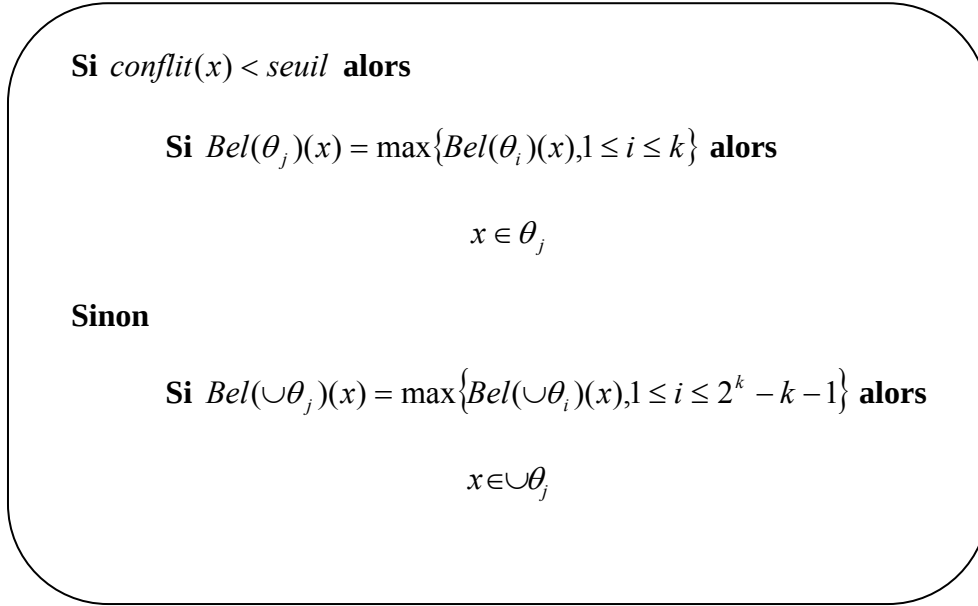
- ❖ Maximum de crédibilité
- ❖ Maximum de plausibilité
- ❖ Minimum du risque pignistique

Pour notre travail, nous avons utilisé le maximum de crédibilité sur les classes simples et les classes composées. Pour cela, nous avons déduit tout d'abord les crédibilités de chaque pixel par rapport à chaque élément focal en fonction de la masse combinée des sources d'information de ce pixel, en utilisant la relation suivante :

$$Bel(A_i) = \sum_{A_j \in 2^{\Theta} / A_j \subseteq A_i} m_{\oplus}(A_j) \quad \forall A_i \in 2^{\Theta} \quad (\text{III.9})$$

Puis, nous avons appliqué la règle de décision, qui s'effectue comme suit : pour un pixel x donné, on compare d'abord le degré de conflit engendré par toutes les sources sur ce pixel, par rapport à un *seuil* qu'on choisit d'une manière expérimentale. Si le conflit est inférieur à ce seuil, le pixel 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. La règle de décision est illustrée par l'algorithme suivant



Lors du processus de la fusion par la DST, nous avons négligé les éléments d'union ayant des masses faibles et plus précisément les éléments qui se composent d'un nombre d'éléments proche du nombre de classes considéré (cardinal de l'ensemble de discernement). Ceci dans le but de réduire la complexité et le temps de calcul. La prise de décision se fera alors, sur l'ensemble des éléments focaux suivant :

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

II.2. Résultats

Le conflit global engendré par toutes les sources d'information sur tous les pixels de l'image multispectrale ETM+ est variable entre 0.44 et 0.49. Il est donné par l'image de la figure III.11. Le résultat de la fusion et de classification multispectrales par la DST de l'image ETM+ est donné par les images des figures : III.12 pour un seuil de conflit minimal égal à 0.44, III.13 pour un seuil moyen égal à 0.465 et III.14 pour un seuil maximal égal à 0.49.

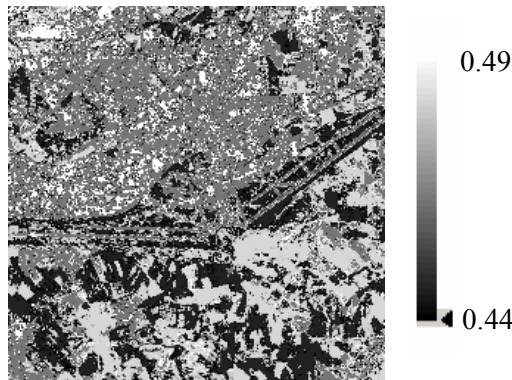


Figure III.11: Image conflit entre les classes

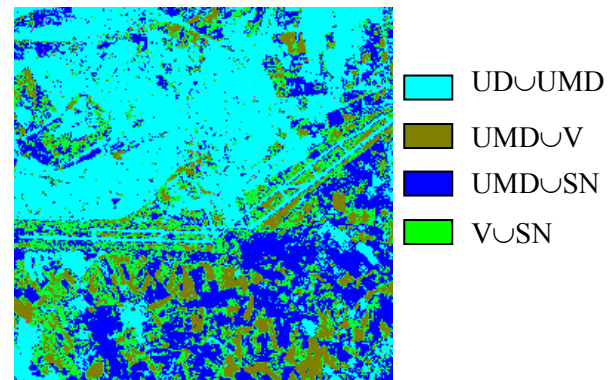


Figure III.12 : Résultat de la classification par la DST pour un seuil = 0.44

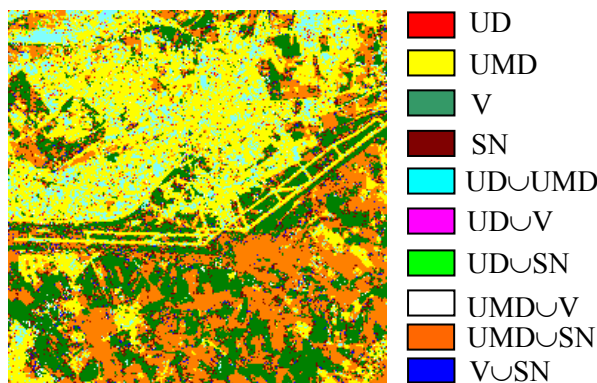


Figure III.13 : Résultat de la classification par la DST pour un seuil = 0.465

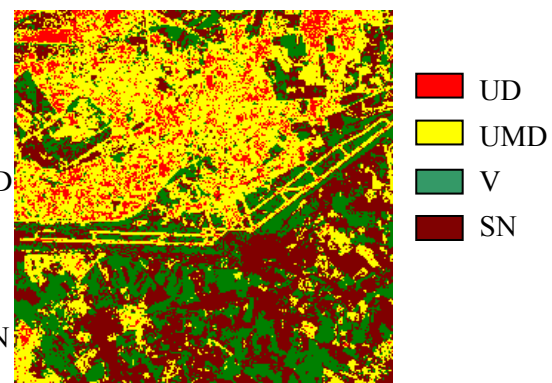


Figure III.14 : Résultat de la classification par la DST pour un seuil = 0.49

Interprétation des résultats

1. Le conflit entre les sources d'information varie d'une manière continue pour chaque observation d'un pixel dans les images satellitaires. Sur la figure III.11, les zones proches du noir sont des zones à conflit faible alors que les zones proches du blanc sont des zones à conflit élevé. On peut donc, a priori, en déduire que la classe végétation est une source non conflictuelle contrairement aux classes urbain dense, urbain moins dense et le sol nu qui sont des sources conflictuelles.

2. Quand le conflit seuil est minimal ou maximal, on tombe sur deux cas extrêmes :

- ✓ Conflit total pour un seuil minimal et tous les pixels se retrouvent dans les unions des classes (figure III.12)
- ✓ Conflit nul pour un seuil maximal et tous les pixels se retrouvent dans les classes simples (classification bayésienne figure III.14).

3. Quand le conflit seuil est moyen, on tombe sur le cas intermédiaire : c'est à dire, les pixels ayant un conflit inférieur au seuil fixé se retrouvent dans les classes individuelles et les

pixels ayant un conflit supérieur à ce seuil se retrouvent dans les classes composées (figure III.13). Ainsi, grâce à la DST, on a pu classer les pixels ayant un caractère confus (par exemple les pixels urbain dense et urbain moins dense) dans une nouvelle classe d'union des deux classes. Cette nouvelle classe permet l'identification des régions qui ne peuvent être associées exclusivement à l'une des classes individuelles. Dans le tableau III.8, on donne le taux d'occupation des classes simples et des classes composées dans le résultat de la figure III.13 et aussi on rappelle le taux d'occupation des classes simples dans le résultat de la classification bayésienne par le MVS.

Classes	Résultat avec la DST		Résultat avec le MVS	
	Nombre de pixels	% d'occupation	Nombre de pixels	% d'occupation
UD	506	0.77%	5632	8.59%
UMD	21116	32.22%	23054	35.18%
V	15728	24.00%	15888	24.24%
SN	3544	5.41%	20962	31.99%
$UD \cup UMD$	5855	8.93%	0	0%
$UD \cup V$	24	0.04%	0	0%
$UD \cup SN$	50	0.08%	0	0%
$UMD \cup V$	475	0.72%	0	0%
$UMD \cup SN$	17374	26.51%	0	0%
$V \cup SN$	864	1.31%	0	0%

Tableau III.8 : Comparaison entre les résultats de la DST et du MVS

En comparaison avec l'approche bayésienne, la théorie de DST permet la détection des classes regroupant des pixels montrant un caractère ambigu (pixels mélangés) et prend en compte l'imprécision liée à l'estimation des densités des probabilités.

En comparant le résultat de la classification par la DST au résultat de la classification par le MVS donnés dans le tableau III.8, on constate qu'une petite partie seulement de la zone UD qui reste inchangée (MVS : 8.59%, DST : 0.77%), la grande partie s'est classifiée dans l'union de la classe UD et les autres classes où elle représente des ambiguïtés, plus précisément dans l'union de UD et de UMD avec 8.93%.

De même pour la classe SN où une grande partie s'est classifiée dans l'union de SN et de UMD avec 26.51%.

La DST a permis de classer les pixels mixtes dans l'union des classes, en ignorant son appartenance exacte.

II.3. Limite de la DST :

Dans notre application, nous avons constaté que le conflit est très important dans certaines régions entre l'urbain dense et l'urbain moins dense et la DST ne classe pas les pixels appartenant à ces régions dans l'union de ces deux classes à cause des raisons relatées dans le chapitre précédent. Le recours à la DSMT s'impose.

III. FUSION ET CLASSIFICATION MULTISPECTRALES PAR LA DSMT

Soient le cadre de discernement Θ et l'ensemble des éléments focaux D^Θ appelé aussi l'ensemble hyper puissant, suivants :

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

$$\begin{aligned} D^\Theta = \{ & UD, UMD, V, SN, UD \cap UMD, UD \cap V, UD \cap SN, UMD \cap V, UMD \cap SN, V \cap SN, \\ & UD \cup UMD, UD \cup V, UD \cup SN, UMD \cup V, UMD \cup SN, V \cup SN, UD \cap (UMD \cup V), \\ & UD \cap (UMD \cup SN), UD \cap (V \cup SN), UD \cup (UMD \cap V), UD \cup (UMD \cap SN), UD \cup (SN \cap V) \\ & ..., UD \cap UMD \cap V \cap SN, UD \cup UMD \cup V \cup SN \} \end{aligned}$$

Le cardinal de l'ensemble D^Θ d'après Dedikend [SMD, 2004] est égal à 167 éléments.

III.1. Méthodologie

On procède de la même manière que la DST. Tout d'abord, on applique le même modèle d'Appriou pour estimer les masses associées aux éléments focaux relativement aux sources d'information, puis on calcule la somme orthogonale de Dezert généralisée qui s'écrit de la manière suivante :

$$m_c(A_i) = (m_1 \oplus m_2 \oplus m_3 \oplus m_4)(A_i) \cong (m_1 \circ m_2 \circ m_3 \circ m_4)(A_i) \quad \forall A_i \neq \emptyset \text{ et } A_i \subseteq D^\Theta \quad (\text{III.10})$$

Avec :

$$(m_1 \circ m_2 \circ m_3 \circ m_4)(A_i) = \sum_{A_j \cap A_k \cap A_l \cap A_m = A_i} m_1(A_j) m_2(A_k) m_3(A_l) m_4(A_m) \quad \forall A_j, A_k, A_l, A_m \subseteq D^\Theta \quad (\text{III.11})$$

Enfin, pour décider de l'appartenance d'un pixel à une classe simple ou à une classe composée ou à une classe d'intersection, on applique l'une des règles de décision données dans le paragraphe II.1.4.

Pour notre travail, nous avons utilisé le maximum de crédibilité sur les classes simples et les classes d'intersection, en négligeant les masses associées aux unions des classes.

Nous avons déduit les valeurs de crédibilité et de plausibilité de chaque pixel par rapport à chaque élément focal en fonction de la masse combinée de toutes les sources d'information, calculées à partir des équations suivantes :

$$Bel(A_i) = \sum_{A_j \in D^\Theta / A_j \subseteq A_i} m_\oplus(A_j) \quad \forall A_i \in D^\Theta \quad (\text{III.12})$$

$$Pl(A_i) = \sum_{A_j \in D^\Theta / A_j \cap A_i \neq \emptyset} m_\oplus(A_j) \quad \forall A_i \in D^\Theta \quad (\text{III.13})$$

Ensuite, nous avons appliqué la règle de décision comme suit : pour un pixel x donné, on compare d'abord l'incertitude sur le paradoxe engendré par toutes les sources sur ce pixel, par rapport à un *seuil* qu'on choisit d'une manière empirique. Si l'incertitude sur le paradoxe est inférieure à ce seuil, le pixel est attribué à la classe d'intersection qui maximise la crédibilité des masses des classes d'intersection, sinon, il est attribué à la classe simple qui maximise la crédibilité des masses des classes simples.

L'incertitude sur le paradoxe est donnée par :

$$Incertain(x \in (\theta_i \cap \theta_j)) = Pl(x \in (\theta_i \cap \theta_j)) - Bel(x \in (\theta_i \cap \theta_j)) \quad (\text{III.14})$$

La règle de décision est illustrée par l'algorithme suivant :

Si $Incertain(x \in (\theta_i \cap \theta_j)) < \text{seuil}$ **alors**

Si $Bel(\cap \theta_j)(x) = \max\{Bel(\cap \theta_i)(x), 1 \leq i \leq D^k - k - 1\}$ **alors**

$$x \in \cap \theta_j$$

Sinon

Si $Bel(\theta_j)(x) = \max\{Bel(\theta_i)(x), 1 \leq i \leq k\}$ **alors**

$$x \in \theta_j$$

Comme pour la DST, lors du processus de fusion par la DSMT, nous avons négligé les éléments d'union (ignorance) devant les éléments d'intersection (paradoxe) car la plus part des connaissances nécessaires sur l'appartenance d'un pixel à une classe, est incluse dans le paradoxe. Aussi, nous avons négligé les éléments d'intersection qui se composent d'un nombre d'éléments proche du nombre de classes considéré (cardinal de l'ensemble de discernement). Ceci dans le but de réduire la complexité et le temps de calcul. Alors, la prise de décision se fera uniquement sur l'ensemble des éléments focaux suivant :

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

III.2. Résultats

Le résultat de la fusion et de classification multispectrales par la DSMT de l'image ETM+ est donné par les images des figures : III.15 pour un paradoxe minimal égal à 0.54, III.16 pour un paradoxe moyen égal à 0.645 et III.17 pour un paradoxe maximal égal à 0.75.

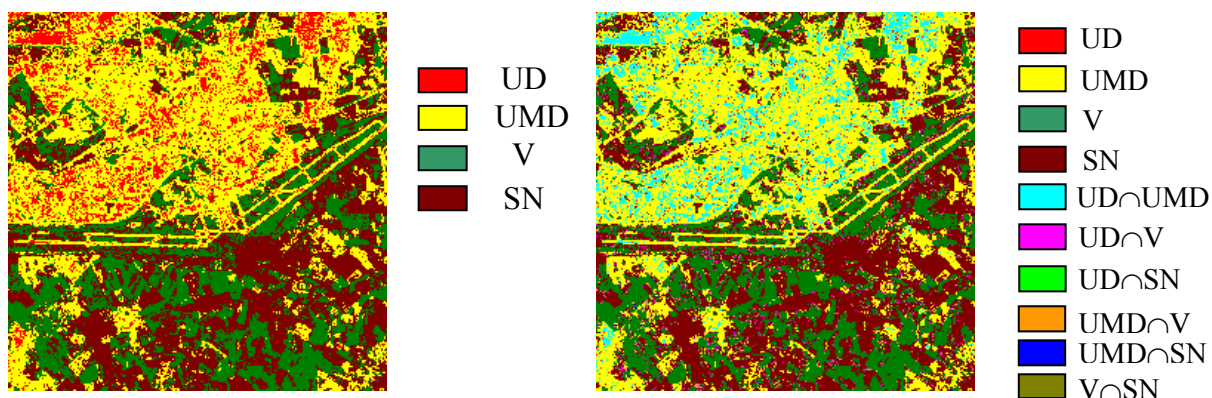


Figure III.15 : Résultat de la classification par la DSMT pour une incertitude minimale sur le paradoxe =0.54

Figure III.16 : Résultat de la classification par la DSMT pour une incertitude moyenne sur le paradoxe=0.645

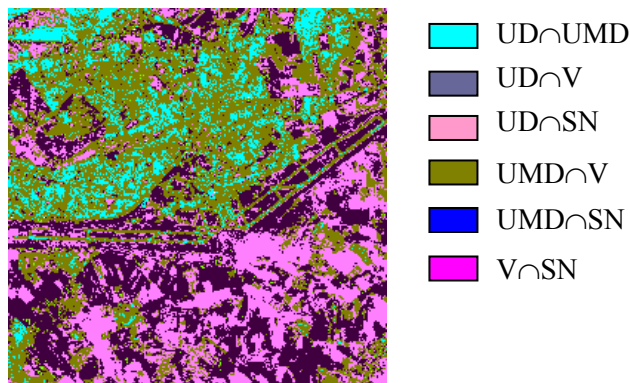


Figure III.17 : Résultat de la classification par la DSMT pour une incertitude maximale sur le paradoxe=0.75

Interprétation des résultats

1. Contrairement à la méthode de la DST qui modélise le conflit et qui donne la variation du conflit, la méthode de la DSmT modélise l'incertitude sur le paradoxe entre les différents classificateurs pour chaque observation d'un pixel dans les images satellitaires.

2. Quand le seuil de l'incertitude sur le paradoxe est minimal ou maximal, on tombe sur deux cas extrêmes :

- ✓ Incertitude nulle sur le paradoxe pour un seuil minimal, c'est-à-dire les classes sont complètement paradoxales. Donc tous les pixels se retrouvent dans les intersections des classes simples (figure III.15).
- ✓ Incertitude totale sur le paradoxe pour un seuil maximal, c'est-à-dire le paradoxe est nul entre les différentes classes. Donc tous les pixels se retrouvent dans les classes simples (figure III.17).

3. Quand l'incertitude sur le paradoxe est moyenne, on tombe sur le cas intermédiaire : c'est à dire, les pixels ayant une incertitude inférieure au seuil fixé se retrouvent dans les classes d'intersection, et les pixels ayant une incertitude supérieure au seuil fixé se retrouvent dans les classes individuelles (figure III.16).

Ainsi, grâce à la DSmT, les pixels ayant un caractère paradoxal c'est-à-dire un degré de conflit très important (par exemple les pixels urbain dense et urbain moins dense) sont classés dans une nouvelle classe d'intersection des deux classes. Cette nouvelle classe permet l'identification d'une nouvelle classe intermédiaire entre les deux classes individuelles qu'on peut appeler urbain moyennement dense et qui présente une réponse spectrale commune aux deux classes.

Dans le tableau III.9, on donne le taux d'occupation des classes simples et des classes intermédiaires dans le résultat de la figure III.16 et aussi on rappelle le taux d'occupation des classes simples dans le résultat de la classification bayésienne par le MVS.

	Résultat avec la DSMT		Résultat avec le MVS	
Classes	Nombre de pixels	% d'occupation	Nombre de pixels	% d'occupation
UD	1331	2.03%	5632	8.59%
UMD	15173	23.15%	23054	35.18%
V	20693	31.57%	15888	24.24%
SN	2954	4.50%	20962	31.99%
$UD \cap UMD$	11376	17.36%	0	0%
$UD \cap V$	0	0.00%	0	0%
$UD \cap SN$	2	0.00%	0	0%
$UMD \cap V$	2806	4.29%	0	0%
$UMD \cap SN$	9470	14.46%	0	0%
$V \cap SN$	1731	2.64%	0	0%

Tableau III.9 : Comparaison entre les résultats de la DSMT et du MVS

En comparant le résultat de la classification par la DSMT au résultat de la classification par le MVS reportés dans le tableau III.9, on constate qu'une petite partie seulement de la zone UD qui reste inchangée (MVS : 8.59%, DSMT : 2.03%), la grande partie s'est classifiée dans une nouvelle classe d'intersection entre la classe UD et la classe UMD (DSMT : 17.36%), qui représente une classe intermédiaire entre ces deux classes.

Contrairement à la DST, la DSMT a permis de classifier les pixels mixtes dans une nouvelle classe intermédiaire, en ignorant son appartenance exacte.

IV. COMPARAISON ENTRE LA DST ET LA DSMT

La DST et la DSMT ont permis de classifier les pixels ayant une ambiguïté et d'enlever la confusion entre les différentes classes simples.

La DST classe ces pixels dans l'union des classes simples représentant l'ignorance sur le discernement entre les classes simples qui forment l'union. Par contre, la DSMT classe ces pixels dans une nouvelle classe intermédiaire qui caractérise l'information paradoxale entre les classes individuelles. Elle a apporté aussi plus de précision sur la classification et la fusion des images satellitaires car elle génère de nouvelles classes spectrales intermédiaires entre les classes thématiques définies *a priori* et elle affecte des pixels à ces classes intermédiaires indépendamment du conflit.

V. CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons appliqué la théorie d'évidence et la théorie du raisonnement plausible et paradoxal pour l'élaboration de la carte d'occupation du sol, en fusionnant les masses estimées associées à chaque source d'information considérée dans notre processus comme des classes thématiques.

Pour l'estimation des masses des éléments focaux, nous avons utilisé le modèle dissonant d'Appriou, vu sa cohérence avec la loi probabiliste, à partir des densités de probabilité et les données statiques des classes thématiques considérées.

A l'issue de l'estimation des masses de ces éléments focaux, associées à chaque source d'information, nous avons combiné ces sources (classes thématiques) par la règle conjonctive orthogonale de Dempster et nous avons obtenu la masse combinée des classes individuelles et des classes composées. Pour décider de l'appartenance d'un pixel à l'une de ces classes, nous avons choisi la règle de décision du maximum de crédibilité. En effet, nous avons affecté les pixels conflictuels et ambigus aux unions de classes pour la DST et aux intersections de classes pour la DSMT. Par conséquent, nous avons obtenu une carte d'occupation du sol plus précise et plus représentative.

La DSMT a permis de générer des classes intermédiaires représentatives entre les classes thématiques considérées préalablement, pour modéliser l'incertitude et l'imprécision. Par contre, la DST a permis uniquement d'attribuer les pixels conflictuels à des classes d'ignorance.

Dans le chapitre suivant, nous utilisons les deux approches pour une autre application qui est la fusion des images satellitaires pour la détection des changements du sol. Nous utilisons la même procédure détaillée dans ce chapitre, la différence réside dans le fait que la combinaison orthogonale de Dempster s'effectuera entre masses multisources (HRV du satellite SPOT et ETM+ du satellite Landsat) et multitemporelles (1997 et 2001).

CHAPITRE IV

ETABLISSEMENT DE LA CARTE DE CHANGEMENTS PAR LA DST ET LA DSMT

Ce chapitre est consacré à la présentation de la deuxième application que nous avons mise en œuvre en utilisant la théorie d'évidence de Dempster- Shafer (DST) et la théorie du raisonnement plausible et paradoxal de Dezert-Smarandache (DSmT).

Cette application concerne l'élaboration de la carte de changements du sol à travers une fusion multisources multitemporelle des données disponibles sur le site d'étude. Cette carte permettra la détection de changements survenus sur la région d'intérêt durant l'intervalle séparant la première acquisition de la deuxième acquisition.

Après le prétraitement des images multitemporelles utilisées, nous exposerons la méthodologie suivie pour le développement de la méthode de fusion multisources multitemporelle en utilisant la DST et la DSmT. Les résultats obtenus par chaque approche seront présentés et comparés.

INTRODUCTION

Dans le cadre de la deuxième application de notre travail, nous avons étudié, développé et appliqué la théorie d'évidence de Dempster-Shafer (DST) et la théorie du raisonnement plausible et paradoxal de Dezert-Smarandache (DSmT) pour la détection de changements dans le milieu urbain de la région d'Alger entre 1997 et 2001 en utilisant des données multitemporelles multisources (HRV de SPOT et ETM+ de LandSat 7) sur le site d'étude.

Les deux images seront fusionnées en utilisant la même procédure du chapitre précédant, avec la considération des images satellitaires comme étant des sources d'information à l'entrée du processus de fusion. Ainsi, cette fois-ci les images multispectrales multidates doivent être corrigées géométriquement et radiométriquement et doivent être ramenées à la même résolution spatiale. Ce point très important dans le traitement des images satellitaires est exposé dans le paragraphe suivant.

I. PRETRAITEMENT DES DONNEES UTILISEES

Le site d'étude que nous avons retenu est celui que nous avons décrit dans le chapitre III. Dans notre application, nous avons utilisé deux images satellitaires (de taille 256x256), extraites de deux images multispectrales, multisources et multitemporelles couvrant la région est d'Alger. La première est acquise par le capteur HRV du satellite SPOT 02 le 01 Avril 1997 et la deuxième acquise par le capteur ETM+ du satellite LandSat 7 le 03 juin 2001.

I.1. Correction géométrique et géoréférencement

L'exploitation conjointe des images satellitaires multisources multirésolutions nécessite une correction géométrique et doivent être géoréférencées par rapport aux coordonnées géographiques au sol.

Tout d'abord, nous avons choisi l'image ETM+ du satellite LandSat comme un référentiel, car cette image est déjà géoréférencée, ensuite nous avons procédé au recalage et la superposition de l'image HRV de SPOT par rapport à ce référentiel en utilisant l'interpolation par la méthode polynomiale de la manière suivante :

1. Extraction des points d'appui à partir de la référence et trouver leurs correspondants dans l'image à corriger. Ces points doivent être choisis avec précision et répartis uniformément dans l'image.
2. Application de la méthode polynomiale qui est un modèle de distorsion géométrique, le polynôme utilisé est de deuxième ordre et ses coefficients sont calculés à partir des valeurs des points d'appui extraits.

3. Application d'une méthode de rééchantillonnage radiométrique sur l'image à corriger, en utilisant la méthode de convolution cubique. De cette façon, les deux images sont ramenées à la même résolution (résolution de ETM+ = 30 mètres). Le processus de convolution cubique calcule la moyenne pondérée par la distance sur un bloc de seize pixels à partir de l'image référence (ETM+ LandSat 2001) entourant la localisation du nouveau pixel de sortie (HRV de SPOT 1997). Cette méthode résulte en de nouvelles valeurs de pixels et produit des images à l'apparence plus douce. Elle est très intéressante dans le fait qu'elle respecte toujours la règle de Shannon.

I.2. Correction et normalisation radiométrique

Avant tout processus de traitement d'images, les images brutes acquises par les capteurs satellitaires devraient être corrigées radiométriquement, en éliminant le bruit dû aux perturbations atmosphériques, aux effets topographiques. Ainsi que, le bruit dû à l'instrument de mesure (paramètres de calibration des capteurs satellitaires).

Cependant, lors de traitement multitemporel, les valeurs radiométriques changent dans les images acquises à différentes dates. Afin que nous puissions comparer et fusionner ces images une normalisation doit être effectuée. Généralement, la méthode de régression linéaire est utilisée. La normalisation s'effectue bande par bande et consiste à extraire à partir des images deux ensembles de pixels dont les thèmes sont invariants. De plus, les valeurs des pixels de chaque de chaque ensemble doivent se trouver dans l'une des extrémités de l'histogramme. C'est-à-dire il faut collecter le plus grand nombre de pixels des thèmes inchangés les plus réfléchissants et les plus sombres dans la scène. Ensuite, on calcule la moyenne de chaque ensemble dans chaque bande et pour toutes les dates. Puis, on calcule les paramètres de l'équation de régression linéaire pour chaque bande spectrale.

II. ETABLISSEMENT DE LA CARTE DE CHANGEMENTS

Les données dont nous disposons sont multisources (HRV de SPOT 2 et ETM+ de LandSat 7) et multitemporelles (1997 et 2001). La fusion de ces données nécessite la modélisation de deux types de conflit différents :

1. Un conflit lié aux capteurs d'acquisition des images (la complémentarité des sources d'acquisition) et les perturbations atmosphériques.
2. Un conflit lié aux changements de l'état de surface de la zone d'étude entre 1997 et 2001.

La démarche méthodologique que nous avons suivie pour cette application est schématisée par l'organigramme suivant :

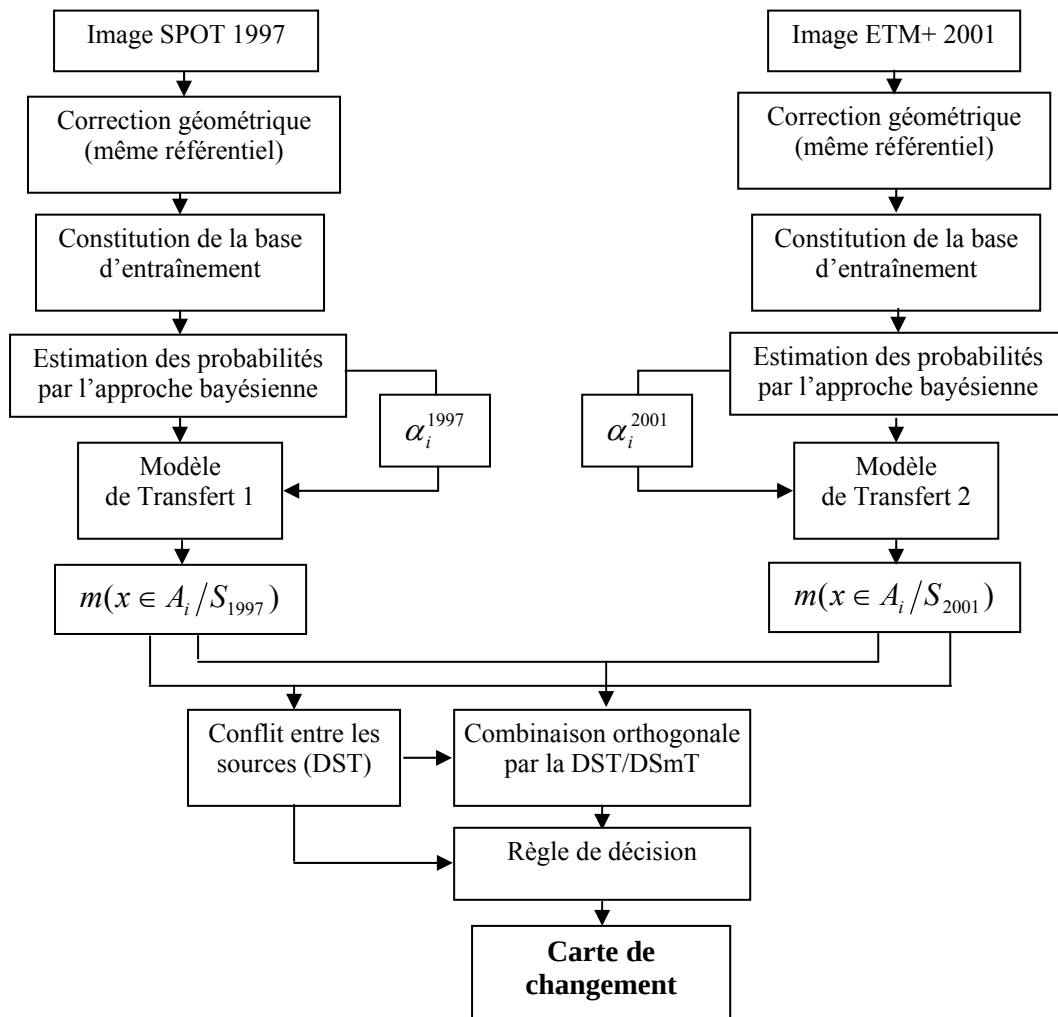


Figure IV.1 : Méthodologie suivie pour l'établissement de la carte de changements de sol

Remarques

Pour respecter l'exhaustivité de l'ensemble de discernement dans le formalisme de la DST et de la DSmT, le nombre de classes dans les images multitemporelles doit être identique.

II.1. Détection de changements par la DST

Les étapes de fusion par la DST sont résumées comme suit :

- a. L'estimation des masses des pixels par rapport à chaque élément focal A_i de chaque source séparément, à partir des densités de probabilités et de données statistiques disponibles à travers le modèle de transfert d'Appriou.

$$m_{1997}(x \in A_i / S_{1997}) = \bigoplus_{j=1}^n m_j(x \in A_i) = \bigoplus_{j=1}^4 m_j(x \in A_i) \quad (\text{IV.1})$$

$$m_{2001}(x' \in A_i / S_{2001}) = \bigoplus_{j=1}^n m_j(x' \in A_i) = \bigoplus_{j=1}^4 m_j(x' \in A_i) \quad (\text{IV.2})$$

b. La combinaison orthogonale par la règle de Dempster s'effectue entre les masses des données multidates. Pour chaque pixel à classifier, et pour chaque élément focal, on combine toutes les masses de ce pixel par rapport à cet élément focal relativement aux deux dates considérées 1997 et 2001, en utilisant les formules suivantes :

$$m_{\oplus}(x \in A_i) = (m_{1997} \oplus m_{2001})(x \in A_i) \cong \frac{(m_{1997} \circ m_{2001})(x \in A_i)}{1-k}, \forall A_i \neq \emptyset \text{ et } A_i \subseteq 2^{\Theta} \quad (\text{IV.3})$$

Avec :

$$(m_{1997} \circ m_{2001})(x \in A_i) = \sum_{A_j \cap A_k = A_i} m_{1997}(x \in A_j / S_{1997}) m_{2001}(x \in A_k / S_{2001}) \quad \forall A_j, A_k \subseteq 2^{\Theta} \quad (\text{IV.4})$$

$$\text{Et } k = m_c(\emptyset) = \sum_{A_j \cap A_k = \emptyset} m_{1997}(x \in A_j / S_{1997}) \oplus m_{2001}(x \in A_k / S_{2001}) \quad (\text{IV.5})$$

c. Calcul des fonctions de crédibilité et de plausibilité de chaque pixel par rapport à chaque élément focal en fonction de la masse combinée des deux images multitemporelles de ce pixel, en utilisant la relation suivante :

$$Bel(x \in A_i) = \sum_{A_j \in 2^{\Theta} / A_j \subseteq A_i} m_{\oplus}(x \in A_j) \quad \forall A_i \in 2^{\Theta} \quad (\text{III.6})$$

$$Pl(x \in A_i) = \sum_{A_j \in D^{\Theta} / A_j \cap A_i \neq \emptyset} m_{\oplus}(x \in A_j) \quad \forall A_i \in 2^{\Theta} \quad (\text{III.7})$$

d. Enfin, pour la prise de décision sur l'appartenance d'un pixel à une classe donnée, nous avons appliqué la règle du maximum de crédibilité sur les classes simples et les classes composées. On choisit d'une manière empirique un seuil pour le conflit et on applique l'algorithme III.1 décrit dans le chapitre précédent.

II.1.1. Résultats

Pour chaque pixel, le conflit global entre 1997 et 2001 est variable entre 0.293 et 0.913. Il est donné par l'image de la figure IV.2 Le résultat de la détection de changements par la fusion multitemporelle en utilisant la DST est donné par les cartes de changements des

figures : IV.3 pour un seuil de conflit minimal égal à 0.293, IV.4 pour un seuil moyen égal à 0.603, IV.5 pour un seuil maximal égal à 0.913, IV.6 pour un seuil moyen égal à 0.603 avec un codage binaire et IV.7 pour une image de différence dans le cadre bayésien entre 1997 et 2001.

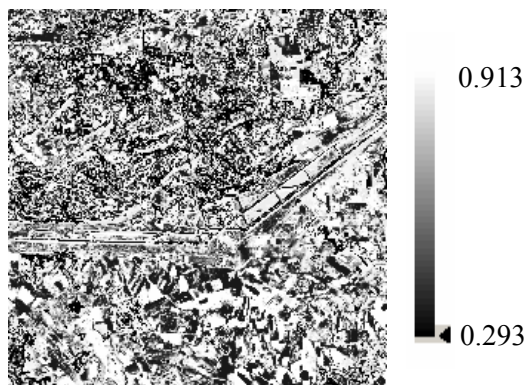


Figure IV.2 : Image conflit entre 1997 et 2001.

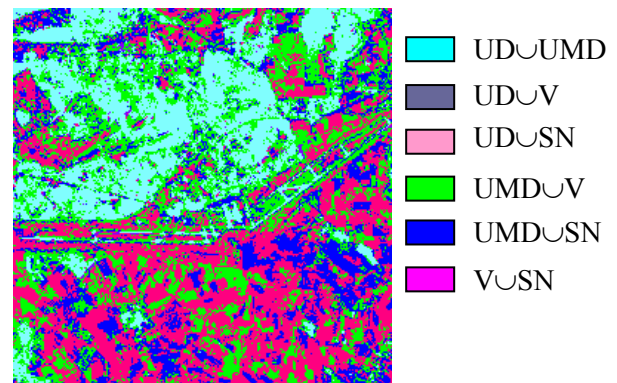


Figure IV.3 : La carte de changements entre 1997 et 2001 pour un seuil = 0.293

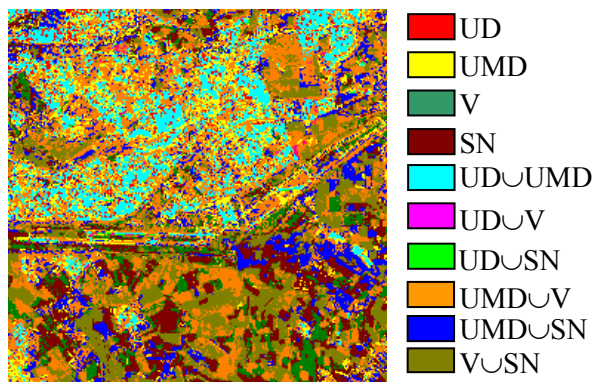


Figure IV.4 : La carte de changements entre 1997 et 2001 pour un seuil = 0.603

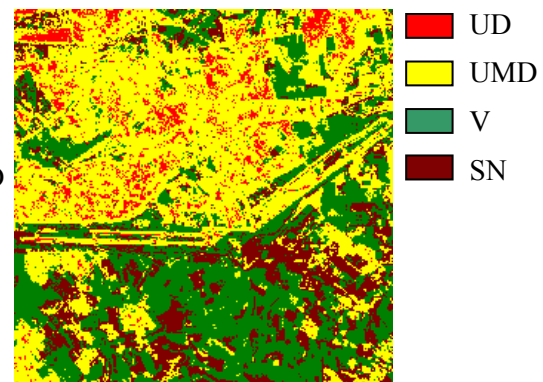


Figure IV.5 : La carte de changements entre 1997 et 2001 pour un seuil = 0.913

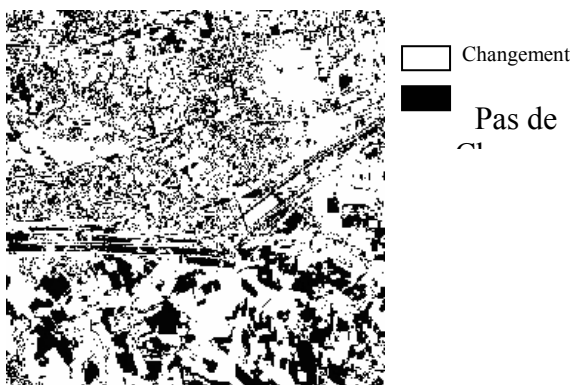


Figure IV.6 : La carte de changements binaire entre 1997 et 2001 pour un seuil = 0.603

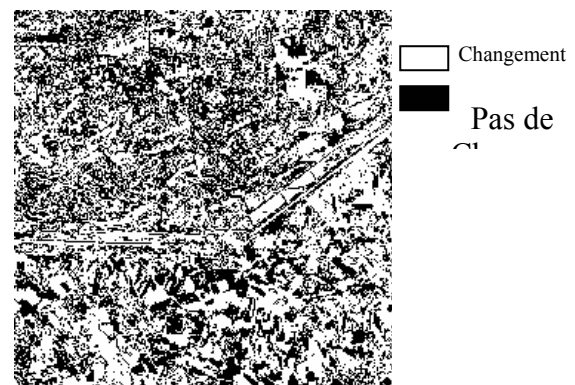


Figure IV.7 : La carte de changements binaire entre 1997 et 2001(cadre bayésien)

Interprétation des résultats

1. Le conflit entre 1997 et 2001 est très important. Il reflète une dynamique temporelle très active durant cette période (figure IV.2)

2. Comme pour la première application, quand le seuil du conflit est minimal ou maximal, on tombe sur les deux cas extrêmes suivants :

- ✓ Conflit total pour un seuil minimal. Le résultat est une carte de changements entière (figure IV.3). C'est le cas de l'ignorance totale.
- ✓ Conflit nul pour un seuil maximal. Le résultat est une carte thématique avec un taux de changements nul (on retrouve la classification bayésienne de 1997 figure IV.5). C'est le cas de la certitude totale.

3. Aussi, quand le seuil du conflit est moyen, on tombe sur le cas intermédiaire : c'est à dire, les pixels ayant un conflit inférieur au seuil fixé seront considérés comme des pixels qui n'ont pas changé de classes entre les deux dates, ils se retrouvent alors dans leurs classes simples 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 IV.4). Le taux de changement pour ce cas est beaucoup plus apparent avec l'image binaire de la figure IV.6. Les régions en blanc sont les régions qui ont subi un changement et les régions en noir sont les régions stables qui n'ont pas changé de classes entre 1997 et 2001. Le nombre de pixels et le pourcentage d'occupation de chaque classe simple et composée de la carte de changement IV.4 sont donnés dans le tableau IV.1.

Classes	Nombre de pixels	Taux d'occupation dans la carte de changements
UD	1946	2.96%
UMD	7233	11.04%
V	4419	6.74%
SN	7689	11.73%
$UD \cup UMD$	7329	11.18%
$UD \cup V$	327	0.50%
$UD \cup SN$	235	0.36%
$UMD \cup V$	18367	28.02%
$UMD \cup SN$	6892	10.51%
$V \cup SN$	11099	16.93%

Tableau IV. 1 : Les classes dans le résultat de la figure IV.4

4. Transition entre les classes entre 1997 et 2001

D'après le tableau IV.2, on constate que les classes « urbain moins dense » et « sol nu » sont les classes les moins dynamiques par rapport autres classes durant l'intervalle de quatre

années. Les taux de changements élevés de **28%** et de **17%** sont affectés respectivement aux classes composées « urbain moins dense $\cup$ végétation » et « Végétation $\cup$ sol nu ». Le formalisme de la DST ne permet pas *a priori* de déterminer la classe initiale (classe d'origine) et la classe finale (classe de changement). Cependant, on pourrait accéder à cette information très importante si on se place dans le contexte socioéconomique de la région entre les deux dates considérées pour établir un éventuel scénario temporel entre les différentes classes. Ce scénario devrait correspondre à la réalité d'évolution des thèmes de la région durant la période d'étude. Connaissant l'activité urbaine à laquelle a été soumise la ville d'Alger durant la dernière décennie notamment sur les zones d'El Hamiz et Bab Ezzouar et sachant que la région n'a subi aucune catastrophe naturelle entre 1997 et 2001, nous pouvons établir le scénario suivant :

Classe initiale (Classe d'origine)	Classe finale (classe de changement)
UD	UD
UMD	UD
V	1. SN
	2. UMD
	3. UD
SN	1. UMD
	2. UD
	3. V

Tableau IV.2 : Scénario temporel éventuel de la région d'Alger entre 1997 et 2001

A partir de cette information *a priori*, nous pouvons déterminer sur les zones de changements de la carte de la figure IV.6, les classes d'origine et les classes de destination. Le résultat reporté dans le tableau IV.2 concorde avec les changements qu'a vécu le site d'étude entre 1997 et 2001. En effet, de grands espaces verts et de grandes surfaces libres ont été remplacés par des zones industrielles (urbains moins dense) et de nombreuses cités de logements (urbain dense).

Classes	Taux de changements	Classe d'origine	Classe de changement
$UD \cup UMD$	11.18%	UMD	UD
$UD \cup V$	0.50%	V	UD
$UD \cup SN$	0.36%	SN	UD
$UMD \cup V$	28.02%	V	UMD
$UMD \cup SN$	10.51%	SN	UMD
$V \cup SN$	16.93%	V	SN

Tableau IV.3 : Transition des classes entre 1997 et 2001

5. Comparaison avec l'image de différence bayésienne

L'image de la figure IV.7 représente l'image de différence entre la classification bayésienne de 1997 et la classification bayésienne de 2001. Autre le fait que cette procédure n'est pas automatique, la carte de changements obtenue est caractérisée aussi par un aspect ponctuel sans aucune information sur l'identité des classes d'origines ou des classes de destination, contrairement à la procédure de la DST qui nous fournit automatiquement cette information à travers une carte de changements avec un aspect contextuel ce qui correspond le mieux à la nature du changements dans une région.

II.2. Détection des changements par la DSMT

Nous avons effectué la même procédure pour la détection des changements survenus dans le milieu de la région d'Alger entre 1997 et 2001 en utilisant les données satellitaires décrites dans le paragraphe II.1. Les étapes méthodologiques sont résumées comme suit.

a. Nous avons appliqué sur les deux images multispectrales (1997 et 2001) la même procédure utilisée par la méthode de la DST.

$$m_{\oplus}(x \in A_i) = (m_{1997} \oplus m_{2001})(x \in A_i) = (m_{1997} \circ m_{2001})(x \in A_i), \forall A_i \neq \emptyset \text{ et } A_i \subseteq D^{\odot} \quad (\text{IV.8})$$

Avec :

$$(m_{1997} \circ m_{2001})(x \in A_i) = \sum_{A_j \cap A_k = A_i} m_{1997}(x \in A_j / S_{1997}) m_{2001}(x \in A_k / S_{2001}) \quad \forall A_j, A_k \subseteq D^{\odot} \quad (\text{IV.9})$$

b. La combinaison orthogonale par la règle de Dezert généralisée s'effectue entre les masses des données multitudes. Pour chaque pixel à classer, et pour chaque élément focal, on combine toutes les masses de ce pixel par rapport à cet élément focal relativement aux deux dates considérées 1997 et 2001. Nous avons utilisé les formules suivantes :

$$(m_{1997} \oplus m_{2001})(x \in A_i) = m_{1997} \circ m_{2001}(x \in A_i), \forall A_i \neq \emptyset \text{ et } A_i \subseteq D^{\ominus} \quad (\text{IV.10})$$

Avec :

$$(m_{1997} \circ m_{2001})(x \in A_i) = \sum_{A_j \cap A_k = A_i} m_{1997}(x \in A_j / S_{1997}) . m_{2001}(x \in A_k / S_{2001}) \quad \forall A_j, A_k \subseteq D^{\ominus} \quad (\text{IV.11})$$

c. Calcul des fonctions de crédibilité et de plausibilité de chaque pixel par rapport à chaque élément focal en fonction de la masse combinée des deux images multitemporelles de ce pixel.

d. Enfin, pour la prise de décision sur l'appartenance d'un pixel à une classe donnée, on applique la règle du maximum de crédibilité sur l'incertitude du paradoxe entre les classes donnée par la formule suivante :

$$Incertain(x \in (\theta_i \cap \theta_j)) = Pl(x \in (\theta_i \cap \theta_j)) - Bel(x \in (\theta_i \cap \theta_j)) \quad (\text{IV.12})$$

On choisit d'une manière empirique un seuil pour cette incertitude et on applique l'algorithme III.2 décrit dans le chapitre précédent.

II.2.1. Résultats

Le résultat de la détection de changements entre 1997 et 2001 par la fusion multitemporelle en utilisant la DSMT est donné par les cartes de changements des figure : IV.8 pour un seuil minimal égal à 0.57, IV.9 pour un seuil moyen égale à 0.645, IV.10 pour un seuil maximal égal à 0.71 et IV.11 pour un seuil moyen égal à 0.645 avec un codage binaire. La figure IV.12 représente une image de différence dans le cadre bayésien entre 1997 et 2001.

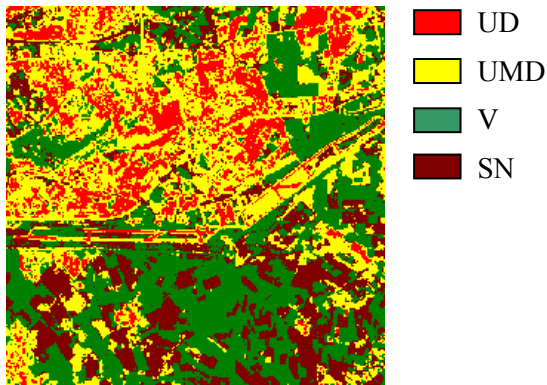


Figure IV.8 : La carte de changements pour une incertitude minimale sur le paradoxe =0.57

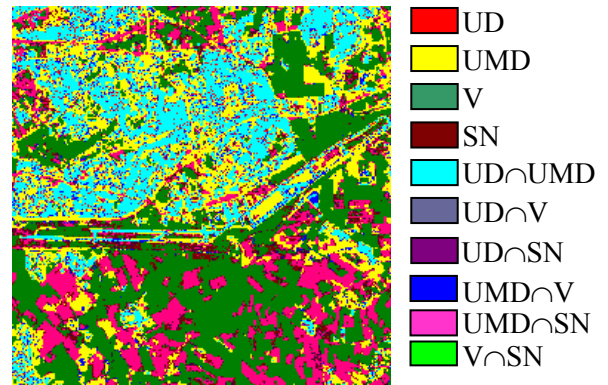


Figure IV.9 : La carte de changements pour une incertitude moyenne sur le paradoxe=0.645

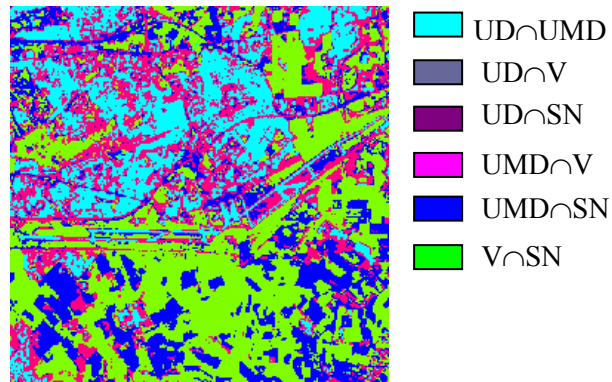


Figure IV.10 : La carte de changements pour une incertitude maximale sur le paradoxe =0.71

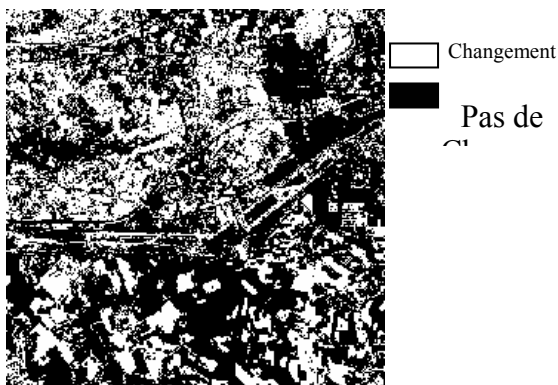


Figure IV.11 : La carte de changements binaire pour une incertitude moyenne sur le paradoxe moyen=0.465

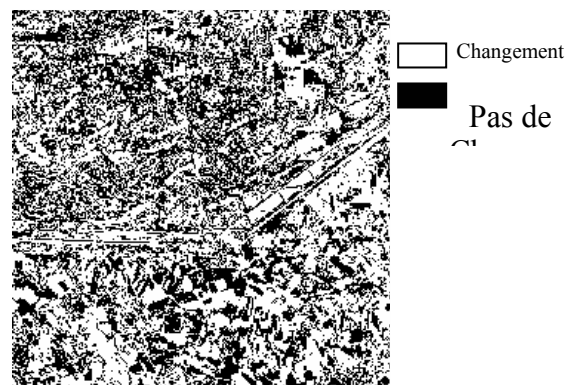


Figure IV.12 : La carte de changements binaire entre 1997 et 2001(cadre bayesien)

Interprétation des résultats

Quand l'incertitude sur le paradoxe seuil est moyenne, on tombe sur le cas intermédiaire : c'est à dire, les pixels ayant une incertitude sur le paradoxe inférieure au seuil fixé seront considérés comme des pixels qui n'ont pas changé de classes entre les deux dates, ils se retrouvent alors dans leurs classes simples d'origine, et des pixels qui ont changé de classes entre 1997 et 2001, ils se retrouvent alors dans les classes d'intersection. Le taux de changement pour ce cas est beaucoup plus apparent avec l'image binaire de la figure IV.11. Les régions en blanc sont les régions qui ont subi un changement et les régions en noir sont les régions stables qui n'ont pas changé de classes entre 1997 et 2001. L'image de la figure IV.12 représente l'image de différence entre la classification bayésienne de 1997 et la classification bayésienne de 2001. Comme pour la DST, la carte de changements bayésienne est caractérisée par un aspect ponctuel sans aucune information sur l'identité des classes d'origines ou des classes de destination, contrairement à la procédure de la DSMT qui nous fournit automatiquement cette information à travers une carte de changements avec un aspect contextuel ce qui correspond le mieux à la nature du changements dans une région. Le nombre de pixels et le pourcentage d'occupation de chaque classe simple et composée de la carte de changement IV.9 sont donnés dans le tableau IV.4 ci dessous.

Classes	Nombre de pixels	Taux de changements
UD	2686	4.10%
UMD	11717	17.88%
V	5511	8.40%
SN	10342	16.29%
$UD \cap UMD$	10681	16.30%
$UD \cap V$	23	0.03%
$UD \cap SN$	43	0.06%
$UMD \cap V$	8456	12.90%
$UMD \cap SN$	6978	10.68%
$V \cap SN$	9099	13.88%

Tableau IV. 4 : Les classes dans le résultat de la figure IV.9

D'après le tableau IV.4, on constate que les classes « urbain moins dense » et «sol nu» sont les classes les moins dynamiques par rapport autres classes (« urbain dense » et « végétation ») qui, par contre ont subi un grand changement. Durant quatre ans, l'urbain moins dense s'est transformé en plusieurs classes composées de la classe UMD combinée avec toutes les autres classes, avec des pourcentages différents. Le changement le plus important a donné la classe intermédiaire $UD \cap UMD$ avec un taux de 16.30%, qui est une

classe physique ayant une réponse spectrale commune aux deux classes et qui peut être présente réellement sur le terrain comme étant la classe urbain moyennement dense. De même, la classe sol nu s'est transformée en plusieurs classes composées, le changement le plus important a donné la classe intermédiaire $UMD \cap SN$ avec un taux de 10.68% représentant la classe urbain faiblement dense. Aussi, la classe végétation s'est transformée en classes importantes, les plus représentatives sont : la classe intermédiaire $V \cap SN$ avec un taux de 13.88% représentant une classe de végétation moins dense et la classe intermédiaire $UMD \cap V$ avec un taux de 12.90% représentant une classe mixte entre la végétation et l'urbain.

III. COMPARAISON ENTRE LES CARTES OBTENUES PAR LA DST ET LA DSMT

La DST modélise le changement à travers le conflit entre les classes des deux images multitemporelles, par l'attribution des pixels ayant subi un changement à l'union des classes ($C_1 \cup C_2$). Cette classe représente une classe d'ignorance face à laquelle nous sommes incapables de décider quelle est la classe exacte de changement (C_1 ou C_2).

La DSMT par contre, modélise le changement à travers le paradoxe existant entre les classes, par l'attribution des pixels ayant subi un changement à une nouvelle classe spectrale qui est l'intersection des classes ($C_1 \cap C_2$). Cette classe représente une classe réelle ayant une réponse spectrale intermédiaire entre les deux classes (C_1 et C_2).

Avec ces deux concepts différents, les deux théories ont démontré que pendant quatre ans, le sol nu (SN) s'est transformé en urbain moins dense ($SN \cup UMD$) ou urbain faiblement dense ($SN \cap UMD$) ou urbain dense ($SN \cup UD$). Mêmes les régions « urbain moins dense » (UMD) sont transformées en « urbain dense » ($UMD \cup UD$) ou en une nouvelle classe urbaine qui est « l'urbain moyennement dense » ($UMD \cap UD$). Par ailleurs, la végétation (V) s'est transformée en urbain moins dense ($UMD \cup V$) ou en sol nu ($V \cup SN$) ou en de nouvelles classes réelles : une classe intermédiaire entre « urbain moins dense » et « végétation » ($UMD \cap V$) et une autre classe « végétation moins dense » ($V \cap SN$).

Ce changement coïncide avec l'évolution urbaine de la région d'Alger entre 1997 et 2001.

IV. CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons appliqué la théorie d'évidence (DST) et la théorie du raisonnement plausible et paradoxal (DSMT), pour l'établissement de la carte de

changements du sol, par la fusion des masses associées aux deux images multitemporelles considérées dans notre processus.

Pour cela, nous avons utilisé en plus des données de 2001, des données satellitaires acquises par le satellite SPOT 2 en 1997. Sous certaines contraintes, la DST et la DSMT ont modélisé les changements temporels de deux manières différentes.

On peut dire, que les changements détectés par les deux théories sont en concordance avec les changements survenus sur la région d'Alger entre 1997 et 2001.

CONCLUSION GENERALE

Dans le but d'améliorer la carte d'occupation du sol et l'établissement de la carte de changements, en minimisant l'ambiguïté et la confusion dans le processus de fusion et de classification des images satellitaires, nous avons développé des méthodologies basées sur la théorie d'évidence de Dempster-Shafer (DST) et la théorie du raisonnement plausible et paradoxal de Dezert-Smarandache (DSmT).

L'application des deux théories aux problèmes réels de la classification d'images satellitaires soulève un problème principal, il s'agit de la modélisation des connaissances incertaines et imprécises. Pour remédier à ces problèmes, nous avons exploité ces théories en se basant sur l'estimation d'une fonction de masse qui n'est pas directement explicite et est spécifique à chaque type d'application et à chaque type de données. Dans le cadre de notre travail traitant de la fusion et de la classification des données satellitaires, nous avons estimé la fonction de masse à travers le modèle de transfert d'Appriou, entre le modèle bayésien (monde certain) et le modèle de la DST ou de la DSmT (monde incertain).

Le modèle de transfert d'Appriou adopté, a été appliqué après avoir été développé et extrapolé pour un nombre de classes supérieur à deux. En effet, ce modèle a assuré le transfert des probabilités d'appartenance des pixels aux différentes classes, aux fonctions de masse de ces classes et de leurs unions pour la DST et aux fonctions de masse de ces classes, de leurs unions et de leurs intersections pour la DSmT.

L'application des deux théories a permis :

1. De classer les pixels mixtes dans les unions de classes plutôt que dans des classes individuelles pour la DST, et dans les intersections des classes plutôt que dans les classes individuelles ou les unions de classes pour la DSmT. Par conséquent, on a obtenu une carte d'occupation du sol de l'image acquise par le capteur ETM+ de LandSat 7 en 2001.

2. De détecter les changements survenus sur la région d'Alger entre 1997 et 2001. Pour cela, nous avons utilisé en plus des données de 2001, des données satellitaires acquises par SPOT 2 en 1997. Sous certaines hypothèses, la DST et la DSMT nous ont permis de détecter automatiquement la nature et le taux de changements dans l'intervalle de temps considéré. Par conséquent, on a obtenu la carte de changements du site d'étude.

Ce travail de recherche nous a permis d'aborder de nouvelles théories et d'assimiler beaucoup d'aspects liés à leur utilisation dans le domaine de l'imagerie satellitaire. Les résultats que nous avons obtenus sont encourageants.

Pour un travail ultérieur, nous proposons :

1. La mise à jour de la base d'apprentissage à partir des cartes d'occupation du sol élaborées par la DST et la DSMT.
2. L'élaboration d'outils statistiques pour la validation des résultats obtenus.
3. La classification et la fusion multiéchelles, en utilisant la DST et la DSMT.
4. L'application de la théorie du raisonnement évidentiel basée sur la théorie de la logique floue.
5. L'intégration dans le processus de fusion d'informations autres que statistiques telles que, l'indice de végétation, l'altitude, l'humidité et le contexte spatial.
6. D'aborder dans le même contexte, d'autres théories telles que : la théorie des possibilités et la théorie des ensembles flous.

L'exploitation des informations hétérogènes en tenant compte de l'incertitude qui y est liée, permet ainsi d'augmenter la fiabilité des systèmes d'information géographique SIG.

ANNEXE A

VALIDATION DE L'HYPER POWER SET VERIFICATION DE LA VALIDITE DE $D^\ominus$ POUR $N = 3$

Nous montrons dans cette annexe que l'hyper power-set $D^\ominus$ de $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}$, est bien donné par les 19 propositions irréductibles suivantes [SMD, 2004] :

$A_0 = \emptyset$	$A_{10} = \theta_1 \cup \theta_2 \cup \theta_3$
$A_1 = \theta_1$	$A_{11} = \theta_1 \cap \theta_2 \cap \theta_3$
$A_2 = \theta_2$	$A_{12} = (\theta_1 \cup \theta_2) \cap \theta_3$
$A_3 = \theta_3$	$A_{13} = (\theta_1 \cup \theta_3) \cap \theta_2$
$A_4 = \theta_1 \cup \theta_2$	$A_{14} = (\theta_2 \cup \theta_3) \cap \theta_1$
$A_5 = \theta_1 \cup \theta_3$	$A_{15} = (\theta_1 \cap \theta_2) \cup \theta_3$
$A_6 = \theta_2 \cup \theta_3$	$A_{16} = (\theta_1 \cap \theta_3) \cup \theta_2$
$A_7 = \theta_1 \cap \theta_2$	$A_{17} = (\theta_2 \cap \theta_3) \cup \theta_1$
$A_8 = \theta_1 \cap \theta_3$	$A_{18} = [(\theta_1 \cap \theta_2) \cup \theta_3] \cap (\theta_1 \cup \theta_2)$
$A_9 = \theta_2 \cap \theta_3$	

Nous avons besoin de vérifier que $\forall A_i \in D^\ominus, \forall A_j \in D^\ominus, (A_i \cup A_j) \in D^\ominus$ et $(A_i \cap A_j) \in D^\ominus$.

Notons tout d'abord que $\forall A_i, i = 0, \dots, 18$, nous avons toujours

$$A_0 \cap A_i = A_0 \quad \text{et} \quad A_0 \cup A_i = A_i$$

Calculons maintenant toutes les propositions $A_i \cap A_j$ pour $i, j = 1, \dots, 18$. En utilisant l'opérateur classique d'intersection, nous obtenons les propositions suivantes listées dans la table symétrique N° A.1.

Comme nous pouvons le vérifier à partir de cette table, nous avons bien $\forall A_i, A_j \in D^\ominus, A_i \cap A_j \in D^\ominus$.

Calculons maintenant toutes les propositions $A_i \cup A_j$ pour $i, j = 1, \dots, 18$. En utilisant l'opérateur classique d'union, nous obtenons les propositions suivantes listées dans la table symétrique N° A.2.

La table n°2 vérifie finalement que $\forall A_i \in D^\ominus, \forall A_j \in D^\ominus, (A_i \cup A_j) \in D^\ominus$ et $A_i \cap A_j \in D^\ominus$.

Par conséquent, l'ensemble $\{A_0, \dots, A_{18}\}$ correspond bien à l'hyper power-set $D^\ominus$ de $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}$ que nous recherchions.

$\cap$	A ₁	A ₂	A ₃	A ₄	A ₅	A ₆	A ₇	A ₈	A ₉	A ₁₀	A ₁₁	A ₁₂	A ₁₃	A ₁₄	A ₁₅	A ₁₆	A ₁₇	A ₁₈
A ₁	A ₁	A ₇	A ₈	A ₁	A ₁	A ₁₄	A ₇	A ₈	A ₁₁	A ₁	A ₁₁	A ₈	A ₇	A ₁₄	A ₁₄	A ₁₄	A ₁	A ₁₄
A ₂	A ₇	A ₂	A ₉	A ₂	A ₁₃	A ₂	A ₇	A ₁₁	A ₉	A ₂	A ₁₁	A ₉	A ₁₃	A ₇	A ₁₃	A ₂	A ₇	A ₁₃
A ₃	A ₈	A ₉	A ₃	A ₁₂	A ₃	A ₃	A ₁₁	A ₈	A ₉	A ₃	A ₁₁	A ₁₂	A ₉	A ₈	A ₃	A ₁₂	A ₁₂	A ₁₂
A ₄	A ₁	A ₂	A ₁₂	A ₄	A ₁₇	A ₁₆	A ₇	A ₈	A ₉	A ₄	A ₁₁	A ₁₂	A ₁₃	A ₁₄	A ₁₈	A ₁₆	A ₁₇	A ₁₈
A ₅	A ₁	A ₁₃	A ₃	A ₁₇	A ₅	A ₁₅	A ₇	A ₈	A ₉	A ₉	A ₁₁	A ₁₂	A ₁₃	A ₁₄	A ₁₈	A ₁₇	A ₁₈	A ₁₈
A ₆	A ₁₄	A ₂	A ₃	A ₁₆	A ₁₅	A ₆	A ₇	A ₈	A ₉	A ₆	A ₁₁	A ₁₂	A ₁₃	A ₁₄	A ₁₅	A ₁₆	A ₁₈	A ₁₈
A ₇	A ₇	A ₇	A ₁₁	A ₇	A ₇	A ₇	A ₇	A ₁₁	A ₁₁	A ₇	A ₁₁	A ₁₂	A ₇	A ₇	A ₇	A ₁₆	A ₇	A ₇
A ₈	A ₈	A ₁₁	A ₈	A ₈	A ₈	A ₈	A ₁₁	A ₈	A ₁₁	A ₈	A ₁₁	A ₁₂	A ₁₁	A ₈	A ₈	A ₈	A ₈	A ₈
A ₉	A ₁₁	A ₉	A ₉	A ₉	A ₉	A ₉	A ₁₁	A ₁₁	A ₉	A ₉	A ₁₁	A ₉	A ₉	A ₁₁	A ₉	A ₉	A ₉	A ₉
A ₁₀	A ₁	A ₂	A ₃	A ₄	A ₉	A ₆	A ₇	A ₈	A ₉	A ₁₀	A ₁₁	A ₁₂	A ₁₃	A ₁₄	A ₁₅	A ₁₆	A ₁₇	A ₁₈
A ₁₁	A ₁₁	A ₁₁	A ₁₁	A ₁₁	A ₁₁	A ₁₁	A ₁₂	A ₁₁	A ₁₁	A ₁₁	A ₁₁	A ₁₁	A ₁₁	A ₁₁	A ₁₁	A ₁₁	A ₁₁	A ₁₁
A ₁₂	A ₈	A ₉	A ₁₂	A ₁₂	A ₁₂	A ₁₂	A ₇	A ₁₂	A ₉	A ₁₂	A ₁₁	A ₁₂	A ₁₁	A ₈	A ₁₂	A ₁₂	A ₁₂	A ₁₂
A ₁₃	A ₇	A ₁₃	A ₉	A ₁₃	A ₁₃	A ₁₃	A ₇	A ₁₁	A ₉	A ₁₃	A ₁₁	A ₁₁	A ₁₃	A ₇	A ₁₃	A ₁₃	A ₁₃	A ₁₃
A ₁₄	A ₁₄	A ₇	A ₈	A ₁₄	A ₁₄	A ₁₄	A ₇	A ₈	A ₁₁	A ₁₄	A ₁₁	A ₈	A ₇	A ₁₄	A ₁₄	A ₁₄	A ₁₄	A ₁₄
A ₁₅	A ₁₄	A ₁₃	A ₃	A ₁₈	A ₁₈	A ₁₅	A ₇	A ₈	A ₉	A ₁₅	A ₁₁	A ₁₂	A ₁₃	A ₁₄	A ₁₅	A ₁₈	A ₁₈	A ₁₈
A ₁₆	A ₁₄	A ₂	A ₁₂	A ₁₆	A ₁₇	A ₁₆	A ₁₆	A ₈	A ₉	A ₁₆	A ₁₁	A ₁₂	A ₁₃	A ₁₄	A ₁₈	A ₁₆	A ₁₈	A ₁₈
A ₁₇	A ₁	A ₇	A ₁₂	A ₁₇	A ₁₈	A ₁₈	A ₇	A ₈	A ₉	A ₁₇	A ₁₁	A ₁₂	A ₁₃	A ₁₄	A ₁₈	A ₁₈	A ₁₇	A ₁₈
A ₁₈	A ₁₄	A ₁₃	A ₁₂	A ₁₈	A ₁₈	A ₁₈	A ₇	A ₈	A ₉	A ₁₈	A ₁₁	A ₁₂	A ₁₃	A ₁₄	A ₁₈	A ₁₈	A ₁₈	A ₁₈

Table N° A.1

$\cup$	A ₁	A ₂	A ₃	A ₄	A ₅	A ₆	A ₇	A ₈	A ₉	A ₁₀	A ₁₁	A ₁₂	A ₁₃	A ₁₄	A ₁₅	A ₁₆	A ₁₇	A ₁₈
A ₁	A ₁	A ₄	A ₅	A ₄	A ₅	A ₁₀	A ₁	A ₁	A ₁₇	A ₁₀	A ₁	A ₁₇	A ₁₇	A ₁	A ₅	A ₄	A ₁₇	A ₁₇
A ₂	A ₄	A ₂	A ₆	A ₄	A ₁₀	A ₆	A ₂	A ₁₆	A ₂	A ₁₀	A ₂	A ₁₆	A ₂	A ₁₆	A ₆	A ₁₆	A ₄	A ₁₆
A ₃	A ₅	A ₆	A ₃	A ₁₀	A ₅	A ₆	A ₁₅	A ₃	A ₃	A ₁₀	A ₃	A ₃	A ₁₅	A ₁₅	A ₁₅	A ₆	A ₅	A ₁₅
A ₄	A ₄	A ₄	A ₁₀	A ₄	A ₁₀	A ₁₀	A ₄	A ₄	A ₄	A ₁₀	A ₄	A ₄	A ₄	A ₄	A ₁₀	A ₄	A ₄	A ₄
A ₅	A ₅	A ₁₀	A ₅	A ₁₀	A ₅	A ₁₀	A ₅	A ₅	A ₅	A ₁₀	A ₅	A ₅	A ₅	A ₅	A ₅	A ₁₀	A ₅	A ₅
A ₆	A ₁₀	A ₆	A ₆	A ₁₀	A ₁₀	A ₆	A ₆	A ₆	A ₆	A ₁₀	A ₆	A ₆	A ₆	A ₆	A ₆	A ₆	A ₁₀	A ₆
A ₇	A ₁	A ₂	A ₁₅	A ₄	A ₅	A ₆	A ₇	A ₁₄	A ₁₃	A ₁₀	A ₇	A ₁₈	A ₁₃	A ₁₄	A ₁₅	A ₁₆	A ₁₇	A ₁₈
A ₈	A ₁	A ₁₆	A ₃	A ₄	A ₅	A ₆	A ₁₄	A ₈	A ₁₂	A ₁₀	A ₁₂	A ₈	A ₁₈	A ₁₄	A ₁₅	A ₁₆	A ₁₇	A ₁₈
A ₉	A ₁₇	A ₂	A ₃	A ₄	A ₅	A ₆	A ₁₃	A ₁₂	A ₉	A ₁₀	A ₁₁	A ₁₂	A ₁₃	A ₁₄	A ₁₅	A ₁₆	A ₁₇	A ₁₈
A ₁₀	A ₁₀	A ₁₀	A ₁₀	A ₁₀	A ₁₀	A ₁₀	A ₁₀	A ₁₀	A ₁₀	A ₁₀	A ₁₀	A ₁₀	A ₁₀	A ₁₀	A ₁₀	A ₁₀	A ₁₀	A ₁₀
A ₁₁	A ₁	A ₂	A ₃	A ₄	A ₅	A ₆	A ₇	A ₁₂	A ₁₁	A ₁₀	A ₁₁	A ₁₂	A ₁₃	A ₁₄	A ₁₅	A ₁₆	A ₁₇	A ₁₈
A ₁₂	A ₁₇	A ₁₆	A ₃	A ₄	A ₅	A ₆	A ₁₈	A ₈	A ₁₂	A ₁₀	A ₁₂	A ₁₂	A ₁₈	A ₁₈	A ₁₅	A ₁₆	A ₁₇	A ₁₈
A ₁₃	A ₁₇	A ₂	A ₁₅	A ₄	A ₅	A ₆	A ₁₃	A ₁₈	A ₁₃	A ₁₀	A ₁₃	A ₁₈	A ₁₃	A ₁₈	A ₁₅	A ₁₆	A ₁₇	A ₁₈
A ₁₄	A ₁	A ₁₆	A ₁₅	A ₄	A ₅	A ₆	A ₁₄	A ₁₄	A ₁₄	A ₁₀	A ₁₄	A ₁₈	A ₁₈	A ₁₄	A ₁₅	A ₁₆	A ₁₇	A ₁₈
A ₁₅	A ₅	A ₆	A ₁₅	A ₁₀	A ₅	A ₆	A ₁₅	A ₁₅	A ₁₅	A ₁₀	A ₁₅	A ₁₅	A ₁₅	A ₁₅	A ₁₅	A ₁₅	A ₆	A ₅
A ₁₆	A ₄	A ₁₆	A ₆	A ₄	A ₁₀	A ₆	A ₁₆	A ₁₆	A ₁₆	A ₁₀	A ₁₆	A ₁₆	A ₁₆	A ₁₆	A ₁₆	A ₆	A ₁₆	A ₄
A ₁₇	A ₁₇	A ₄	A ₅	A ₄	A ₅	A ₁₀	A ₁₇	A ₁₇	A ₁₇	A ₁₀	A ₁₇	A ₁₇	A ₁₇	A ₁₇	A ₁₇	A ₅	A ₄	A ₁₇
A ₁₈	A ₁₇	A ₁₆	A ₁₅	A ₄	A ₅	A ₆	A ₁₈	A ₁₈	A ₁₈	A ₁₀	A ₁₈	A ₁₈	A ₁₈	A ₁₈	A ₁₈	A ₁₅	A ₁₆	A ₁₇

Table N° A.2

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [APP, 1991], APPRIOU, A., 1991, «Probabilités et incertitude en fusion de données multi-senseurs». Revue Scientifique et Technique de la Défense. Vol. 11, pp. 27-40, 1991.
- [APP, 1999], APPRIOU, A., 1999, «Multisensor signal processing in the framework of the theory of evidence». NATO/RTO, Application of Mathematical Signal Processing Techniques to Mission Systems, 1999.
- [BEL, 1998], BELHADJ-AISSA, A., 1998, «Contribution au Logiciel d'Analyse et de Traitement d'Images Satellitaires (L.A.T.I.S). Analyse Spatiale-Spectrale d'Images Satellitaires Appliquées à la Cartographie Thématique». Thèse de Doctorat d'état en électronique, spécialité Traitement d'Images et Télédétection, Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediène, Bab Ezzouar, Alger, Algérie, 268 p.
- [BEN, 2001a], BENDJEBBOUR, A., DELIGNON, Y., FOUQUE, L., SAMSON, V., PIECZENSKI, W., 2001, «Multisensor image segmentation using Dempster Shafer fusion in markov fields context». IEEE, Transactions on geoscience and remote sensing. Vol. 39, N° 08, 2001.
- [BEN, 2001b], BENDJEBBOUR, A., 2001, «Segmentation d'images multisenseur par fusion de Dempster-Shafer dans un contexte markovien». Thèse doctorat, université paris 6, 161 p.
- [BLO, 1996], BLOCH, I., 1996, «Information Combination Operators for Data Fusion: A comparative review with classification». IEEE, Trans. Sys. Man Cybern.A. Vol. 26, pp. 52-67, 1996.
- [BLO, 2003], BLOCH, I., 2003, «Fusion d'informations en traitement du signal et des images», Edition Hermès Science, paris, France, 319 p.
- [BON, 1996], BONN, F., 1996, «Précis De Télédétection». Volume 2, Applications Thématiques. Presse de l'Université du Quebec / AUPELF, 617 p.
- [BOU, 2005], BOUAKACHE, A., KHEDAM, R., SMARA, Y., BOUHEROUM, H. AND CHEBBAH, R., 2005, «Characterisation of Urban Region of Algiers (algeria) by Multisource Satellite Images Fusion Using Dempster Shafer Evidence Theory». The 25th EARSel Symposium, Global Developments in Environmental Earth Observation from Space. Porto, Portugal, 6-9 June 2005.
- [BRA, 1996], BRACKER, H., 1996, «Utilisation de la théorie de Dempster Shafer pour la classification d'images satellitaires à l'aide de données multi-sources et multitemporelles». Thèse de doctorat, Université de Rennes I, France, 178 p.
- [CHA, 1995], CHAUVIN, S., 1995, «Evaluation des théories de la décision appliquées à la fusion de capteurs en imagerie satellitaire». Thèse de Doctorat, Université de Nantes, Nantes, France, 222 p., 1995.
- [CHE, 2005], CHEN, L.Z., SHI, W.K., DENG, Y. AND ZHU, Z.F., 2005, «A new fusion approach based on distance of evidences». Journal of Zhejiang University Science 6A. Vol.5, pp. 476-482, 2005.
- [COR, 2003], CORGNE, S., HUBERT-MOY, L., DEZERT, J. AND MERCIER, G., 2003, «Land cover change prediction with a new theory of plausible and paradoxical reasoning». CNRS, Université Rennes 2, ISIF, France, pp. 1141-1148, 2003.

- [COR, 2004], **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 de l'université de Rennes 2- haute – Bretagne, 2004, 226 p.
- [DEL, 2004], **DELMOTTE, F., SMETS, P., 2004**, «Target identification based on the transferable belief model interpretation of Dempster-Shafer model». IEEE, Transactions on Systems, Man and Cybernetics. A. Vol. 34, N° 4, JULY 2004.
- [DEM, 1976], **DEMPSTER, A.P., 1967**, «Uper and lower probabilities induced by a multivalued mapping». Annalsof Mathematical Statistics. Vol. 38, n° 2, pp. 325-339, 1976.
- [DEN, 1995], **DENOEUX, T., 1995**, «A k-nearest neighbour classification rule based on Dempster-Shafer Theory». IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Vol. 25, N° 5, pp. 805-813, may 1995.
- [DEN, 1997], **DENOEUX, T., 1997**, «Analysis of evidence theoretic decision rules for pattern classification». Pattern recognition. Vol. 30, N° 7, pp. 1095-1107, 1997.
- [DNG, 2004], **DENG, Y , SHI, W.K., ZHU, Z.F, LIU, Q, 2004**, «Combining belief functions based on distance of evidence», School of Electronics and Information Technology, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai, China. Decision Support Systems 38, pp. 489-493, 2004.
- [DEZ, 2002], **DEZERT, J., 2002**, «An introduction to the theory of plausible and paradoxical reasoning», Proc. of NM&A 02. Conf., Borovetz, Bulgaria, Aug, pp. 20-24, 2002.
- [DEZ, 2003a], **DEZERT, J., SMARANDACHE, F., 2003**, «On the generation of hyperpowersets for DSMT», Proc. Of Information fusion 2003. Conf., Cairns, Australia, 2003.
- [DEZ, 2003b], **DEZERT, J., SMARANDACHE, F., 2003**, «Partial ordering of hyper-powersets and matrix representation of belief functions within DSMT». ISIF, pp. 1230-1238, 2003.
- [DEZ, 2003c], **DEZERT, J., 2003**, «Fondations pour une nouvelle théorie du raisonnement plausible et paradoxal: Application à la fusion d'informations incertaines et conflictuelles», ONERA Tech. Rep. 1/06769 DTIM, 2003.
- [DEZ, 2004], **DEZERT, J., SMARANDACHE, F., 2004**, «Combination of beliefs on hybrid DSMT models, Advances and Applications of DSMT for Information Fusion». American Research Press, Rehoboth, June 2004.
- [DUB, 1986], **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 12, pp.193-226, 1986.
- [DUB, 1989], **DUBOIS, D., PRADE, H., 1989**, «Processing Fuzzy Temporal Knowledge». IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 19, N° 4, July/August 1996.
- [DUB, 1994], **DUBOIS, D., PRADE, H., 1994**, «Fuzzy Sets-A Convenient Fiction for Modeling Vagueness and Possibility». IEEE Transactions on Fuzzy Systems, Vol. 2, N° 1, February 1994.
- [DUB, 1996], **DUBOIS, D., PRADE, H. AND SMETS, PH., 1996**, «Representing Partial Ignorance». IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans, Vol. 26, N°. 3, May 1996.

- [FAB, 2001], **FABRE, S., BRIOTTET, X. AND APPRIOU, A., 2001**, «Impact of Contextual Information Integration on Pixel Fusion». IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. Vol. 40, N° 9, September 2001.
- [FOC, 1999], **FOUCHER, M., BOUCHER, J.M. AND BÉNIÉ, G.B., 1999**, «Multiscale and Multisource Classification Using Dempster-Shafer Theory». IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement. Vol. 31, N° 2, pp. 124-128, 1999.
- [FOC, 2002], **FOUCHER, S., GERMAIN, M., BOUCHER, J.M. AND BÉNIÉ, G.B., 2002**, «Multisource Classification Using ICM and Dempster-Shafer Theory». IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement. Vol. 51, N° 2, pp. 277-281, April 2002.
- [FOC, 2003], **FOUCHER, M., BOUCHER, J.M. AND BÉNIÉ, G.B., 2003**, «Multiscale Classification and Filtering of SAR Images Using Dempster-Shafer Theory». IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, Vol. 61, N° 4, pp. 197-199, 2003.
- [FOU, 2000], **FOUQUE, L., APPRIOU, A., PIECZYNSKI, W., 2000**, «An evidential Markovian model for data fusion and unsupervised image classification». ISIF02000, TUB 4, pp. 25-32, 2000.
- [GIR, 1999], **GIRARD, M. C., GIRARD, C., 1999**, «Traitement des Données de Télédétection». Edition Dunod, Paris, France, 529 p.
- [HEL, 1997], **HELTON, J. C., 1997**, «Uncertainty and Sensitivity Analysis in the Presence of Stochastic and Subjective Uncertainty». Journal of Statistical Computation and Simulation 57, pp. 3-76, 1997.
- [HUB, 2001], **HUBERT-MOY, L., QUETE, Y., BILLOT, M., AND CORGNE, S., 2001**, «Trajectories of Land-Cover-Change in intensive agricultural regions: a short time predictive approach with the Dempster Shafer Theory». First International Workshop on the Analysis of Multi-temporal Remote Sensing images, Trento, Italy, 2001.
- [HUB, 2002], **HUBERT-MOY, L., CORGNE, S., MERCIER, G. AND SOLAIMAN, B., 2002**, «Land use and land cover change prediction with the theory of evidence». A study case in Intensive Agricultural Region in France, proceedings of Fusion 2002 conference, Annapolis, MD, USA, pp. 114-122, 2002.
- [LEE, 1987], **LEE, T., RICHARDS, J. A., SWAIN, P. H., 1987**, «Probabilistic and evidential approaches for multisource data analysis». IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing, Vol. 56, N° 3, pp. 1237-1246, 1987.
- [LEH, 1996], **LE HEGARAT-MASCLE, S., 1996**, «Classification non supervisée d'images SAR polarimétriques». Thèse de Doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, ENST 96 E 024, Paris, France, Septembre 1996.
- [LEH, 1997], **LE HEGARAT-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 Geosciences and Remote Sensing. Vol.35, N°. 4, pp. 1018-1031, 1997.
- [LEH, 1998], **LE HEGARAT-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, pp. 1811-1823, 1998.

- [LEH, 2003], **LE HÉGARTE-MASCLE, S., RICHARDS, D. AND OTTLÉ, C., 2003**, «Multi-scale data fusion using Dempster-Shafer evidence theory», Integrated Computer-Aided Engineering, IOS press, 2003.
- [LEN, 2002], **LENGELLE, R., 2002**, «Décision et reconnaissance des formes en signal», Edition Hermès Science, Paris, France, 329 p.
- [NAC, 2002], **NACEUR, M. S., BELHADJ Z. ET BOUSSEMA, M. R., 2002**, «Fusion de données multicateurs basée sur la théorie de Dempster Shafer pour l'extraction des types d'occupation du sol en milieu semi aride». Laboratoire de Télédétection et Systèmes d'Informations à Références Spatiales, Ecole National d'Ingénieurs de Tunis, Tunisie. Vol. 2, N° 3, pp. 213-223, 2002.
- [NED, 2003], **NEDELEC, V., CORGNE, S., DUBREUIL, V., HUBERT – MOY, L., 2003**, «Fusion de données de télédétection à l'aide de la théorie des évidences application au Mato Grosso en vue d'une spatialisation de la déforestation», Anais XI SBSR, Belo Horizonte, Brasil, 05, INPE, pp. 2107-2109, 2003.
- [POS, 1987], **POSTAIRE, J. C., 1987**, «De l'image à la décision». Traitement de l'information. Edition Dunod, paris, France, 186 p.
- [PIE, 2000], **PIECZYNSKI, W., 2000**, «Segmentation Statistiques d'Images». Notes de cours, Institut National des Télécommunications, France, 95 p.
- [RAN, 1993], **RANCHIN, T., 1993**, «Application de la transformée en ondelettes et de l'analyse multirésolution au traitement des images de télédétection». Thèse de Doctorat en sciences, Université de Nice Sophia Antipolis, Nice, France, 110 p, 1993.
- [RIC, 1993], **RICHARDS, J. A., 1993**, «Remote Sensing Digital Image Analysis». An Introduction. 2nd Edition, Springer-Verlag, Berlin, 1993.
- [RUT, 2002], **RUTHVEN, I. AND LALMAS, M., 2002**, «Using Dempster-Shafer's Theory of Evidence to combine aspects of information use». Journal of Intelligent Information Systems. Vol. 19. Issue 3. pp. 267-302, 2002.
- [SEN, 2002], **SENTZ, K. AND FERSON, S., 2002**, «Combination of Evidence in Dempster-Shafer Theory». Binghamton University, SAND 2002-0835, Unlimited Release, pp. 3-96, Printed April 2002.
- [SHA, 1976], **SHAFER, G., 1976**, «A Mathematical Theory of Evidence». Princeton University Press, Princeton (NJ), 312 p.
- [SHY, 2002], **SHYU, M., HARUECHAIYASAK, CH., CHEN, S. C., AND PREMARATNE, K., 2002**, «Mining Association Rules With Uncertain Item Relationships». University of Miami, USA, 2002.
- [SMA, 1998], **SMARA, Y., 1998**. «Contribution au système d'analyse et traitement d'image satellitaires L.A.T.L.S. Evaluation de correspondance terrain –image classifiée et intégration d'image multisources optique et radar SAR». Thèse de doctorat d'Etat institut d'électronique USTHB, Alger, Algérie, 321p.
- [SMD, 2004], **SMARANDACHE, F ET DEZERT, J., 2004**, «Advances and Application of DS_mT for Information Fusion». American Research Press, 418 p.

- [SME, 1989], **SMETS, PH., 1989**, «Constructing the pignistic probability function in a context of uncertainty». Proc. Fifth Workshop on Uncertainty in AI, Windsor, Canada, pp. 319-326, 1989.
- [SME, 1990], **SMETS, PH., 1990**, «The Combination of Evidence in the Transferable Belief Model». IEEE Trans. On PAMI, Vol. 12, N° 5, pp 447-458, 1990.
- [SME, 1994], **SMETS, PH. AND KENNES, R., 1994**, «The transferable belief model». Artificial Intelligence 66, pp.191-234, 1994.
- [SME, 1999], **SMETS, PH. AND KENNES, R., 1999**, «The Transferable Belief Model». CEC-ESPRIT II Basic Research Project 3085 (DRUMS), by the CEC-ESPRIT II Project 2256 (ARCHON) and the Belgian National Incentive-Program for Fundamental Research in Artificial Intelligence, 23 p.
- [STE, 2002], **STEVEN, M. D., MALTHUS, T. J., BARET, F., HUI XU ET CHOPPING, M. J., 2002**. «Intercalibration of vegetation indices from different sensor systems». Remote sensing of Environment 88, pp 412-422, 2003.
- [SUD, 2003], **SUDANO, J. J. AND MARTIN, L., 2003**, «Equivalence Between Belief Theories and Naïve Bayesian Fusion for Systems with Independent Evidential Data». Lockheed Martin Moorestown, NJ, 08057, USA, Part I, ISIF, 2003.
- [VAN, 2004], **VANNOORENBERGHE, P., 2004**, «Un état de l'art sur les fonctions de croyance appliquées au traitement de l'information». Rapport technique, CNRS, Université de Rouen, UFR des Sciences. Revue 13, Vol. 20, N°. 20, 2004.
- [VOO, 1999], **VOORBRAAK, F., 1999**, «Reasoning with uncertainty». Rapport scientifique, 22 p, 1999.
- [WAL, 1999], **WALD, L., 1999**, «Some Terms of Reference in Data Fusion». IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 37, 3, pp.1190-1193, 1999.
- [WU, 2002], **WU, H., SIEGEL, M., STIEFELHAGEN, R. AND YANG, J., 2002**, Sensor Fusion Using Dempster-Shafer Theory. IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference Anchorage, AK, USA, 21-23 May 2002.
- [XU, 1996a], **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, September 1996.
- [XU, 1996b], **XU, H., HSIA, Y.T. AND SMETS, PH., 1996**, «Transferable Belief Model for Decision Making in the Valuation-Based Systems». IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans, Vol. 26, N°. 6, November 1996.
- [YAG, 1986], **YAGER, R., 1986**. «A general approach to decision making with evidential knowledge». In Uncertainty in Artificial Intelligence, Kanal L. et Lemmer J. Eds., Elsevier Science Publishers B.V., pp. 317-327, 1986.
- [YAG, 1987], **YAGER, R., 1987**. «On the Dempster-Shafer Framework and New Combination Rules». Information Sciences 41: pp. 93-137, 1987.
- [YAG, 1993], **YAGER, R., 1993**, «On the Completion of Qualitative Possibility Measures». IEEE Transactions on Fuzzy Systems, Vol. 1, N°. 3, August 1993.