

N° d'ordre : 10/2009-M/EL

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
UNIVERSITE DES SCIENCES ET DE LA THECHNOLOGIE HOUARI BOUMEDIENE

FACULTE D'ELECTRONIQUE ET INFORMATIQUE



MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du diplôme de MAGISTER

EN : ELECTRONIQUE

Spécialité : Traitement du Signal et des Images

Par : ABBAS Nassim

THEME

Développement de modèles de fusion et de classification contextuelle d'images satellitaires par la théorie de l'évidence et la théorie du raisonnement plausible et paradoxal

Soutenu publiquement le 05/03/2009, devant le jury composé de :

Mme. A. SERIR	Maître de Conférences	USTHB	Présidente
Mme. A. BELHADJ-AISSA	Professeur	USTHB	Directrice de mémoire
Mr. T. IFTENE	Maître de Recherches	ASAL	Examineur
Mlle. R. KHEDAM	Docteur	USTHB	Invitée

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 Monsieur A. BOUAKACHE, Attaché 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 le remercie pour ses encouragements et ses conseils.

Je tiens à exprimer ma reconnaissance à Madame A. SERIR, Maître de Conférences à l'USTHB, pour l'honneur qu'elle me fait en acceptant de présider le jury de ce mémoire.

J'exprime mes vifs remerciements à Monsieur T. IFTENE, Maître de Recherche à l'Agence Spatiale Algérienne (A.S.A.L) et Mademoiselle R. KHEDAM, Docteur à l'USTHB, pour avoir accepté de faire partie du jury de ce mémoire.

Je voudrais remercier tout particulièrement Madame A. KEMMOUCHE, Maître de Conférences à l'USTHB, pour son soutien, ses encouragements pendant toute la durée de mon mémoire et pour avoir accepté de corriger mon manuscrit.

Je remercie chaleureusement Monsieur K. ABBAS, Chargé de Cours à l'université de Béjaïa et membre de laboratoire LAMOS pour son aide, ses conseils et ses encouragements pendant toute la durée de ce mémoire.

Je tiens à remercier profondément Monsieur Y. SMARA, Professeur à l'USTHB et Monsieur M. BELHADJ-AISSA, Maître de Conférences à l'USTHB pour leur soutien et leurs encouragements pendant la réalisation de ce travail.

Mes vifs remerciements vont également à mes collègues thésards pour leur soutien et leur amitié, plus particulièrement Messieurs S. BENMEZIANE, A. ZAIM, J. MAAFRI et A. NAIT CHABANE.

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.

DEDICACES

Je dédie ce modeste travail à :

La mémoire de ma mère,

Ma famille,

Ma future épouse.

TABLE DES MATIÈRES

INTRODUCTION GÉNÉRALE	1
------------------------------	----------

CHAPITRE I

CLASSIFICATION ET FUSION DES IMAGES SATELLITAIRES

Introduction	3
I. Fusion/classification d'images satellitaires	3
I.1. Les attributs d'un objet	3
I.1.1. L'attribut spectral	4
I.1.2. L'attribut spatial	4
I.1.3. L'attribut temporel	4
I.2. Fusion de données	4
I.2.1. Niveaux de fusion de données	5
I.2.2. Types de fusion	6
I.3. Classification de données satellitaires	6
I.3.1. Classification supervisée	7
I.3.2. Classification non supervisée	7
I.4. Approches de fusion/classification	8
I.4.1. Approche du vecteur empilé (the stacked vector approach)	8
I.4.2. Approches statistiques probabilistes	8
I.4.3. Approche évidentielle	9
I.4.4. Approche paradoxale	10
II. Conclusion	10

CHAPITRE II

FUSION D'INFORMATION PAR LA THÉORIE DE L'ÉVIDENCE ET LA THÉORIE DU RAISONNEMENT PLAUSIBLE ET PARADOXAL

Introduction	12
I. Théorie de l'évidence de Dempster-Shafer	12
I.1. Notions fondamentales	13
I.1.1. Cadre de discernement	13
I.1.2. Fonctions de masses	13
I.1.3. Mesures de l'évidence	14
I.2. Règles de combinaison	15
I.2.1. Règle de combinaison de Dempster	16
I.2.2. Méthode de Smets basée sur la DST en monde ouvert	17
I.2.3. Méthode de Yager	17
I.2.4. Méthode de Dubois et Prade	17
I.2.5. Méthode d'Inagaki	18
I.3. Prise de décision	18
I.3.1. Maximum de crédibilité	18

I.3.2. Maximum de plausibilité	19
I.3.3. Maximum de crédibilité sans recouvrement des intervalles de confiance	19
I.3.4. Maximum de crédibilité avec rejet	19
I.3.5. Maximum de probabilité pignistique	19
I.4. Limites de la théorie de l'évidence	19
II. Théorie du raisonnement plausible et paradoxal de Dezert-Smarandache	19
II.1. Fondement de la DS _m T	20
II.1.1. Cadre de discernement généralisé et «hyper-powerset»	20
II.1.2. Jeu de masse généralisé	22
II.1.3. Crédibilité et plausibilité généralisées	22
II.1.4. Transformation pignistique généralisée	23
II.1.5. Règle de combinaison de Dezert-Smarandache	24
III. Conclusion	24

CHAPITRE III

MODÈLES DE FUSION ET DE CLASSIFICATION PAR LA DST ET LA DS_mT

Introduction	26
I. DST et génération de l'ensemble de fusion	26
I.1. Cas de données multisources multitemporelles	26
I.2. Cas de données multiéchelles	26
II. DS _m T et génération de l'ensemble de fusion	29
II.1. Modèle libre de DS _m	29
II.1.1. Construction de l'ensemble de fusion	29
II.1.2. Limites du modèle libre	31
II.2. Modèle hybride de DS _m	31
II.2.1. Construction de l'ensemble de fusion	32
II.2.2. Limites du modèle hybride	34
III. Estimation des fonctions de masse	34
III.1. Dans le cas de données multiéchelles	34
III.2. Dans le cas de données multisources multitemporelles	35
III.2.1. Fonctions de masse Bayésiennes	35
III.2.2. Modèle de transfert d'Appriou généralisé	35
III.3. Dans le cas de l'introduction de l'information spatiale	39
IV. Règles de combinaison	39
IV.1. Dans le cas de données multiéchelles	39
IV.2. Dans le cas de données multisources multitemporelles	40
IV.2.1. Règle de combinaison de Dempster	40
IV.2.2. Règle de combinaison de DS _m classique	40
IV.2.3. Règle de combinaison de DS _m hybride	40
IV.2.4. Règle de combinaison de redistribution proportionnelle du conflit	43
IV.2.5. Règles de combinaison de redistribution uniforme et partiellement uniforme	44
IV.2.6. Exemples de test des modèles de DS _m	45
IV.3. Intégration de l'information spatiale	47

V. Règles de décision	48
V.1. Cas de données multiéchelles	48
V.2. Cas de données multisources multitemporelles	48
V.2.1. Règle de décision " DST "	48
V.2.2. Règles de décision " DSMT "	49
VI. Conclusion	49

CHAPITRE IV

APPLICATION DE LA DST ET LA DSMT A LA FUSION/CLASSIFICATION DES IMAGES SATELLITAIRES

Introduction	50
I. Description du site d'étude	50
II. Fusion et classification par la DST	50
II.1. Cas de données multisources multitemporelles	50
II.1.1. Résultats de la classification monosource	51
II.1.2. Résultats de la fusion multisource multitemporelle	52
II.2. Cas de données multiéchelles	53
II.2.1. Résultats de fusion/classification multiéchelle	54
III. Fusion/classification par la DSMT	56
III.1. Résultats de la classification monosource par le modèle libre	56
III.2. Résultat de la fusion multisource et multitemporelle par le modèle libre	58
III.2.1. Fusion/classification multisource	58
III.2.2. Fusion/classification multitemporelle	59
III.3. Résultats de la fusion/classification par le modèle hybride	61
III.3.1. Fusion/classification par la règle DSMT	62
III.3.2. Fusion/classification par la règle PCR5	64
III.3.3. Fusion/classification par la règle MURR	65
III.3.4. Fusion/classification par la règle PURR	66
III.4. Comparaison entre le modèle libre et le modèle hybride	66
IV. Conclusion	67
 CONCLUSION GÉNÉRALE	 68
 RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES	 70
 ANNEXE A	
 ANNEXE B	

LISTE DES FIGURES

CHAPITRE I

- Figure I.1.** Contexte de l'objet
Figure I.2. Niveaux de la fusion de données
Figure I.3. Principe de la classification d'images satellitaires

CHAPITRE II

- Figure II.1.** Cadre de discernement généralisé pour $n = 3$

CHAPITRE III

- Figure III.1.** Diagramme de Venn pour $M^f(\Theta)$ (Modèle libre de DS_m)
Figure III.2. Diagramme de Venn pour $M(\Theta)$ (Modèle hybride de DS_m)
Figure III.3. Diagramme de Venn pour $M^0(\Theta)$ (Modèle de Shafer)
Figure III.4. Algorithme d'estimation des masses à travers le modèle de transfert d'Appriou généralisé
Figure III.5. Combinaison multiclassées et multisources des jeux de masse dans le cadre de la DST ou la DS_mT

CHAPITRE IV

- Figure IV.1.** Composition colorée d'une image SPOT HRV 1997
Figure IV.2. Composition colorée d'une image Landsat ETM+ 2001
Figure IV.3. Conflit multiclassées de l'image ETM+
Figure IV.4. Résultat de la classification ponctuelle par la DST de l'image ETM+ pour un seuil = 0.935
Figure IV.5. Résultat de la classification contextuelle par la DST de l'image ETM+ pour un seuil = 0.935, 8 connexités
Figure IV.6. Conflit multisources et multitemporel
Figure IV.7. Image de fusion multitemporelle pour un seuil moyen = 0.73
Figure IV.8. Image des changements par la DST
Figure IV.9. Image conflit multiéchelles
Figure IV.10. Image de fusion multiéchelles
Figure IV.11. Taux d'occupation des classes thématiques dans l'image résultante de la fusion multiéchelles
Figure IV.12. Résultat de la classification/fusion monosource de l'image ETM+ 2001 par le modèle libre
Figure IV.13. Taux d'occupation des classes thématiques au sol dans l'image fusion ETM+ 2001
Figure IV.14. Signatures spectrales de : SN, V et SN inter V de l'image ETM+
Figure IV.15. Histogrammes de : SN, V et SN inter V de l'image ETM+ dans la bande 4
Figure IV.16. Résultat de la fusion/classification multisources des images HRV 1997 et ETM+ 2001 par le modèle libre
Figure IV.17.a. Zoom de RGB des pistes dans l'image HRV
Figure IV.17.b. Zoom de RGB des pistes dans l'image ETM+

- Figure IV.17.c.** Zoom des pistes de l'image multisources obtenue par le modèle libre
- Figure IV.18.** Signatures spectrales des classes Urbain (HRV 1997) et Végétation (ETM+2001) dans les sites invariants
- Figure IV.19.a.** Zoom de RGB de la zone agricole de l'image HRV
- Figure IV.19.b.** Zoom de RGB de la zone agricole de l'image ETM+
- Figure IV.19.c.** Zoom de la zone agricole de l'image multisources obtenue par le modèle libre
- Figure IV.20.** Signatures spectrales des classes Sol Nu (HRV 1997) et Végétation (ETM+2001) dans le site variant de la zone agricole
- Figure IV.21.** La carte de changements binaire entre 1997 et 2001 obtenue par le modèle libre
- Figure IV.22.** Taux d'occupation des classes thématiques (DSmC)
- Figure IV.23.** Conflit partiel multisources multitemporel dans le cas du modèle hybride
- Figure IV.24.** Résultat de la classification/fusion multisources des images HRV 1997 et ETM+ 2001 par la règle DSmH
- Figure IV.25.a.** Zoom de RGB des pistes dans l'image HRV
- Figure IV.25.b.** Zoom de RGB des pistes dans l'image ETM+
- Figure IV.25.c.** Zoom du résultat obtenu par la règle DSmH
- Figure IV.26.** Signatures spectrales des classes Sol Nu (HRV 1997) et Végétation (ETM+2001) dans le site invariant pistes de l'aéroport
- Figure IV.27.a.** Zoom de RGB de HRV
- Figure IV.27.b.** Zoom de RGB de ETM+
- Figure IV.27.c.** Zoom du résultat de la DSmH
- Figure IV.28.** Signatures spectrales des classes Sol Nu (HRV 1997) et Végétation (ETM+2001) dans le site variant de la zone agricole
- Figure IV.29.** Taux d'occupation des classes thématiques dans l'image résultat de DSmH
- Figure IV.30.** Résultat de la fusion/classification multisources des images HRV 1997 et ETM+ 2001 par la règle PCR5
- Figure IV.31.** Taux d'occupation des classes thématiques au sol dans l'image de fusion par la règle PCR5
- Figure IV.32.** Résultat de la fusion/classification multisources des images HRV 1997 et ETM+ 2001 par la règle MURR
- Figure IV.33.** Taux d'occupation des classes thématiques au sol dans l'image de fusion par la règle MURR
- Figure IV.34.** Résultat de la fusion/classification d' images HRV et ETM+ par la règle PURR
- Figure IV.35.** Taux d'occupation des classes thématiques dans l'image résultat de la règle PURR

LISTE DES TABLEAUX

CHAPITRE III

- Tableau III.1.** Matrice de confusion multiéchelles
- Tableau III.2.** Ordonnancement des éléments de l'hyper-powerset
- Tableau III.3.** Taille mémoire nécessaire pour chaque hyper-powerset
- Tableau III.4.** Comparaison entre la cardinalité de D^{\otimes} et celle de $2^{\otimes_{raf}}$
- Tableau III.5.** Ordonnancement des éléments non vides de l'hyper-powerset
- Tableau III.6.** Résultats de la fusion en appliquant les règles DSmC et DSmH
- Tableau III.7.** Résultat final de la fusion en appliquant la règle DSmH
- Tableau III.8.** Le résultat de la fusion par la règle conjonctive de Dempster

CHAPITRE IV

- Tableau IV. 1.** Nombre d'échantillons des bases d'entraînement et de contrôle des images Spot et Landsat
- Tableau IV.2.** Taux d'occupation des classes de la classification ponctuelle par la DST de l'image ETM+ pour un seuil = 0. 935
- Tableau IV.3.** Décomposition des classes d'union et taux d'occupation des classes de changements
- Tableau IV. 4.** Données de la base d'entraînement et de la base de contrôle de l'image HRS
- Tableau IV. 5.** Données de la base d'entraînement et de la base de contrôle de l'image BRS
- Tableau IV. 6.** Matrice de confusion multiéchelles entre la classification de ETM+ et la classification de HRV (Taux moyen de bonne classification en %)
- Tableau IV. 7.** Taux d'occupation des classes de la fusion/classification multiéchelles
- Tableau IV. 8.** Données de la base d'entraînement et de la base de contrôle de l'image HRV et ETM+
- Tableau IV.9.** Taux d'occupation des classes de la fusion/classification multisources et multitemporelles par la règle DS_mC
- Tableau IV.10.** Taux d'occupation des classes de la fusion/classification multisources et multitemporelles par les règles DS_mH, PCR5, MURR et PURR
- Tableau IV.11.** Comparaison entre le modèle libre et le modèle hybride

ANNEXE A

- Tableau A.1.** Énumération des éléments de D^\ominus basée sur la fonction d'ordre partiel $s(\cdot)$ pour un nombre de classes $n = 2$
- Tableau A.2.** Énumération des éléments de D^\ominus basée sur la fonction d'ordre partiel $s(\cdot)$ pour un nombre de classes $n = 3$

LISTE DES SYMBOLES

s	Site de l'image
\underline{x}_s	Vecteur d'observation associé au site s
p	Nombre de sources d'informations
S^j	Une source d'évidence j parmi les p sources considérées
Θ	Cadre de discernement
Θ_{raf}	Cadre de discernement raffiné
θ_i	Hypothèse simple du cadre de discernement Θ
n	Nombre d'hypothèses simples de Θ
A_i	Hypothèse composée
\bar{A}_i	Complément de l'hypothèse A_i
2^\ominus	Ensemble des parties (Power-set) de la DST
D^\ominus	Ensemble hyper-powerset de la DS _m T
$Card(G)$	Cardinal de l'ensemble G (2^\ominus ou/et D^\ominus)
$Dedekind(n)$	Nombre de Dedekind d'un entier naturel n
$m(A_i)$	Fonction de masse associée à l'élément A_i
$Bel(A_i)$	Fonction de crédibilité associée à l'élément A_i
$Pls(A_i)$	Fonction de plausibilité associée à l'élément A_i
$\kappa(m)$	Ensemble des éléments focaux de $m(\cdot)$
M^0	Modèle de Shafer
M^f	Modèle libre de Dezert-Smarandache

M	Modèle hybride de Dezert-Smarandache
D_M^\ominus	Hyper-powerset réduit selon le modèle M
$Pig(A_i)$	Probabilité pignistique associée à l'élément A_i
$ \cdot $	Cardinalité classique
$C_M(\cdot)$	Cardinalité de Dezert-Smarandache
\emptyset	Ensemble vide universel
Φ_M	Ensemble des éléments vides associé au modèle M
BM	Matrice binaire unimodulaire triangulaire inférieure et symétrique par rapport à sa diagonale secondaire
$s(\cdot)$	Fonction d'ordre partiel
D_n	Matrice génératrice de l'hyper-powerset D^\ominus
u_n	Base de codification propre de Smarandache
d_n	Vecteur des éléments de D^\ominus
α_i	Élément de d_n
w_i	Inverse de la longueur du code u_i
w_n	Vecteur des composantes w_i
u_M	Base de codification de Smarandache réduite selon le modèle M
\underline{x}_s^j	Vecteur d'observation au site s issu d'une source S^j
$P(\underline{x}_s^b/\theta_i)$	Densité de probabilité $P(\underline{x}_s^b/\theta_i)$ estimée à partir des données issues de la source S^b , pour chaque hypothèse simple θ_i
α_i^b	Degré de confiance associé à une source S^b
R^b	Facteur de normalisation
$m_i^b[\underline{x}_s^b](\cdot)$	Jeux de masse issu d'une source d'information S_i^b relative à une source satellitaire S^b
K	Degré de conflit entre les sources d'évidence
$m_\wedge[\underline{x}_s](A_i)$	Masse conjonctive allouée à l'élément A_i de G par toutes les sources ayant donné l'observation \underline{x}_s au site s
$m_\oplus(A_i)$	Masse globale d'un élément A_i calculée selon une règle de combinaison \oplus
$m^j[\underline{x}_s^j](A_i)$	Masse allouée à l'élément A_i de G par la source S^j ayant donné l'observation \underline{x}_s^j au site s
m_R	Masse radiométrique
m_{Sp}	Masse du contexte spatial
$\delta(\cdot, \cdot)$	Fonction de Kronecker
β_s	Paramètre de régularisation
Z	Constante de normalisation
θ_i^h	Classes discernable dans l'image haute résolution
θ_j^b	Classe discernable dans l'image basse résolution
c_1	Nombre de classes discernables dans l'image haute résolution
c_2	Nombre de classes discernables dans l'image basse résolution
C_i^h	Éléments focaux associés au noyau F_1 de l'image haute résolution
C_i^b	Éléments focaux associés au noyau F_2 de l'image basse résolution
$P_1(\theta_i^h/\underline{x}_s^1)$	Probabilité <i>a posteriori</i> que la classe correcte est θ_i^h pour le pixel \underline{x}_s^1 issu de l'image haute résolution
$P_2(\theta_i^b/\underline{x}_s^2)$	Probabilité <i>a posteriori</i> que la classe correcte est θ_i^b pour le pixel \underline{x}_s^2 issu de l'image basse résolution
E	Ensemble de fusion multiéchelles
C_s	Classe de fusion multiéchelles (élément de l'ensemble E)
c	Nombre de classes de fusion recherchées d'une manière supervisée
α_{ji}	Taux de contribution des classes θ_i^h dans la formation des classes θ_j^b

INTRODUCTION GENERALE

La multiplication des satellites de télédétection et l'utilisation de plusieurs capteurs pour l'observation de la terre ont permis l'acquisition d'une multitude d'images présentant des caractéristiques spatiale, spectrale et temporelle différentes. L'extraction des informations utiles, liées à la nature physique des surfaces observées, fait appel à différentes techniques, approches et méthodes de traitement d'images numériques. Parmi ces procédures figure la fusion de données. Cette méthode permet d'exploiter le caractère redondant et complémentaire contenu dans les données satellitaires et doit prendre en compte des sources d'information de plus en plus nombreuses et variées.

Cependant avec la quantité et la diversité des données, une méthode adéquate d'exploitation en utilisant des approches mathématiques s'avère nécessaire, qui tient en compte de deux notions de mesure : l'incertitude et l'imprécision de ces données. On entend par incertitude la mesure non réaliste induite par l'acquisition, ce qui conduit à interpréter l'image comme le résultat d'un phénomène aléatoire, et par imprécision la mesure représentant l'incertitude liée aux connaissances incomplètes.

Les approches probabilistes, en général, représentent bien l'incertitude qui entache l'information, mais elles ne permettent pas aisément de représenter son imprécision et elles conduisent souvent à confondre ces deux notions avec la mesure de probabilité. Par ailleurs, la modélisation probabiliste permet de raisonner sur des singletons seulement, qui représentent les différentes hypothèses (classes), sous la contrainte du monde fermé. C'est pourquoi, de nouvelles théories permettant la modélisation des deux notions ont été introduites, telles que, la théorie des ensembles flous [ZAD, 1968], la théorie des possibilités [DUB, 1988], la théorie de l'évidence [SHA, 1976] et aussi la théorie récente du raisonnement plausible et paradoxal [SMD, 2004], [SMD, 2006], etc.

Dans le cadre de notre travail, nous nous sommes intéressés à la fusion dans un contexte de classification d'images satellitaires multisources basées sur les théories de l'évidence de Dempster Shafer (DST) et du raisonnement plausible et paradoxal de Dezert Smarandache (DSmT). Nous avons introduit une définition spécifique à notre démarche qui est la fusion/classification d'images satellitaires multisources. Nous justifions cette définition par le fait que dans ces théories, la fusion est effectuée par les combinaisons orthogonales des sources (classes ou images) suivies par les règles de décision sur l'affectation d'un pixel de l'image à une classe (élément focal) de l'ensemble de fusion.

Dans un premier temps, nous avons mis en œuvre les modèles de fusion/classification par la DST et ensuite nous nous sommes orientés vers la deuxième théorie de DSmT, qui complète la première, en justifiant notre démarche de recherche. Nous avons, à cet effet, développé les modèles de la DST et la DSmT dans un cadre ponctuel en ne tenant compte que de l'information spectrale.

Dans un deuxième temps, ces modèles ont été appliqués dans un cadre contextuel markovien en considérant le contexte spatial de chaque pixel. Ces modèles de fusion/classification ont été testés sur des données satellitaires multisources, multitemporelles et multiéchelles. Notons que ces deux théories sont plus générales que la théorie probabiliste et elles reposent sur un fondement théorique plus large.

Les applications envisagées par ces travaux est la cartographie de l'occupation du sol et la mise en évidence des changements survenus dans une région de l'espace terrestre. Il s'agit de la cartographie spatio-temporelle.

Ainsi notre mémoire se présentera comme suit :

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

Dans le deuxième chapitre, nous présentons les deux approches de fusion. Nous commençons par la présentation de l'approche évidentielle de Dempster-Shafer, ensuite, l'approche du raisonnement plausible et paradoxal de Dezert-Smarandache. Après l'introduction des formalismes mathématiques de ces théories, nous exposons 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, nous donnons les étapes principales pour l'établissement des différents modèles de fusion/classification basés sur la DST et la DSMT. Ces modèles ont été mis en œuvre dans un cadre ponctuel, ensuite, dans un cadre contextuel markovien. Nous exposons les différentes règles de combinaisons et de codification des éléments focaux pour chaque modèle et enfin nous présentons les règles de décisions les plus utilisées et celles que nous avons mis en œuvre.

Dans le quatrième chapitre, nous présentons les résultats obtenus par l'application des différents modèles et règles développés sur les images satellitaires multisources multitemporelles et multiéchelles. L'exploitation de ces données a comme principal objectif de cartographier l'occupation des sols et de détecter des changements temporels du terrain.

Nous terminons ce mémoire par une conclusion générale et nous proposons les perspectives éventuelles à ce travail.

CHAPITRE I

CLASSIFICATION ET FUSION DES IMAGES SATELLITAIRES

INTRODUCTION

La télédétection regroupe l'ensemble des techniques liées à l'analyse et à l'utilisation des données satellitaires. Le principal objectif de la télédétection est la cartographie et le suivi des ressources terrestres. Les données spatiales se présentent généralement sous forme de cartes décrivant la topographie, les disponibilités en eau, les types de sols, les forêts et herbages, le climat, la géologie, la population, la propriété foncière, les limites administratives, les infrastructures (routes principales, voies ferrées, réseaux électriques ou de communication), etc.

On distingue deux types de télédétection, en fonction des sources de rayonnement : la télédétection passive et la télédétection active. La première fait appel aux sources naturelles de rayonnement (Soleil). L'énergie du Soleil est soit réfléchi ou absorbée et retransmise (infrarouge thermique) par la cible. Les dispositifs de télédétection passive qui mesurent l'énergie disponible naturellement sont des capteurs passifs. Le capteur passif peut seulement percevoir l'énergie réfléchi lorsque le Soleil illumine la Terre. Il n'y a donc pas d'énergie solaire réfléchi la nuit, tandis que l'énergie dégagée naturellement (l'infrarouge thermique) peut être perçue le jour ou la nuit. La seconde exige la mise en œuvre d'une source artificielle de rayonnement (laser et radar) embarqué à bord du satellite, émettant vers la région observée et qui reçoit le signal réfléchi. Alors, un capteur actif produit sa propre énergie pour illuminer la cible : il dégage un rayonnement électromagnétique qui est dirigé vers la cible. Le rayonnement réfléchi par la cible est alors perçu et mesuré par le capteur. Le capteur actif a l'avantage de pouvoir prendre des mesures à n'importe quel moment de la journée ou de la saison. Les capteurs actifs utilisent les longueurs d'onde qui ne sont pas produites en quantité suffisante par le Soleil telles que les hyperfréquences ou pour mieux contrôler la façon dont une cible est illuminée. Par contre, les capteurs actifs doivent produire une énorme quantité d'énergie pour bien illuminer une cible. Le radar à ouverture synthétique (RSO) est un exemple de capteurs actifs.

I. FUSION/CLASSIFICATION D'IMAGES SATELLITAIRES

I.1. Les attributs d'un objet

Les propriétés essentielles d'identification et de reconnaissance de l'objet sont fournies par son contexte. En effet, un objet (ou plus précisément un pixel) n'est parfaitement défini, qu'une fois replacé dans son contexte [PIE, 1989], [SCH, 1996a].

Le contexte est un ensemble d'attributs permettant de définir et de caractériser l'objet d'une manière précise et complète. On définit principalement trois attributs illustrés par la figure I.1 : l'attribut spectral, l'attribut spatial et l'attribut temporel.

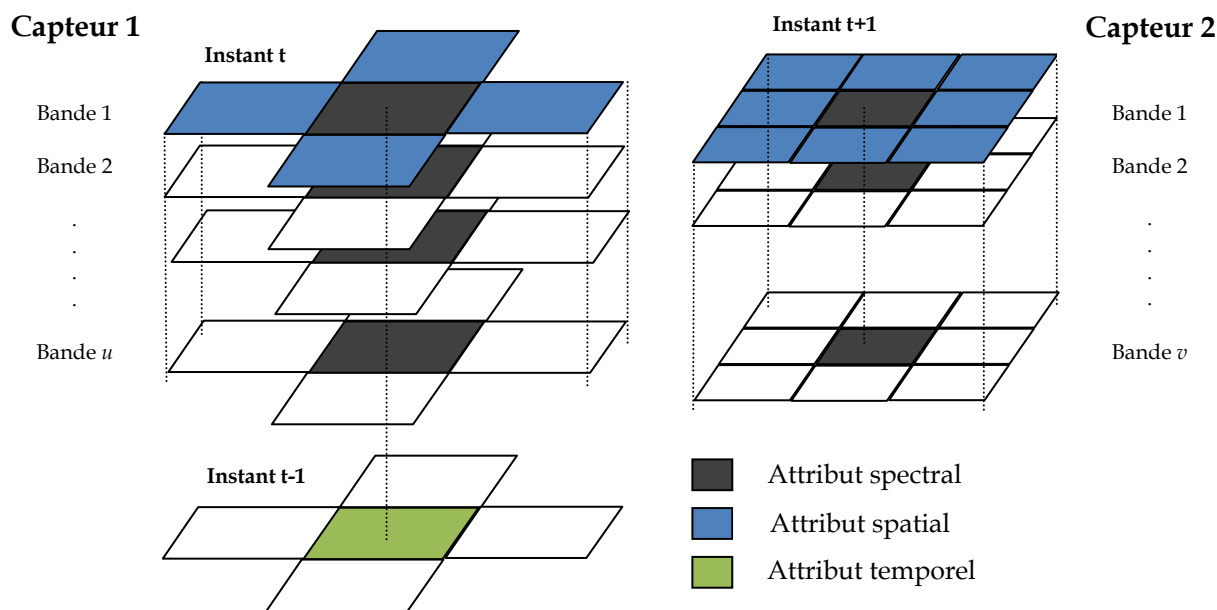


Figure I.1. Contexte de l'objet

I.1.1. L'attribut spectral

L'attribut spectral est lié à la résolution spectrale de l'image et fait référence à la largeur de la bande électromagnétique dans laquelle opère le capteur satellitaire, et au nombre de capteurs multispectraux embarqués à bord du satellite.

I.1.2. L'attribut spatial

L'attribut spatial est lié d'une part à la résolution spatiale de l'image représentant le plus petit détail au sol perceptible par le capteur, et d'autre part à la structure spatiale du voisinage du pixel dans l'image.

I.1.3. L'attribut temporel

L'attribut temporel est lié soit, à la résolution temporelle du capteur d'acquisition définie par son cycle de passage au-dessus du même point, soit à la résolution temporelle d'un ensemble de satellites fonctionnant en constellation et qui est définie par le cycle de passage de chaque satellite au-dessus du même point sur un court intervalle de temps.

I.2. Fusion de données

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 données provenant de sources diverses ; elle vise à l'obtention d'informations de plus grande qualité ; la définition de «plus grande qualité» dépend de l'application.* Par ailleurs, Bloch [BLO, 2003] propose une autre définition : *la fusion d'informations consiste à combiner des informations issues de plusieurs sources afin d'améliorer la prise de décision.* Cette définition va plus loin que la première, jusqu'à **la décision**.

Ainsi, en combinant les trois attributs (spectral, spatial et temporel) qui caractérisent le pixel dans l'image et qui peuvent être considérés comme étant des sources d'information significative, nous pouvons définir plusieurs types de fusion dont le but est l'amélioration de prise de décision concernant la nature thématique (la classe) de ce pixel. Ces types de fusion sont communément désignés par le terme «**fusion**

multisources» [SCH, 1996b], [WAL, 1998], [WAL, 1999], [WAN, 1999] ou le terme plus général de «**fusion contextuelle**» [WAN, 1994], [SCH, 1996a], [SCH, 1999], [SOL, 1999].

I.2.1. Niveaux de fusion de données

La fusion de données, en général, peut être effectuée à différents niveaux : 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 de pixels, la fusion d'attributs, et la fusion de décisions [RIC, 1988], [MAN, 1992], [POH, 1998], [WAL, 1999]. La figure I.2 ci-dessous illustre ces différents niveaux de fusion pour trois images issues de trois sources notées S_1 , S_2 et S_3 [MAN, 1994]. 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.

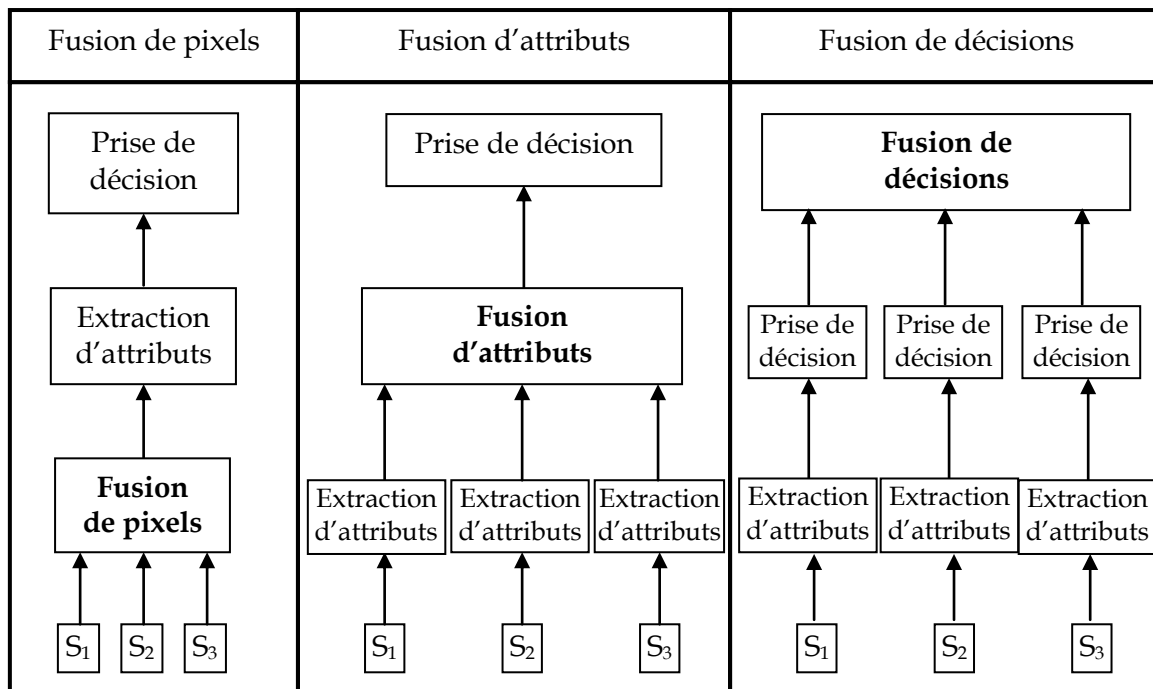


Figure I.2. Niveaux de la fusion de données

a. Fusion de pixels

Elle s'opère directement sur les pixels de l'image qui constituent les mesures les plus proches de l'observation physique de l'objet.

b. Fusion d'attributs

Elle s'opère sur des primitives ou des caractéristiques extraites à partir de chaque image. Ces primitives peuvent être des contours, des régions, des textures ou des composantes fréquentielles.

c. Fusion de décisions

Elle consiste à combiner les décisions des traitements effectuées sur chaque source pour obtenir une solution globale optimale. La fusion est opérée sans tenir compte des caractéristiques internes des traitements monosources.

I.2.2. Types de fusion

On distingue trois types de fusion d'images satellitaires : la fusion multisource, la fusion multitemporelle et la fusion multiéchelle. Ces trois types de fusion utilisent des données acquises sur la même zone d'étude. Ces données doivent être géo-référencées par rapport aux coordonnées géographiques au sol et doivent être normalisées sur le plan radiométrique. Contrairement à la fusion multiéchelle, la fusion multisource et la fusion multitemporelle nécessitent obligatoirement un recalage géométrique entre toutes les données pour travailler dans un même référentiel. Dans ces trois types de fusion que nous allons décrire ci-dessous, la fusion s'opère au niveau décisionnel.

a. Fusion multisource

Le terme multisource désigne des sources d'acquisition différentes (satellites différents (optique, radar), satellites optiques différents (Spot, Landsat, IRS, IKONOS,...), satellites radars différents (Radarsat, ERS, JERS,...)), ou alors des capteurs auxiliaires tels que, les capteurs des vents, les capteurs des vagues, etc.

Pour réaliser une fusion multisource, les données disponibles doivent être acquises dans un intervalle de temps le plus étroit possible pour considérer uniquement l'apport des sources indépendamment du changement temporel de la région. En effet, la fusion multisource vise à exploiter la complémentarité de l'information apportée par chaque source pour lever les ambiguïtés et améliorer ainsi, le résultat de la classification monosource.

b. Fusion multitemporelle

La fusion multitemporelle concerne la fusion d'images couvrant la même zone d'étude, issues de la même source ou de sources différentes, mais acquises à des dates différentes. En effet, le but de la fusion multitemporelle est la détection, le suivi et la cartographie des changements de la couverture du sol.

Par exemple, la fusion des images acquises par le capteur AVHRR du satellite NOAA chaque 12 heures permet l'obtention d'une carte de changements de la couverture du sol avec la possibilité de la mise à jour des cartes thématiques anciennes.

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. Par exemple une fusion multiéchelle :

✓ Spectrale-spatiale : le capteur ETM+ de Landsat-TM avec 06 bandes spectrales et une résolution spatiale de 30mx30m, et le capteur HRV de Spot avec 03 bandes spectrales à une résolution de 20mx20m.

✓ Spatiale-temporelle : le capteur HRV de Spot avec 03 bandes spectrales à une résolution de 20mx20m, et le capteur AVHRR de NOAA qui a une grande résolution temporelle (une image/12 heure) mais une faible résolution spatiale (1kmx1km).

I.3. Classification de données satellitaires

La classification consiste à regrouper, dans une même entité ou classe, tous les pixels similaires sur la base d'une ressemblance de propriétés (attributs), tout en respectant leur position spatiale. La règle de décision de l'appartenance d'un pixel à une classe donnée est établie à travers un modèle décisionnel. Ainsi, à partir d'un espace

multidimensionnel représentatif de l'image, une nouvelle représentation de l'information télédéteectée, désignée par «carte thématique» est obtenue et sera évaluée par rapport à la réalité de terrain (voir figure I.3). Les approches de classification peuvent être supervisées ou non supervisées.

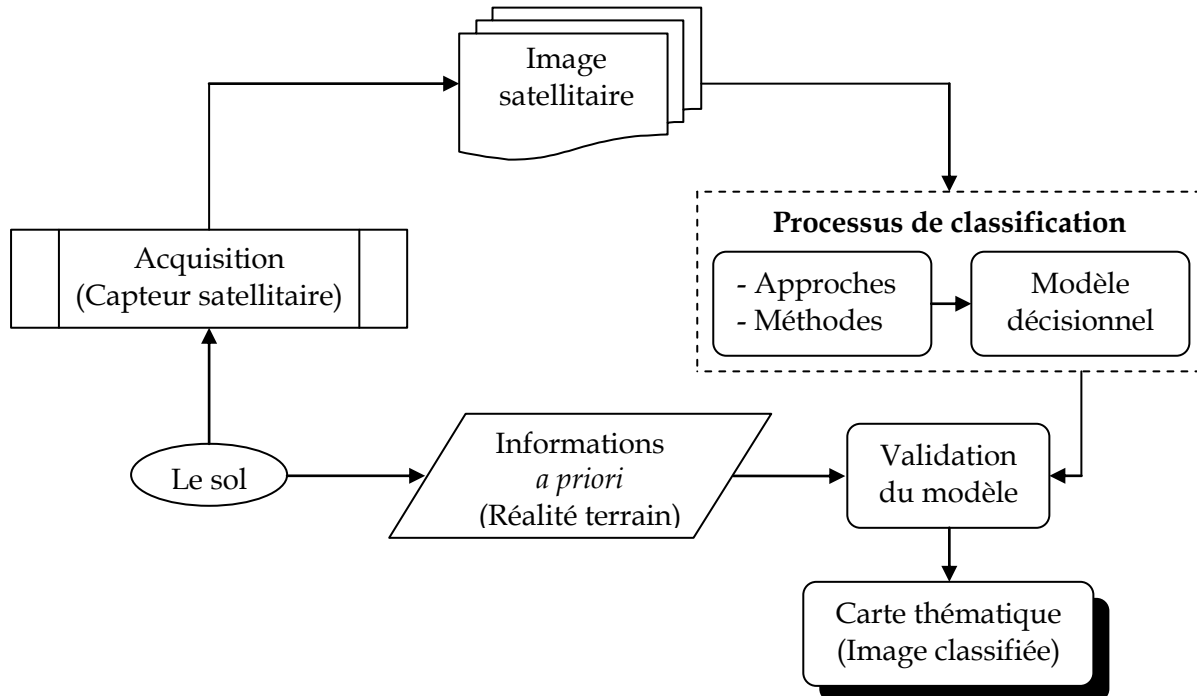


Figure I.3. Principe de la classification d'images satellitaires

I.3.1. 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 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 connexionniste, la méthode génétique suivant l'approche évolutionnaire, etc.

Pour notre part, nous avons utilisée la méthode du maximum de vraisemblance pour la classification supervisée d'images satellitaires. Les résultats de cette méthode ont été comparés par rapport aux résultats de l'approche évidentielle et l'approche paradoxale [BOU, 2005].

I.3.2. 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).

Dans notre travail, nous nous intéressons aux approches de classification dont le cadre théorique permet la conception de modèles décisionnels capables de réaliser une opération de fusion. La fusion des attributs (spectral, spatial et temporel) extraits des images multi-sources recalées et modélisées, est effectuée au moyen d'une règle de combinaison (opérateurs, règles de fusion, etc.) propre à ce cadre théorique.

I.4. Approches de fusion/classification [KHE, 2008]

Dans la littérature [SCH, 1996a], [RIC, 1998], [BRU, 1999], [SCH, 1999], on retrouve principalement les approches suivantes :

I.4.1. Approche du vecteur empilé (the stacked vector approach)

C'est une approche directe et simple. Elle consiste à regrouper (empiler ou concaténer) l'ensemble des attributs (spectral, spatial et temporel) d'un pixel pour former un seul vecteur caractéristique. Par exemple, dans le cas de la fusion multi-capteurs, il s'agit d'étendre le vecteur caractéristiques d'un pixel donné pour qu'il contienne les signatures spectrales (attributs spectraux) fournies par tous les capteurs considérés. Aussi, pour intégrer l'attribut spatial, il est possible de rajouter dans ce vecteur une composante qui exprime l'information spatiale (un paramètre de texture ou autre). Le vecteur concaténé sera la donnée d'entrée de n'importe quelle méthode de classification citée précédemment.

Suivant cette approche, le choix de la méthode de classification est imposé par la nature des données concaténées. Dans le cas de données homogènes ayant le même modèle de la fonction de densité de probabilité (par exemple, données optiques-optiques), l'application d'une méthode de classification probabiliste ne pose aucun problème. Par contre, dans le cas de données hétérogènes ayant des fonctions de distribution différentes (par exemple, données optiques-radar), il existe d'autres approches pour le traitement de telles données.

I.4.2. Approches statistiques probabilistes

Ces approches, classiques et largement utilisées, sont fondées sur la théorie des probabilités. Elles sont nombreuses et nous en citons deux : l'approche par estimation et l'approche bayésienne [BLO, 2003].

a. Approche par estimation

Cette approche considère que chaque source d'information donne une probabilité d'appartenance à une classe. La fusion consiste alors à combiner ces probabilités pour trouver la probabilité globale d'appartenance à la classe. Cette vision revient à considérer la fusion comme un problème d'estimation et permet ainsi d'utiliser des opérateurs de combinaison différents, nous trouvons notamment la méthode de consensus qui est largement employée.

b. Approche bayésienne

Cette approche est développée dans un cadre probabiliste bayésien. On parle d'un cadre bayésien, lorsqu'il s'agit d'estimer des probabilités conditionnelles grâce à la règle de Bayes. On cherche alors la classe qui maximise la probabilité conditionnelle a

posteriori définie à partir de l'ensemble des données multi-sources disponibles. En appliquant la règle de Bayes et sous l'hypothèse d'indépendance des probabilités conditionnelles relatives à chaque source, la probabilité conditionnelle mono-sources s'exprimera en terme de produit des probabilités conditionnelles mono-sources associées à la probabilité *a priori* de la classe recherchée. Cette approche fait apparaître le type de combinaison des informations sous la forme d'un produit. Observons que la probabilité *a priori* joue dans la combinaison exactement le même rôle que chacune des sources auxquelles elle est combinée également par un produit. Il faut noter que cette propriété est l'un des moyens les plus exploités pour l'intégration de l'information contextuelle spatiale dans l'approche de classification bayésienne. Le recours à ce moyen n'est pas fortuit. En fait, il est incité par la disponibilité d'un outil mathématique probabiliste souple et robuste, permettant la modélisation de la probabilité *a priori* pour contenir toutes sortes de contraintes (contexte spatial, contexte temporel, carte de contours, etc.). Il s'agit des champs aléatoires de Markov MRF (*Markov Random Fields*).

Dans les deux approches probabilistes citées ci-dessus, il s'agit bien d'une fusion au niveau décisionnel, dans la mesure où la fusion est opérée au stade final de la décision.

Les approches probabilistes, en général, souffrent d'un inconvénient majeur. En effet, 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 avec la mesure de probabilité. De nouvelles théories permettant la modélisation de l'incertitude et l'imprécision ont été introduites, telles que la théorie des ensembles flous [ZAD, 1968], la théorie des possibilités [DUB, 1988], la théorie des fonctions de croyance, appelée aussi la théorie de l'évidence de Dempster-Shafer (DST) [SHA, 1976] et aussi la théorie récente du raisonnement plausible et paradoxal de Dezert-Smarandache (DSmT) [DEZ, 2002a], [SMD, 2004]. La DST est de loin, la théorie la plus exploitée pour la fusion et la classification de données [BLO, 1996], [DEN, 1997], [LEH, 1997], [APP, 1999], [BLO, 2003].

L'approche probabiliste raisonne sur des classes simples seulement, qui représentent les différentes hypothèses, sous la contrainte du monde fermé. Cependant, l'approche évidentielle de la théorie de Dempster Shafer (DST) peut être une alternative à l'approche probabiliste et elle est plus générale parce qu'elle prend en compte à la fois l'incertitude et l'imprécision qui peuvent exister entre les classes. Nous introduisons dans le paragraphe suivant la théorie de l'évidence de Dempster-Shafer.

I.4.3. Approche évidentielle

La théorie de l'évidence de Dempster-Shafer (DST) est basée sur un fondement mathématique solide qui permet de représenter et de manipuler des informations entachées d'incertitudes et d'imprécisions et repose sur un ensemble fini, exhaustif et exclusif sous la contrainte du monde fermé. Elle permet aussi de combiner, à travers une règle de fusion, différentes sources d'information en vue d'une meilleure prise de décision et de classer les éléments mixtes dans l'union des hypothèses, en ignorant leur appartenance exacte [DEM, 1968], [SHA, 1976].

Lorsque le degré de conflit K entre les sources augmente (K tend vers 1), la somme orthogonale ne peut pas s'effectuer ($1 - K = 0$), alors la fusion devient impossible. Dans ce cas, les sources d'informations sont dites complètement contradictoires.

La DST est mise en défaut car la règle de Dempster est basée sur un cadre de discernement exclusif, elle néglige l'information paradoxale entre les hypothèses.

Pour remédier à ce problème, une nouvelle théorie a été introduite c'est la théorie de raisonnement plausible et paradoxal de Dezert-Smarandache (DSmT) [DEZ, 2003c].

I.4.4. Approche paradoxale

La théorie de Dezert-Smarandache peut être considérée comme une généralisation de la théorie de Dempster-Shafer. L'aspect innovateur de cette théorie repose dans la structuration du cadre de discernement et de l'ensemble des parties qui composent ce dernier. On parle ainsi pour la DSmT de cadre de discernement généralisé de l'hyper-powerset. Outre l'incertitude représentée par la disjonction des hypothèses, l'information paradoxale est ici introduite par la conjonction des hypothèses. Le cadre de discernement est exhaustif mais pas forcément exclusif. Cette innovation apportée à la DST a été validée par des nombreux exemples théoriques et montre l'aptitude de la DSmT de gérer les cas délicats où la DST est mise en défaut [DEZ, 2002b], [SMD, 2004], [SMD, 2006].

La DST permet d'intégrer dans le cadre de discernement 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. Lorsque ce conflit devient important, la DST n'est plus applicable. Les sources d'informations sont dites complètement contradictoires.

Cependant, la DSmT peut être considérée comme une généralisation de la DST, elle permet de considérer en plus des singletons et des unions des classes, l'intersection des classes, par conséquent, elle modélise le paradoxe entre les classes qui est en quelque sorte la modélisation du conflit.

II. CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différents niveaux de fusion qui permettent la combinaison de données provenant de différentes sources pour extraire une meilleure qualité d'information. Les données combinées peuvent inclure des données multisources, multitemporelle, multirésolutions et multiéchelles. Deux méthodes de classification des images satellitaires, la méthode supervisée et la méthode non supervisée ont été présentées. Nous avons rendu compte des différentes approches à savoir l'approche du vecteur empilé et trois approches statistiques de la fusion et la classification des données satellitaires qui sont l'approche probabiliste, l'approche évidentielle et l'approche du raisonnement plausible et paradoxal.

Dans l'approche probabiliste, la théorie la plus exploitée est la théorie des probabilités associée à la théorie bayésienne de décision où l'information est modélisée par la probabilité conditionnelle. Le raisonnement se fait sur les singletons seulement, ce qui conduit au non distinction entre les notions d'incertitude et d'imprécision d'où les limites de cette approche.

La DST et la DSMT présentent des avantages par rapport aux approches probabilistes. En effet, elles offrent des outils qui permettent de modéliser l'incertitude et l'imprécision.

Dans le deuxième chapitre, nous présentons la fusion d'information par la théorie de l'évidence et la théorie du raisonnement plausible et paradoxal.

CHAPITRE II

FUSION D'INFORMATION PAR LA THÉORIE DE L'ÉVIDENCE ET LA THÉORIE DU RAISONNEMENT PLAUSIBLE ET PARADOXAL

INTRODUCTION

La fusion de données nécessite la combinaison d'informations issues de plusieurs sources afin d'aboutir à une meilleure exploitation de ces dernières et approcher des résultats optimaux. Les résultats de cette fusion peuvent être entachés d'erreurs dues à l'incertitude et l'imprécision. Ces dernières sont deux types différents qu'il ne faut pas confondre. L'incertitude est relative à la réalité d'une information. Un événement est incertain si la probabilité de sa réalisation est comprise entre 0 et 1. Quand à l'imprécision, elle porte sur un défaut quantitatif de connaissance, qui se traduit par une erreur sur le contenu de l'information. Une mesure est imprécise si l'erreur sur sa valeur n'est pas nulle.

Pour modéliser l'incertitude, il existe plusieurs approches. La théorie la plus utilisée est bien évidemment la théorie probabiliste. Néanmoins, elle ne peut pas modéliser l'imprécision et elle conduit souvent à confondre ces deux notions. En outre, elle permet de raisonner uniquement sur les hypothèses simples (singletons).

Pour remédier à ces problèmes, de nouvelles théories ont été proposées par plusieurs chercheurs de disciplines mathématiques et physiques. Ces théories modélisent les phénomènes réels parmi lesquelles nous citons: la théorie des ensembles flous (FST) développée par Zadeh [BLO, 2003], la théorie des fonctions de croyance appelée aussi théorie de l'évidence (DST) de Dempster-Shafer [SHA, 1976], la théorie des possibilités de Dubois et Prade [DUB, 1986], la théorie de l'évidence en monde-ouvert (« open-world » DST) de Smets (1990), la théorie conditionnelle de l'évidence (CDST) de Mahler (1995), la théorie des probabilités partielles (PPT) de Voorbraak (1997) [VOO, 1999], la théorie unificatrice et « avant-gardiste » (neutrosophie) de Smarandache (2000) et très récemment la théorie du raisonnement plausible et paradoxal de Dezert et Smarandache (DSmT) [SMD, 2004].

Dans ce chapitre, nous exposons tout d'abord la théorie de l'évidence de Dempster-Shafer et ses limites. Ensuite, nous introduisons les bases de nouvelle théorie du raisonnement plausible et paradoxal qui pourra être interprétée comme une généralisation de la DST [SMD, 2004].

I. THEORIE DE L'ÉVIDENCE DE DEMPSTER-SHAFER

La théorie de l'évidence de Dempster-Shafer (ou *Dempster-Shafer Theory*), appelée également théorie du raisonnement plausible, est souvent présentée et considérée comme une généralisation de la théorie bayésienne des probabilités subjectives [SHA, 1990]. Cette théorie a été introduite par Dempster [DEM, 1967], puis développée par Shafer [SHA, 1976]. Elle est basée sur un fondement mathématique solide, permet de donner des solutions satisfaisantes en terme de modélisation et en terme de

complexité liées aux problèmes de la fusion de données. Elle permet d'offrir une représentation de l'ignorance partielle ou complète que l'on peut avoir sur l'information que l'on cherche à traiter et aussi de combiner, à travers la règle de fusion de Dempster, différentes sources d'information en vue d'une meilleure prise de décision. La DST a été utilisée pour la fusion de données dans divers domaines tels que, la télédétection pour des applications militaires [APP, 1991] et civiles [LEE, 1990], [LEH, 1998], [KHE, 2006], la médecine pour des applications de segmentation d'images IRM [BLO, 1996], la robotique pour des applications de localisation de robots mobiles dans un environnement partiellement connu [ABI, 1992], etc.

I.1. Notions fondamentales

I.1.1. Cadre de discernement

Le cadre de discernement contient toutes les hypothèses θ_i nécessaires à la description complète d'une situation présentée:

$$\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n\} \quad (\text{II.1})$$

Dans le cadre de la fusion/classification, les hypothèses θ_i ($1 \leq i \leq n$) représentent les n classes thématiques considérées. Nous souhaitons que l'ensemble Θ soit *exhaustif* (c'est-à-dire, qu'une situation puisse toujours être décrite par l'une des hypothèses de Θ) et que les hypothèses soient mutuellement *exclusives*.

Dans la DST, le raisonnement porte sur 2^Θ qui est l'ensemble de tous les sous ensembles de Θ . Il contient non seulement des classes simples (appelées aussi singletons ou hypothèses simples) mais aussi toute union de classes (appelées aussi hypothèses composées). Un élément arbitraire est noté par A_i , 2^Θ peut être représenté par les 2^n éléments A_i :

$$2^\Theta = \{A_1, A_2, \dots, A_{2^n}\} \quad (\text{II.2})$$

I.1.2. Fonctions de masses

a. Fonction de masse élémentaire

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* (m), qui est une fonction définie de 2^Θ sur l'intervalle $[0, 1]$, telle que :

$$\begin{cases} m(\emptyset) = 0 \\ \sum_{A_i \in 2^\Theta} m(A_i) = 1 \end{cases} \quad (\text{II.3})$$

Les éléments A_i ayant une masse non-nulle sont appelées les *éléments focaux*. Les masses correspondant aux hypothèses simples expriment la certitude d'une classe par rapport aux autres et les masses correspondant aux hypothèses composées expriment la confusion associée au manque d'informations pour décider entre une classe ou une autre.

b. Fonctions de masses particulières

❖ Ignorance totale

Dans le cas où aucune hypothèse du cadre de discernement ne peut être distinguée par la source considérée, la masse entière est focalisée sur l'union globale Θ , et la fonction de l'ignorance totale se définit par :

$$m(\Theta) = 1 \quad (\text{II.4})$$

$$\forall A_i \in 2^\Theta - \{\Theta\}, m(A_i) = 0 \quad (\text{II.5})$$

❖ Connaissance sûre

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

$$m(A_i) = 1 \quad (\text{II.6})$$

$$\forall A_j \in 2^\Theta - \{A_i\}, m(A_j) = 0 \quad (\text{II.7})$$

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

❖ Support simple

Une fonction de masse, appelée fonction de support simple, n'a que deux éléments focaux : un sous ensemble A_i et Θ . Donc, elle peut être caractérisée par l'attribution des masses suivantes :

$$m(A_i) = h \quad (\text{II.8})$$

$$m(\Theta) = 1 - h \quad (\text{II.9})$$

$$\forall A_j \in 2^\Theta - \{A_i, \Theta\}, m(A_j) = 0 \quad (\text{II.10})$$

avec $h \in [0, 1]$.

La fonction du support simple permet de traduire l'évaluation d'un événement donné indépendamment des autres événements possibles.

❖ Systèmes de masse bayésiens

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

$$\forall \theta_i \in \Theta, m(\theta_i) \geq 0 \quad (\text{II.11})$$

$$\forall A_j \in 2^\Theta - \{\theta_i\}, m(A_j) = 0 \quad (\text{II.12})$$

Dans ce cas les notions de plausibilité, crédibilité, masse, et de probabilité, sont identiques.

I.1.3. Mesures de l'évidence

a. Fonction de crédibilité et de plausibilité

A partir de la fonction de masse élémentaire, sont dérivées la fonction de crédibilité et la fonction de plausibilité, qui modélisent l'imprécision et l'incertitude sur les hypothèses considérées par une source d'information. Les fonctions de crédibilité *Bel* et de plausibilité *Pls* sont définies de 2^Θ dans $[0, 1]$ et sont données respectivement par :

$$\forall A_i \in 2^\Theta, Bel(A_i) = \sum_{A_j \in 2^\Theta, A_j \subseteq A_i} m(A_j) \quad (\text{II.14})$$

$$\forall A_i \in 2^\Theta, Pls(A_i) = \sum_{A_j \in 2^\Theta, A_j \cap A_i \neq \emptyset} m(A_j) \quad (\text{II.13})$$

La crédibilité mesure à quel point les informations données par une source soutiennent l'hypothèse A_i . Elle peut être interprétée comme la borne inférieure d'une mesure de vraisemblance. La plausibilité mesure à quel point les informations

d'une source ne contrarient pas l'hypothèse A_i . Elle peut être considérée comme la borne supérieure de vraisemblance.

Les travaux de Kennes et Smets [KEN, 1991], [KEN, 1992], [SME, 2004] ont montré qu'il existait une relation matricielle réursive entre le vecteur des crédibilités Bel et celui des jeux de masses m qui peut s'exprimer comme suit :

$$Bel = BM \cdot m \Leftrightarrow m = BM^{-1} \cdot Bel \quad (\text{II.15})$$

En utilisant l'encodage binaire croissant des éléments de 2^Θ , on peut alors obtenir une construction réursive [SME, 2004] de la matrice BM avec la dimension de Θ par la relation suivante :

$$BM_{i+1} = \begin{bmatrix} BM_i & 0_{i+1} \\ BM_i & BM_i \end{bmatrix}, \quad BM_0 = [1] \quad (\text{II.16})$$

où 0_{i+1} représente une matrice nulle de dimension $(i+1) \times (i+1)$.

BM est une matrice binaire unimodulaire triangulaire inférieure et symétrique par rapport à sa diagonale secondaire ($\det(BM) = \pm 1$).

b. Probabilité pignistique

Soit Θ un cadre de discernement exclusif et exhaustif donné et un jeu de masse quelconque $m(\cdot)$ fourni par une source d'évidence, alors il est toujours possible de construire une mesure de probabilité subjective, appelée mesure de probabilité pignistique [SME, 1990b], [SME, 1994], [SME, 2000]. Elle est obtenue par la transformation élémentaire suivante :

$$\forall \theta_i \in \Theta, Pig(\theta_i) = \sum_{B_j \in 2^\Theta \setminus \theta_i \in B_j} \frac{1}{|B_j|} m(B_j) \quad (\text{II.17})$$

Dans ce cas, on peut montrer que l'inégalité suivante est vérifiée

$$\forall A_i \in 2^\Theta, Bel(A_i) \leq \left[Pig(A_i) = \sum_{\theta_j \in A_i} Pig(\theta_j) \right] \leq Pls(A_i) \quad (\text{II.18})$$

où $|B_j|$ représente la cardinalité du sous ensemble $B_j \in 2^\Theta$.

c. Intervalle de confiance

Dans le cas de la théorie de Bayes, l'incertitude concernant un évènement est mesurée par une valeur unique, la probabilité, et l'imprécision concernant l'incertitude de mesure est supposé être nulle. Dans le cas de la DST, la valeur de la crédibilité de l'hypothèse A_i peut être interprétée comme la valeur d'incertitude minimale autour de A_i , et sa valeur de plausibilité peut être interprétée comme la valeur d'incertitude maximale de A_i . Alors, l'incertitude autour de A_i est représentée par des valeurs de l'intervalle $[Bel(A_i), Pls(A_i)]$, qui est appelée « intervalle de confiance ». La longueur de cet intervalle quantifie l'ignorance de la source sur l'hypothèse A_i .

I.2. Règles de combinaison

Pour une prise de décision qui tient compte de la totalité des informations provenant de sources distinctes, il est nécessaire de les combiner en tenant compte du degré de confiance de chaque source. Ces règles de combinaison permettent de combiner p sources d'informations distinctes. Ces dernières, couramment appelées

« sources d'évidence » S^j ($1 \leq j \leq p$), expriment des degrés de confiance différents sur les hypothèses d'un ensemble de fusion. Parmi ces règles, on distingue :

I.2.1. Règle de combinaison de Dempster

La fonction de masse globale pour un élément focal A_i est obtenue grâce à la règle de fusion de Dempster, appelée aussi la somme orthogonale de Dempster [SHA, 1976]. Le terme « orthogonale » est dû à l'indépendance des fonctions de masse à combiner. Cette règle est donnée comme suit :

$$\begin{cases} m_{DS}(\emptyset) = 0 \\ \forall A_i \in 2^\Theta \setminus \{\emptyset\}, m_{DS}(A_i) = \frac{\sum_{B_k \in 2^\Theta} \prod_{j=1}^p m^j(B_k) \mathbb{1}_{\cap B_k = A_i}}{1-K} \end{cases} \quad (\text{II.19})$$

Où

$$K = \sum_{\substack{B_k \in 2^\Theta \\ \cap B_k = \emptyset}} \prod_{j=1}^p m^j(B_k) \quad (\text{II.20})$$

La constante $K \in ([0, 1])$ représente l'incohérence de fusion, et elle est souvent interprétée comme une mesure de conflit entre les différentes sources. Lorsque K est grand, les sources sont très conflictuelles et leurs combinaisons n'ont pas de sens. Par conséquent, la somme orthogonale n'existe pas lorsque $K = 1$. Dans ce cas, les sources sont totalement contradictoires, et il est impossible d'effectuer leurs combinaisons.

Le résultat de la non normalisation conduit à une fonction de croyance unique à laquelle correspond une fonction de masse, symbolisée m_\wedge , définie comme suit :

$$\forall A_i \in 2^\Theta, m_\wedge(A_i) = \sum_{\substack{B_k \in 2^\Theta \\ \cap B_k = A_i}} \prod_{j=1}^p m^j(B_k) \quad (\text{II.21})$$

Cette règle conjonctive est parfois dénommée règle de Dempster non normalisée.

Certains auteurs [SME, 1990a], [XU, 1996] montrent que dans le cas où les sources présentent un conflit important, la normalisation utilisée dans la règle de combinaison de Dempster peut être entachée d'erreur, car elle augmente artificiellement les masses des hypothèses compromises. En effet, un conflit important est parfois dû au fait qu'une des sources est erronée. La règle de Dempster présente des propriétés intéressantes, telles que, la commutativité et l'associativité, ce qui signifie que l'ordre de la combinaison des informations est insignifiant.

La complexité de mise en œuvre de la règle de fusion de Dempster est généralement importante car elle varie exponentiellement avec la cardinalité du cadre de discernement Θ . En effet, la recherche de tous les sous-ensembles B_k nécessite $o(2^{p \times (|\Theta| - |A_i|)})$ opérations élémentaires. Ce nombre peut devenir rapidement très grand. Par exemple, si on considère $p = 2$ (deux images), un nombre de classes $n = |\Theta| = 10$ et $|A_i| = 2$, alors nous aurons $o(2^{16}) = o(65536)$ tests à effectuer pour trouver $\{\cap B_k \mid \cap B_k = A_i\}$. Pour les problèmes de taille raisonnable (le nombre de classes $n < 15$), l'implémentation de la règle de Dempster est possible avec les systèmes actuels (espace mémoire suffisant, configuration multiprocessing, etc).

❖ Origines du conflit

Le conflit entre les sources d'informations peut avoir diverses origines, nous citons :

- Le manque de fiabilité d'une ou de plusieurs sources utilisées, c'est-à-dire qu'elles donnent des informations différentes (redondantes, complémentaires ou contradictoires) sur le même phénomène.
- Les sources acquièrent des informations sur des phénomènes différents.
- L'utilisation de cadres de discernement non exhaustifs.
- L'inconsistance des observations menées par les sources.

❖ Réduction et gestion du conflit entre les sources

Nous avons présenté succinctement les bases de la théorie de l'évidence de Dempster-Shafer et nous avons montré les difficultés liées à la gestion du conflit entre les sources. Nous présentons maintenant dans ce qui suit, les différentes voies envisagées pour tenter de réduire (et/ou de mieux gérer) ce conflit afin de réduire les risques liés aux erreurs de décisions issues du processus de fusion. A cet effet, plusieurs méthodes ont été étudiées et proposées dans la littérature, afin de rendre l'opérateur de fusion plus fiable en modélisant le conflit et en prenant en compte ses différentes origines possibles.

I.2.2. Méthode de Smets basée sur la DST en monde ouvert

En 1990, Philippe Smets proposa en [SME, 1990a] de résoudre le problème de Zadeh [DEZ, 2003c] en utilisant l'approche en monde-ouvert (Open-World DST) de la théorie de Dempster-Shafer. L'idée fondamentale de cette approche consiste à autoriser une masse non nulle sur l'ensemble vide et ainsi de reporter toute la masse du conflit sur cet ensemble vide en calculant $m_S(\emptyset)$ par l'équation (II.20), d'où :

$$\begin{cases} m_S(\emptyset) = K \\ \forall A_i \in 2^\Theta \setminus \{\emptyset\}, m_S(A_i) = m_\wedge(A_i) \end{cases} \quad (\text{II.22})$$

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

I.2.3. Méthode de Yager

Yager admet que dans le cas d'un conflit, le résultat obtenu par la règle de Dempster ne sera pas fiable et précis, alors K sera ajouté à la masse de l'ignorance totale [YAG, 1983], [YAG, 1985], [YAG, 1987]. Cette règle est commutative, mais pas associative, elle est donnée comme suit :

$$\begin{cases} m_Y(\emptyset) = 0 \\ m_Y(\Theta) = m_\wedge(\Theta) + K \\ \forall A_i \in 2^\Theta \setminus \{\emptyset, \Theta\}, m_Y(A_i) = m_\wedge(A_i) \end{cases} \quad (\text{II.23})$$

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

I.2.4. Méthode de Dubois et Prade

La règle de Dubois et Prade, proposée en [DUB, 1988] comme alternative à la règle de Dempster. Cette règle suppose que les p sources sont fiables lorsqu'elles expriment le même avis sur une situation donnée, et au moins l'une de ces sources est fiable lorsque la mesure du conflit n'est pas nulle. Si la source S^1 observe un élément d'intérêt dans l'ensemble B_1 quand les sources $S^2, \dots, S^{(p-1)}$, et S^p observent cet élément dans l'ensemble $B_2 \cap \dots \cap B_p$, la réponse se trouve dans $B_1 \cap (B_2 \cap \dots \cap B_p)$ tel que $B_1 \cap (B_2 \cap \dots \cap B_p) \neq \emptyset$. Et si $B_1 \cap (B_2 \cap \dots \cap B_p) = \emptyset$, la réponse se trouve dans

$B_1 \cup (B_2 \cup \dots \cup B_p)$. Cette règle est commutative, mais n'est pas associative. La règle de Dubois et Prade, est donnée comme suit [SMD, 2004], [SMD, 2006]:

$$\left\{ \begin{array}{l} m_{DP}(\emptyset) = 0 \\ \forall A_i \in 2^\Theta \setminus \{\emptyset\}, m_{DP}(A_i) = m_\wedge(A_i) + \sum_{\substack{B_1, \dots, B_p \in 2^\Theta \\ B_1 \cup \dots \cup B_p = A_i \\ B_1 \cap \dots \cap B_p = \emptyset}} \prod_{j=1}^p m^j(B_j) \end{array} \right. \quad (\text{II.24})$$

I.2.5. Méthode d'Inagaki

Inagaki [INA, 1991] a proposé un formalisme plus général pour toutes les règles de fusion qui distribue la masse de l'ensemble vide après la combinaison conjonctive de $m^1(\cdot)$ et $m^2(\cdot)$. La règle de Inagaki est donnée par :

$$\left\{ \begin{array}{l} m_{Ina}(\emptyset) = 0 \\ \forall A_i \in 2^\Theta \setminus \{\emptyset\}, m_{Ina}(A_i) = m_\wedge(A_i) + w_m(A_i)m_\wedge(\emptyset) \end{array} \right. \quad (\text{II.25})$$

avec $w_m(A_i) \in [0, 1], \forall A_i \in 2^\Theta$ tel que $\sum_{A_i \in 2^\Theta} w_m(A_i) = 1$. Il est possible de démontrer dans [LEF, 2002], [SMD, 2004] que toutes les règles de combinaison précédentes (Dempster, Yager, Dubois et Prade, Smets) peuvent être obtenues de la formule de Inagaki (II.25) avec un choix approprié des facteurs de poids $w_m(\cdot)$. Inagaki a également obtenu de (II.25) une classe particulière de règles de combinaison pour laquelle le rapport entre la masse de chacun des deux sous ensembles A_i et A_j (différents du cadre Θ) doit être le même avant et après la distribution de la masse de l'ensemble vide (voir [INA, 1991] pour plus de détails).

Dans notre travail, nous avons utilisé la combinaison par la règle de Dempster car elle est la plus appropriée à la théorie de l'évidence de Dempster-Shafer et les travaux qui ont été déjà publiés ont montré les défauts des autres combinaisons [SMD, 2004], [SMD, 2006]. En plus, elle permet de combiner plusieurs canaux d'information avec moins de complexité grâce à ces deux propriétés : la commutativité et l'associativité, et de modéliser le conflit [LEH, 1997], [LEH, 1998], [LEH, 2003].

I.3. Prise de décision

Dans le cadre bayésien, la règle la plus utilisée est le maximum *a posteriori* (MAP). La caractéristique de cette règle est de maximiser une seule grandeur, alors que dans le cadre de la théorie de l'évidence, 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]. Actuellement, le choix de la règle de décision reste dépendant de l'application ou du problème considéré. Nous donnons ci-dessous les règles de décision les plus citées dans la littérature.

I.3.1. 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].

$$x \in A_i \quad \text{si} \quad Bel(A_i)(x) = \max\{Bel(A_j)(x), 1 \leq j \leq 2^n\} \quad (\text{II.26})$$

L'utilisation de ce critère correspond à la recherche pessimiste d'une solution, dans la mesure où elle ne retient que les cas pour lesquels il n'y a pas d'incertitude et qui sont contenus dans la limite inférieure de l'intervalle de confiance.

I.3.2. 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].

$$x \in A_i \quad \text{si} \quad Pls(A_i)(x) = \max\{Pls(A_j)(x), 1 \leq j \leq 2^n\} \quad (\text{II.27})$$

Ce critère, par contre, correspond à la recherche optimiste d'une solution, puisqu'il retient la limite supérieure de l'intervalle de vraisemblance, incluant tous les cas incertains.

I.3.3. Maximum de crédibilité sans recouvrement des intervalles de confiance

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

$$x \in A_i \quad \text{si} \quad Bel(A_i)(x) \geq \max\{Pls(A_j)(x), 1 \leq j \leq 2^n, j \neq i\} \quad (\text{II.28})$$

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

I.3.4. Maximum de crédibilité avec rejet

Dans ce cas, la décision doit être non ambiguë puisque la condition sera vérifiée si la masse est très focalisée sur A_i [LEH, 1997], [LEH, 1998], [BLO, 2003].

$$x \in A_i \quad \text{si} \quad Bel(A_i)(x) \geq \max\{Pls(A_j)(x), 1 \leq j \leq 2^n, j \neq i\} \\ \text{et} \quad Bel(A_i)(x) \geq Bel(\bar{A}_i) \quad (\text{II.29})$$

I.3.5. Maximum de probabilité pignistique

Smets a proposé d'utiliser un critère prudent pour inférer le meilleur choix de l'hypothèse élémentaire, c'est-à-dire, un pixel sera affecté à la classe simple θ_i pour laquelle il présente un maximum de probabilité pignistique par rapport aux autres classes [SME, 2002].

$$x \in \theta_i \quad \text{si} \quad Pig(\theta_i)(x) = \max\{Pig(\theta_j)(x), 1 \leq j \leq n\} \quad (\text{II.30})$$

I.4. Limites de la théorie de l'évidence

La théorie de l'évidence de Dempster-Shafer reste en pratique délicate et nécessite généralement un prétraitement des informations (et souvent un raffinement) afin de réduire au maximum le conflit entre les sources. En effet, la DST ne prend pas en compte dans son formalisme la nature paradoxale (conflictuelle) des informations à traiter mais tente plutôt de s'en accommoder au travers du processus de normalisation des masses. C'est pourquoi, Dezert et Smarandache ont développé une nouvelle théorie plus générale, qui est la théorie du raisonnement plausible et paradoxal [SMD, 2004], [SMD, 2006]. Cette dernière permettra de palier aux limitations de la DST.

II. THÉORIE DU RAISONNEMENT PLAUSIBLE ET PARADOXAL DE DEZERT-SMARANDACHE

Les travaux de Dezert et Smarandache [DEZ, 2002a], [DEZ, 2003c], [SMD, 2004], [SMD, 2006] 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 (systèmes experts, intelligence artificielle, etc) depuis plus d'une quinzaine d'années, Dezert et Smarandache affirment que cette théorie a montré ses limites de fiabilité et d'applicabilité.

II.1. Fondement de la DSMT

Le développement de la théorie du raisonnement plausible et paradoxal de Dezert-Smarandache (DSMT) est dû à la nécessité de pallier au problème d'applicabilité de la DST. En effet, cette dernière est limitée par 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 θ_i .

(C2) - Les sources d'évidence sont supposées distinctes et indépendantes (aucune source ne partage 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 .

Le fondement de la DSMT est basé sur la réfutation de principe du tiers exclus pour une large classe des problèmes de fusion dus à la nature des éléments de Θ . En utilisant le tiers exclus, nous pouvons facilement traiter la possibilité de s'occuper des paradoxes (notions vagues et imprécises pouvant être partiellement recouvrantes) du cadre de discernement. Ainsi, est défini le modèle de DSMT. La relaxation de la contrainte (C1) est justifiée dans [DEZ, 2003c] et [DEZ, 2003a].

La DSMT s'affranchit aussi à la condition imposée par la contrainte (C2) du modèle de Shafer. En effet, des sources d'évidence distinctes fournissent une interprétation subjective et plus réaliste sur le même cadre de discernement Θ , contrairement à la DST, où elles ont une interprétation objective et idéale. La DSMT intègre la possibilité de s'occuper des évidences qui parviennent des différentes sources d'information qui n'ont pas accès à l'interprétation absolue des éléments de Θ considérés. La DSMT peut-être interprétée comme une extension directe et générale de la théorie de Bayes et de celle de Dempster-Shafer selon le sens suivant :

Soit $\Theta = \{\theta_1, \theta_2\}$ l'ensemble de discernement contenant uniquement deux hypothèses élémentaires (sans suppositions supplémentaires sur θ_1 et θ_2), alors :

- la théorie de probabilités manipule des jeux de probabilités $m(.) \in [0, 1]$ tels que $m(\theta_1) + m(\theta_2) = 1$
- la DST manipule les jeux de masses de crédibilités $m(.) \in [0, 1]$ tels que $m(\theta_1) + m(\theta_2) + m(\theta_1 \cup \theta_2) = 1$
- la DSMT étend les théories antérieures en manipulant des informations incertaines et paradoxales caractérisées par des jeux de masses $m(.) \in [0, 1]$ tels que $m(\theta_1) + m(\theta_2) + m(\theta_1 \cup \theta_2) + m(\theta_1 \cap \theta_2) = 1$

II.1.1. Cadre de discernement généralisé et «hyper-powerset»

Considérons un ensemble $\Theta = \{\theta_1, \dots, \theta_n\}$ constitué de n éléments distincts non nécessairement exclusifs et les opérateurs ensemblistes classiques de conjonction \cap et de disjonction \cup , on suppose que les éléments θ_i de Θ sont non précisément définis de telle sorte qu'aucun raffinement Θ_{raf} de Θ ne puisse être construit. Les θ_i correspondent généralement à des notions vagues et imprécises qui peuvent généralement s'avérer partiellement recouvrantes et qui, le plus souvent ne sont pas quantifiables dans l'absolu. Comme dans la DST, l'ensemble de discernement Θ est

un ensemble exhaustif d'hypothèses, dans le cadre de la DSmT, nous appellerons Θ le cadre général de discernement du problème considéré afin de spécifier que Θ ne satisfait plus la contrainte (C1) imposée par la théorie de Dempster-Shafer.

L'ensemble classique des parties de Θ , appelé communément le power-set, noté 2^Θ est défini comme l'ensemble des sous ensembles de Θ lorsque tous les éléments θ_i sont disjoints. Cette définition est étendue en introduisant la notion de l'hyper-power set D^Θ de Θ comme l'ensemble de toutes les propositions possibles des éléments de 2^Θ construites avec les opérateurs \cup et \cap [DEZ, 2003b], telles que :

1. $\emptyset, \theta_1, \dots, \theta_n \in D^\Theta$.
2. Si $A_i, A_j \in D^\Theta$, alors $A_i \cap A_j \in D^\Theta$ et $A_i \cup A_j \in D^\Theta$.
3. Il n'existe pas d'autres éléments appartenant à D^Θ , à l'exception de ceux obtenus en utilisant les règles 1 ou 2.

Pour illustrer les différents éléments constituant l'hyper-power set D^Θ , on utilise un outil graphique appelé diagramme de Venn. Ce diagramme permet de représenter la nature pure des éléments simples, la nature paradoxale des éléments d'intersection et la nature d'ignorance des éléments d'union.

Exemple :

Considérons le cadre de discernement Θ constitué des trois couleurs rouge, verte et bleue [DEZ, 2003c] :

$$\Theta = \{\theta_1 = (R), \theta_2 = (V), \theta_3 = (B)\} \quad (\text{II.31})$$

Conformément au diagramme de Venn donné par la figure II.1, il paraît difficile, voire impossible de pouvoir séparer précisément ces trois couleurs de manière objective et il est important de conserver l'hypothèse de recouvrement partiel (paradoxe) de ces notions au sein du traitement de l'information. Sur la figure II.1, 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.

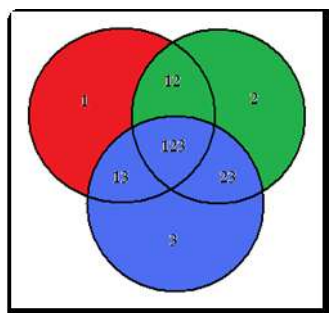


Figure II.1. Cadre de discernement généralisé pour $n = 3$

Le problème dual de D^Θ est l'ensemble lui-même (il est obtenu en interchangeant \cup et \cap dans les expressions). Ils existent des éléments composés de D^Θ qui peuvent cependant, être confondus avec leur dual. Par exemple $[(\theta_1 \cap \theta_2) \cup \theta_3] \cap (\theta_1 \cup \theta_2)$

pour le cas $n = 3$ dans l'exemple cité précédemment. Le cardinal de D^θ est majoré par 2^{2^n} lorsque $\text{Card}(\Theta) = |\Theta| = n$. La génération de l'hyper-powerset D^θ est identique au problème connu de Dedekind [DED, 1897], [COM, 1974], [DEZ, 2003a] sur l'énumération de l'ensemble des fonctions Booliennes monotones. 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 :

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

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

1. pour $\Theta = \{ \}$ (ensemble vide), $D^\theta = \{\emptyset\}$ et $|D^\theta| = 1$
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 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}$, $D^\theta = \{\emptyset, \theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_1 \cup \theta_2, \theta_1 \cup \theta_3, \theta_2 \cup \theta_3, \theta_1 \cap \theta_2, \theta_1 \cap \theta_3, \theta_2 \cap \theta_3, \theta_1 \cup \theta_2 \cup \theta_3, \theta_1 \cap \theta_2 \cap \theta_3, \theta_1 \cup \theta_2 \cap \theta_3, \theta_1 \cup \theta_3 \cap \theta_2, \theta_2 \cup \theta_3 \cap \theta_1, \theta_1 \cap \theta_2 \cup \theta_3, \theta_1 \cap \theta_3 \cup \theta_2, \theta_2 \cap \theta_3 \cup \theta_1, \theta_1 \cap \theta_2 \cup \theta_3 \cap \theta_1 \cup \theta_2\}$ et $|D^\theta| = 19$

II.1.2. Jeu de masse généralisé

Considérons un cadre général de discernement Θ relatif au problème posé, chaque source d'évidence S^j est caractérisée par un jeu de masses généralisé de croyances $m(\cdot)$ défini comme la fonction de D^θ dans $[0, 1]$ vérifiant :

$$\begin{cases} m(\emptyset) = 0 \\ \sum_{A_i \in D^\theta} m(A_i) = 1 \end{cases} \quad (\text{II.32})$$

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 théorie de l'évidence de Dempster-Shafer. Comme avec la DST, tous les sous-ensembles $A_i \in D^\theta$ ayant une masse non nulle sont également appelés *éléments focaux* de $m(\cdot)$ et l'ensemble des éléments focaux de $m(\cdot)$ est appelé noyau $\kappa(m)$ de $m(\cdot)$, c'est-à-dire :

$$\kappa(m) = \{A_i \in D^\theta \mid m(A_i) > 0\} \quad (\text{II.33})$$

II.1.3. Crédibilité et 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 :

$$\forall A_i \in D^\theta, \text{Bel}(A_i) = \sum_{A_j \in D^\theta, A_j \subseteq A_i} m(A_j) \quad (\text{II.34})$$

$$\forall A_i \in D^\theta, \text{Pls}(A_i) = \sum_{A_j \in D^\theta, A_j \cap A_i \neq \emptyset} m(A_j) \quad (\text{II.35})$$

Comme dans le cadre de la théorie classique de Dempster-Shafer, il existe également une relation matricielle reliant le vecteur des crédibilités généralisées au vecteur des masses généralisées du type :

$$\text{Bel} = \text{BM} \cdot m \Leftrightarrow m = \text{BM}^{-1} \cdot \text{Bel} \quad (\text{II.36})$$

La forme analytique précise de cette expression dépend du choix pris pour l'énumération des éléments de D^θ , mais la construction récursive $BM_{n+1} = f(BM_n)$ de la matrice BM reste cependant un problème non résolu (car sa résolution est équivalente à celle du problème de Dedekind) [DEZ, 2003c], [DEZ, 2003b]. Pour donner une structure intéressante (matrice binaire unimodulaire triangulaire inférieure et symétrique par rapport à sa diagonale secondaire) à la matrice BM et quasi-semblable à celle obtenue dans le cadre de la DST [SME, 2004], J. Dezert et F. Smarandache proposent d'adopter une énumération des éléments de D^θ basée sur la fonction d'ordre partiel $s(\cdot)$ (voir l'annexe A) définie comme suit [DEZ, 2003b] :

$$s = D_n \cdot w_n \quad (\text{II.37})$$

avec $s \triangleq [s(A_0), \dots, s(A_p)]'$ tel que p est le cardinal de D^θ pour le modèle M considéré, D_n est la matrice génératrice de l'hyper-powerset D^θ . Les composantes w_i du vecteur w_n sont obtenues à partir des composantes du vecteur u_n de codification de Smarandache (concernant les définitions et les détails sur D_n et u_n voir [DEZ, 2003a]) comme suit :

$$w_i \triangleq 1/l(u_i) \quad (\text{II.38})$$

Où $l(u_i)$ est la longueur du code u_i de Smarandache représentant une partie du diagramme de Venn du modèle M , c'est-à-dire, le nombre de symboles impliqués dans ce code. Par exemple, si $u_i = \langle 123 \rangle$, alors $l(u_i) = 3$ car seulement trois symboles 1, 2, et 3 entrent dans ce code u_i , d'où $w_i = 1/3$.

La fonction d'ordonnement $s(\cdot)$ de DSm est liée à l'entropie généralisée d'une source d'information incertaine et paradoxale [DEZ, 2002b], [DEZ, 2003c]. A partir de cette nouvelle fonction on peut ordonner partiellement tous les éléments $A_i \in D^\theta$ selon les valeurs croissantes de $s(\cdot)$.

Notons que le modèle M est un modèle hybride que nous détaillons dans le chapitre III.

II.1.4. Transformation pignistique généralisée

Avant de définir la transformation pignistique généralisée, nous définissons au préalable la cardinalité de DSm [DEZ, 2003b]. En effet, dans le cadre de la prise de décision [DEZ, 2004], cette nouvelle notion de cardinalité de DSm joue un rôle important dans la définition de la transformation pignistique généralisée (GPT) pour la construction des probabilités pignistiques/subjectives des éléments de D^θ .

❖ Cardinalité de DSm

La cardinalité de DSm de chaque élément $A_i \in D^\theta$, notée $C_M(A_i)$, correspond au nombre de parties de A_i dans le diagramme de Venn du problème (modèle M) en tenant en compte de l'ensemble des contraintes d'intégrité (si elles existent), c'est-à-dire : toutes les intersections possibles dues à la nature des éléments θ_i . Cette cardinalité intrinsèque dépend du modèle M contenant A_i , qui dépend de la dimension $n = |\Theta|$ et du nombre des parties d'intersections non vides dans le diagramme de Venn associé, celle-ci vérifie $1 \leq C_M(A_i) \leq 2^n - 1$. La cardinalité $C_M(A_i)$ d'un élément donné A_i ne doit pas être confondue avec la cardinalité classique $|A_i|$ (c'est-à-dire : le nombre d'éléments distincts de celui-ci). Ainsi une nouvelle notation est nécessaire.

On peut montrer [DEZ, 2003b] que $C_M(A_i)$ est égale exactement à la somme des éléments de la ligne de D_n correspondant à la proposition A_i dans la base u_n , voir [DEZ, 2003a]. En effet, la $C_M(A_i)$ est très facile à calculer en utilisant l'algorithme de génération de D^θ donné dans [DEZ, 2003a].

Si on impose une contrainte telle que A_j de D^θ est vide, la dimension de la nouvelle base u_n , est $2^n - 1 - C_M(A_j)$.

Comme dans le cadre de la DST, nous pouvons également définir dans le cadre de la DSMT une transformation pignistique généralisée (GPT) permettant de construire une mesure de probabilité subjective à partir de tout jeu de masse généralisé $m(\cdot)$ défini sur l'hyper-powerset D^θ . Cette transformation est donnée par la relation :

$$\forall A_i \in D^\theta, Pign(A_i) = \sum_{A_j \in D^\theta} \frac{C_M(A_j \cap A_i)}{C_M(A_j)} m(A_j) \quad (\text{II.39})$$

Où $C_M(A_j)$ représente la cardinalité de DSMT pour un élément $A_j \in D^\theta$.

Notons que ces fonctions sont définies directement sans l'introduction de la notion d'élément complémentaire \bar{A}_i . La notion de complément n'a, en effet, pas de sens dans le cadre de la DSMT puisque l'on réfute le principe du tiers-exclus en s'autorisant la possibilité de traiter des informations complètement paradoxales telles que $\forall A_i \in D^\theta, \forall A_j \in D^\theta, m(A_i \cap A_j) > 0$. Ces définitions restent cependant cohérentes et compatibles avec celles données dans le cadre de la DST lorsque les sources traitées restent incertaines mais deviennent non paradoxales. La propriété suivante $\forall A_i \in D^\theta, Bel(A_i) \leq Pign(A_i) \leq Pls(A_i)$ reste valable dans le cadre de la DSMT.

II.1.5. Règle de combinaison de Dezert-Smarandache

Considérons à présent deux sources distinctes d'évidences 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, 2003c]:

$$\forall A_i \in D^\theta, m(A_i) \triangleq [m^1 \oplus m^2](A_i) = \sum_{\substack{B_k, B_l \in D^\theta \\ B_k \cap B_l = A_i}} m^1(B_k) m^2(B_l) \quad (\text{II.40})$$

Puisque l'hyper-powerset D^θ de Θ est clos par les opérateurs \cup et \cap , cette nouvelle règle de combinaison nous donne une fonction de masse généralisée $m(\cdot)$ définie de D^θ à valeurs dans $[0, 1]$. Celle-ci est commutative, associative et peut toujours s'appliquer pour la fusion de sources de nature quelconque (en particulier pour la fusion de sources hautement conflictuelles) contrairement à la règle de combinaison de Dempster. Il est important de souligner que toute fusion de sources d'information génère soit des incertitudes, soit des paradoxes ou plus souvent les deux.

III. CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'approche de l'évidence et l'approche du raisonnement plausible et paradoxal exploitées dans la fusion/classification de l'information. Ces deux théories présentent des avantages par rapport aux approches

probabilistes 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, les intersections de classes, par conséquent, elle modélise le paradoxe entre les classes de l'ensemble de partition indépendamment du conflit.

Le chapitre suivant de ce mémoire est consacré à la présentation des différents modèles de fusion et de classification par la DST et la DS_mT.

CHAPITRE III

MODÈLES DE FUSION ET DE CLASSIFICATION PAR LA DST ET LA DSMT

INTRODUCTION

Les méthodologies de fusion/classification par la DST et la DSMT peuvent se décomposer, de manière générale en plusieurs niveaux dont les principaux sont les suivants : la génération de l'ensemble de fusion, l'estimation des fonctions de masses, la combinaison des jeux de masses et la prise de décision.

Les modèles de la DST et la DSMT ont été développés dans un cadre ponctuel en ne tenant compte que de l'information spectrale. En outre, d'autres modèles dans le cadre de la DST ont été aussi mise en œuvre en considérant le contexte spatial de chaque pixel.

I. DST ET GÉNÉRATION DE L'ENSEMBLE DE FUSION

I.1. Cas de données multisources multitemporelles

La génération de l'ensemble de fusion 2^Θ est effectuée suivant un ordre croissant d'énumération des éléments de cet ensemble de 0 à $2^n - 1$ exprimés en caractères binaires avec le bit le plus faible à droite.

Exemple :

Supposons que nous avons trois classes ($|\Theta| = 3$). Alors, le power-set obtenu selon un ordre croissant d'énumération de ses éléments, s'écrit comme suit :

$$2^\Theta = \{\alpha_0, \dots, \alpha_7\} \quad (\text{III.1})$$

Avec :

$$\begin{aligned} \alpha_0 &\equiv 000 \equiv \emptyset & \alpha_1 &\equiv 001 \equiv \theta_1 \\ \alpha_2 &\equiv 010 \equiv \theta_2 & \alpha_3 &\equiv 011 \equiv \theta_1 \cup \theta_2 \\ \alpha_4 &\equiv 100 \equiv \theta_3 & \alpha_5 &\equiv 101 \equiv \theta_1 \cup \theta_3 \\ \alpha_6 &\equiv 110 \equiv \theta_2 \cup \theta_3 & \alpha_7 &\equiv 111 \equiv \theta_1 \cup \theta_2 \cup \theta_3 \equiv \Theta \end{aligned}$$

Chaque élément α_i de 2^Θ est un mot de 3 bits.

I.2. Cas de données multiéchelles

Soient $C_s, s \in [1, c]$, les c classes de fusion recherchées, $\theta_i^h, i \in [1, c_1]$, et $\theta_j^b, j \in [1, c_2]$, sont les classes simples correspondants respectivement à l'image haute résolution spatiale et à l'image basse résolution spatiale (mais de haute résolution spectrale).

Le modèle supervisé est basé sur les quatre configurations suivantes [LEH, 2003], [BOU, 2008] :

- Premier cas

La classe C_s est discernable à la fois dans l'image à haute résolution spatiale (c'est la classe θ_i^h) et dans l'image à basse résolution spatiale (c'est la classe θ_j^b). Alors, C_s s'écrit :

$$C_s = \theta_i^h \cap \theta_j^b, i = j \quad (\text{III.2})$$

- Deuxième cas

La classe C_s est discernable dans l'image à haute résolution (c'est la classe θ_i^h), mais elle est mélangée avec d'autres classes dans l'image à basse résolution spatiale (elle correspond aux petites structures d'une taille inférieure à celle du pixel de basse résolution), alors, elle apparaît dans plusieurs classes de basse résolution ($\theta_1^b, \theta_2^b, \dots, \theta_{c_2}^b$). Ainsi, C_s s'écrit :

$$C_s = \theta_i^h \cap (\theta_1^b \cup \theta_2^b \cup \dots \cup \theta_{c_2}^b) \quad (\text{III.3})$$

- Troisième cas

La classe C_s est discernable dans l'image à basse résolution (c'est la classe θ_j^b), mais elle est mélangée avec d'autres classes de l'image à haute résolution (elle correspond à une classe qui ne peut pas être distinguée sans une information multispectrale), alors elle apparaît dans plusieurs classes de haute résolution ($\theta_1^h, \theta_2^h, \dots, \theta_{c_1}^h$). Par conséquent, C_s s'écrit :

$$C_s = (\theta_1^h \cup \theta_2^h \cup \dots \cup \theta_{c_1}^h) \cap \theta_j^b \quad (\text{III.4})$$

- Quatrième cas

La classe C_s est non discernable ni dans l'image à haute résolution spatiale (c'est la classe θ_i^h) ni dans l'image à basse résolution spatiale (c'est la classe θ_j^b). Alors, C_s s'écrit :

$$C_s = \theta_i^h \cap \theta_j^b, i \neq j \quad (\text{III.5})$$

Notons que conceptuellement ce dernier cas et le premier cas sont complètement différents. Cependant, la classe C_s dans les deux cas s'écrit sous la même forme. En fait, dans le premier cas, la fusion multiéchelles n'est pas nécessaire pour discerner C_s (déjà discernée sur les deux images séparément, comme θ_i^h ou θ_j^b), alors que dans le quatrième cas, la fusion multiéchelles est nécessaire pour permettre l'identification de C_s .

Les trois premiers cas sont faciles à mettre en œuvre, par contre le quatrième cas représente le cas où les capteurs multirésolutions émettent des avis contradictoires concernant l'appartenance d'une région à une classe donnée. Pour la mise en œuvre de ce cas, Le Hégarat-Masclé [LEH, 2003] propose de considérer toutes les intersections possibles entre les singletons θ_i^h et θ_j^b , telle que $i \neq j$. En effet, à partir du cas $i = j$ on retrouve les classes de fusion du premier cas. Par conséquent, la plus petite confusion d'une classe θ_j^b avec une classe θ_i^h est prise en compte. Dans ce contexte, nous proposons une autre démarche plus particulière. En effet, au lieu de considérer toutes les classes θ_i^h confuses avec la classe θ_j^b , nous allons considérer uniquement la classe dont la confusion est maximale. Donc, pour une classe θ_j^b , nous cherchons la classe θ_i^h (différente de θ_j^b) dont la contribution pour la formation de θ_j^b est maximale. Pour effectuer cette recherche, nous proposons l'établissement d'une matrice de confusion multiéchelles.

❖ **Matrice de confusion multiéchelles**

La matrice de confusion multiéchelles que nous proposons est une matrice rectangulaire (elle peut être carrée). Nous choisissons d’une manière arbitraire de disposer les classes de la haute résolution θ_i^h en colonnes et les classes de la basse résolution θ_j^b en lignes. Chaque cellule de la matrice cumule un coefficient α_{ji} qui représente le taux de contribution des classes θ_i^h d’une fenêtre de pixels à haute résolution spatiale dans la formation d’un pixel à basse résolution spatiale de la classe θ_j^b . Si le rapport d’échelle entre les images multirésolutions est de 4, alors pour chaque pixel (ayant une classe θ_j^b) dans l’image classifiée basse résolution, on considère les 16 pixels (fenêtre de 4x4 pixels ayant des classes θ_i^h qui peuvent être différentes) correspondants dans l’image classifiée haute résolution.

Pour une meilleure interprétation de cette matrice, nous proposons de disposer en premier, en lignes et en colonnes les classes identiques discernables dans la haute et dans la basse résolution. Chaque élément de la ligne de la matrice est normalisé en le divisant par le nombre total de pixels de la haute résolution appartenant à la classe θ_j^b . On obtient la table III.1.

Classes thématiques		Image à Haute Résolution Spatiale					
		θ_1^h	θ_2^h	$\theta_{c_2}^h$	$\theta_{c_1}^h$
Image à Basse Résolution Spatiale	θ_1^b	α_{11}	α_{12}	α_{1c_2}	α_{1c_1}
	θ_2^b	α_{21}	α_{22}		α_{2c_2}		α_{2c_1}
	⋮	⋮			⋮		
	$\theta_{c_2}^b$	α_{c_21}	α_{c_22}		$\alpha_{c_2c_2}$		$\alpha_{c_2c_1}$

Tableau III.1. Matrice de confusion multiéchelles

A partir de cette matrice, on peut avoir d’importantes informations. Si une classe θ_j^b est homogène, alors le coefficient α_{jj} serait maximal, en revanche, si la classe θ_j^b est hétérogène, le coefficient α_{ji} serait distribué sur l’ensemble des classes θ_i^h . Si maintenant, la classe θ_j^b est entièrement confondue avec une autre classe différente θ_i^h , le coefficient α_{ji} serait maximal. Nous ne retiendrons ici que ce quatrième cas pour la mise en œuvre de modèle supervisé.

II. DSMT ET GÉNÉRATION DE L'ENSEMBLE DE FUSION

Les modèles de la fusion et la classification dans le cas de la DSMT sont appliqués uniquement pour des données multisources multitemporelles.

II.1. Modèle libre de DSMT

Le modèle libre de la DSMT prend en compte, en plus des classes simples, toutes les combinaisons possibles entre les classes du cadre de discernement en utilisant les opérateurs logiques d'intersection et d'union.

II.1.1. Construction de l'ensemble de fusion

La génération de l'ensemble de fusion D^θ est effectuée suivant un ordonnancement basé sur les fonctions Booléennes isotones, en utilisant un algorithme récursif [DEZ, 2003a].

Considérons $\Theta = \{\theta_1, \dots, \theta_n\}$ satisfaisant le modèle libre de DSMT, représenté par le diagramme de Venn [DEZ, 2003a] avec n éléments $\theta_i, i = 1, \dots, n$ vérifiant l'hypothèse de recouvrement partiel (paradoxe).

Tous les éléments α_i de D^θ peuvent être obtenus par résolution d'un système d'équations linéaires simples [DEZ, 2003a] :

$$d_n = D_n \cdot u_n \quad (\text{III.6})$$

où $d_n \equiv [\alpha_0 \equiv \emptyset, \alpha_1, \dots, \alpha_{Dedekind(n)-1}]'$ est le vecteur des éléments de D^θ , u_n est le vecteur de codification de Smarandache et D_n est une matrice binaire particulière. Le résultat final d_n est obtenu du produit matriciel précédent après avoir identifié les opérateurs $(+, \cdot)$ avec (\cup, \cap) , $0.x$ avec \emptyset et $1.x$ avec x . La matrice D_n obtenue est binaire correspondante aux fonctions Booléennes isotones (c'est-à-dire : non-décroissantes) [DEZ, 2003a].

Exemple :

Considérons un cadre de discernement qui contient trois classes $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}$, le cardinal de l'hyper-powerset D^θ donné par Dedekind [DED, 1897] est égal à 19 éléments qui sont :

$$D^\theta = \{\emptyset, \theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_1 \cup \theta_2, \theta_1 \cup \theta_3, \theta_2 \cup \theta_3, \theta_1 \cap \theta_2, \theta_1 \cap \theta_3, \theta_2 \cap \theta_3, \theta_1 \cup \theta_2 \cup \theta_3, \theta_1 \cap \theta_2 \cap \theta_3, (\theta_1 \cup \theta_2) \cap \theta_3, (\theta_1 \cup \theta_3) \cap \theta_2, (\theta_2 \cup \theta_3) \cap \theta_1, (\theta_1 \cap \theta_2) \cup \theta_3, (\theta_1 \cap \theta_3) \cup \theta_2, (\theta_2 \cap \theta_3) \cup \theta_1, [(\theta_1 \cap \theta_2) \cup \theta_3] \cap (\theta_1 \cup \theta_2)\}$$

Le diagramme de Venn correspondant au modèle libre $M^f(\Theta)$ est représenté par la figure III.1.

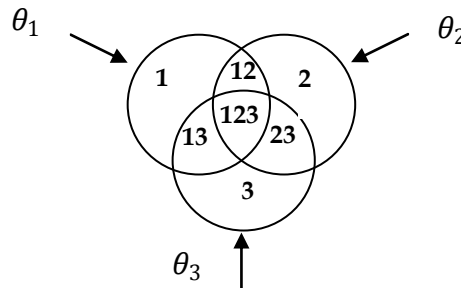


Figure III.1. Diagramme de Venn pour $M^f(\Theta)$ (Modèle libre de DSMT)

Le vecteur des éléments de l'ensemble D^θ est obtenu par le produit matriciel entre la matrice binaire de Dedekind et la base de codification de Smarandache. Ce vecteur est représenté par l'équation suivante :

$$\begin{bmatrix} \alpha_0 \\ \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \alpha_3 \\ \alpha_4 \\ \alpha_5 \\ \alpha_6 \\ \alpha_7 \\ \alpha_8 \\ \alpha_9 \\ \alpha_{10} \\ \alpha_{11} \\ \alpha_{12} \\ \alpha_{13} \\ \alpha_{14} \\ \alpha_{15} \\ \alpha_{16} \\ \alpha_{17} \\ \alpha_{18} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} < 1 > \\ < 2 > \\ < 12 > \\ < 3 > \\ < 13 > \\ < 23 > \\ < 123 > \end{bmatrix} \tag{III.7}$$

L'ordonnement des éléments de l'hyper-powerset suivant la codification de Smarandache est répertorié suivant le tableau III.2.

Éléments α_i de D^θ	
$\alpha_0 = \emptyset$	$\alpha_{10} = (\theta_1 \cap \theta_2) \cup \theta_3$
$\alpha_1 = \theta_1 \cap \theta_2 \cap \theta_3$	$\alpha_{11} = \theta_2$
$\alpha_2 = \theta_2 \cap \theta_3$	$\alpha_{12} = (\theta_1 \cap \theta_3) \cup \theta_2$
$\alpha_3 = \theta_1 \cap \theta_3$	$\alpha_{13} = \theta_2 \cup \theta_3$
$\alpha_4 = (\theta_1 \cup \theta_2) \cap \theta_3$	$\alpha_{14} = \theta_1$
$\alpha_5 = \theta_3$	$\alpha_{15} = (\theta_2 \cap \theta_3) \cup \theta_1$
$\alpha_6 = \theta_1 \cap \theta_2$	$\alpha_{16} = \theta_1 \cup \theta_3$
$\alpha_7 = (\theta_1 \cup \theta_3) \cap \theta_2$	$\alpha_{17} = \theta_1 \cup \theta_2$
$\alpha_8 = (\theta_2 \cup \theta_3) \cap \theta_1$	$\alpha_{18} = \theta_1 \cup \theta_2 \cup \theta_3$
$\alpha_9 = [(\theta_1 \cap \theta_2) \cup \theta_3] \cap (\theta_1 \cup \theta_2)$	

Tableau III.2. Ordonnement des éléments de l'hyper-powerset

Où $< i >$ représente les parties raffinées qui appartiennent à θ_i uniquement et $< ij >$ représente les parties raffinées qui appartiennent à θ_i et θ_j uniquement, etc. Ces différentes parties sont les éléments de la codification de Smarandache.

D'après le diagramme de Venn, on remarque que la classe θ_1 n'est pas représentée par l'élément $< 1 >$ seulement mais par l'union des éléments raffinés $< 1 >$, $< 12 >$, $< 13 >$, $< 123 >$.

L'élément $< 23 >$ ne représente pas l'intersection entre les classes θ_2 et θ_3 seulement, c'est-à-dire $< 23 > \neq \theta_2 \cap \theta_3$ car $\theta_2 \cap \theta_3 = \{< 23 >, < 123 >\}$.

II.1.2. Limites du modèle libre

Il est facile de calculer la taille mémoire nécessaire au stockage des éléments de D^Θ en fonction de la cardinalité n de Θ . En effet, puisque chaque élément de D^Θ peut être représenté par un mot binaire de $2^n - 1$ bits, la taille de la mémoire nécessaire au stockage de D^Θ est alors donnée par la dernière colonne du tableau III.3.

$Card(\Theta) = n$	Taille d'un élément	Nombre d'éléments	Taille de D^Θ
2	1 octet	4	4 octets
3	1 octet	18	18 octets
4	2 octets	166	0.32 Ko
5	4 octets	7569	≈ 30 Ko
6	8 octets	7828352	≈ 59 Mo
7	16 octets	2414682040996	$\approx 3.6 \times 10^4$ Go
8	32 octets	$\approx 5.6 \times 10^{21}$	$\approx 1.7 \times 10^{15}$ Go

Tableau III.3. Taille mémoire nécessaire pour chaque hyper-powerset

Ce tableau montre l'extrême difficulté pour nos calculateurs actuels à pouvoir stocker D^Θ pour des dimensions $n > 6$. Cette complexité doit être cependant relativisée et comparée à celle que l'on obtiendrait pour le calcul et le stockage des éléments du cadre de discernement raffiné $2^{\Theta_{raf}}$ si l'on cherchait à appliquer la théorie de Dempster-Shafer pour un même problème initial de dimension n . A titre comparatif, le nombre d'éléments de D^Θ reste évidemment bien inférieur à celui du cadre raffiné $2^{\Theta_{raf}}$ comme le montre le tableau III.4.

$Card(\Theta) = n$	$ D^\Theta $	$ 2^{\Theta_{raf}} = 2^{2^n - 1}$
2	5	$2^3 = 8$
3	19	$2^7 = 128$
4	167	$2^{15} = 32768$
5	7580	2^{31}

Tableau III.4. Comparaison entre la cardinalité de D^Θ et celle de $2^{\Theta_{raf}}$

Par conséquent, la génération automatique par programmation des hyper-powersets pour les dimensions n supérieures à 3 reste possible en pratique jusqu'à $n = 6$ sur les calculateurs actuels mais au-delà, les temps de calcul et de stockage de D^Θ deviennent malheureusement vite prohibitifs.

II.2. Modèle hybride de DSMT

Pour les problèmes réels de la fusion des données, certains éléments du cadre de discernement Θ peuvent apparaître inévitablement exclusifs et raffinés. Ces éléments présentent une décorrélation avec d'autres éléments de l'ensemble de discernement. Donc, si on dispose des connaissances sur la zone d'étude ou si on connaît la nature exacte de l'un des éléments du cadre de discernement, on intègre une ou plusieurs contraintes sur quelques éléments de l'hyper-powerset D^Θ , en forçant ces éléments à être vides dans le nouveau modèle hybride $M(\Theta)$.

Ce modèle hybride est obtenu par l'introduction soit des contraintes exclusives, soit des contraintes de non existence ou aussi des contraintes mixtes qui sont très utilisées dans quelques problèmes de la fusion dynamique.

II.2.1. Construction de l'ensemble de fusion

Après avoir généré l'ensemble de fusion D^θ , on introduit une contrainte telle que A_j de D^θ est vide (c'est-à-dire : nous choisissons un modèle hybride), puis on élimine les colonnes correspondantes aux parties qui composent A_j dans la matrice D_n et la ligne de A_j et les lignes de tous les éléments de D^θ qui sont des sous ensembles de A_j , nous obtenons une nouvelle matrice D'_n représentant un nouveau modèle hybride M' . Dans la base u_n , on élimine également les parties qui forment A_j , ainsi la dimension de cette base est $2^n - 1 - C_M(A_j)$ [DEZ, 2004], [SMD, 2004].

Tous les éléments α_i de D^θ peuvent être obtenus par résolution d'un système d'équations linéaires simples :

$$d'_n = D'_n \cdot u'_n \quad (\text{III.8})$$

où d'_n est le vecteur des éléments non vides de D^θ , u'_n est le vecteur de codification de Smarandache réduit associé au modèle hybride M' et D'_n est une matrice binaire simplifiée associée à M' .

Exemple :

Considérons un cadre de discernement qui contient trois classes $\theta = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}$. Si on introduit comme contrainte, l'hypothèse exclusive $\theta_1 \cap \theta_2$. Le diagramme de Venn correspondant au modèle hybride $M(\theta)$, est représenté par la figure III.2 [SMD, 2006], [SMD, 2004].

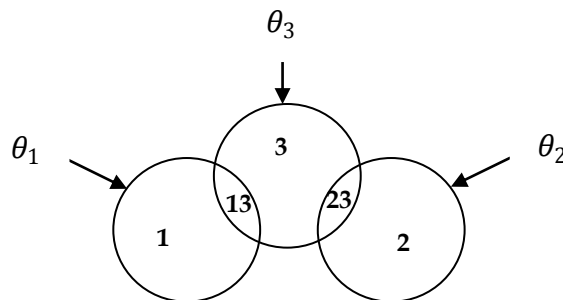


Figure III.2. Diagramme de Venn pour $M(\theta)$ (Modèle hybride de DSMT)

Le vecteur des éléments non vides de l'ensemble D^θ est représenté par l'équation suivante :

$$\begin{bmatrix} \alpha_0 \\ \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \alpha_3 \\ \alpha_4 \\ \alpha_5 \\ \alpha_6 \\ \alpha_7 \\ \alpha_8 \\ \alpha_9 \\ \alpha_{10} \\ \alpha_{11} \\ \alpha_{12} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \langle 1 \rangle \\ \langle 2 \rangle \\ \langle 3 \rangle \\ \langle 13 \rangle \\ \langle 23 \rangle \end{bmatrix} \tag{III.9}$$

L'ordonnancement des éléments non vides de l'hyper-powerset suivant la codification de Smarandache est répertorié dans le tableau III.5.

Éléments α_i non vides de D^θ	
$\alpha_0 = \emptyset$ $\alpha_1 = \theta_2 \cap \theta_3$ $\alpha_2 = \theta_1 \cap \theta_3$ $\alpha_3 = (\theta_1 \cup \theta_2) \cap \theta_3$ $\alpha_4 = \theta_3$ $\alpha_5 = \theta_2$ $\alpha_6 = (\theta_1 \cap \theta_3) \cup \theta_2$	$\alpha_7 = \theta_2 \cup \theta_3$ $\alpha_8 = \theta_1$ $\alpha_9 = (\theta_2 \cap \theta_3) \cup \theta_1$ $\alpha_{10} = \theta_1 \cup \theta_3$ $\alpha_{11} = \theta_1 \cup \theta_2$ $\alpha_{12} = \theta_1 \cup \theta_2 \cup \theta_3$

Tableau III.5. Ordonnancement des éléments non vides de l'hyper-powerset

Aussi, si on introduit comme contraintes que tous les éléments du cadre de discernement sont exclusifs, on parle du modèle de Shafer M^0 . Le diagramme de Venn correspondant à ce modèle est représenté par la figure III.3.

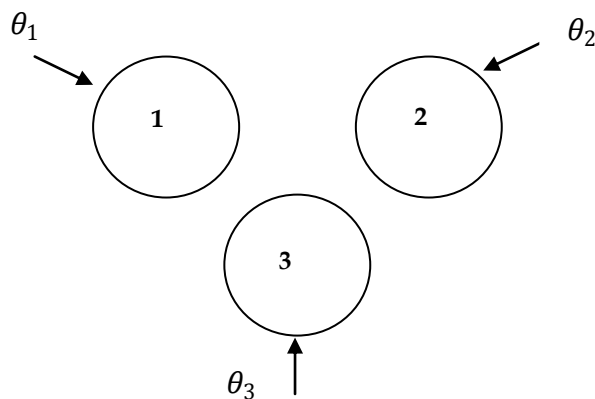


Figure III.3. Diagramme de Venn pour $M^0(\theta)$ (Modèle de Shafer)

D'après les diagrammes de Venn représentés ci-dessus, on remarque que le modèle hybride $M(\theta)$ se situe entre le modèle libre $M^f(\theta)$ où les éléments de θ sont non exclusifs (aucune contrainte) et le modèle de Shafer $M^0(\theta)$ où tous les éléments de θ sont exclusifs.

II.2.2. Limites du modèle hybride

La précision des résultats obtenus par l'application du modèle hybride dépend étroitement du choix des contraintes d'intégrité. En effet, ces contraintes sont introduites sur la base soit : des connaissances a priori sur le site d'étude, soit l'évolution des thèmes caractérisant le site d'étude, ou encore l'existence de décorrélation entre des thèmes de la région d'étude.

Remarque :

Dans ce qui suit, on note par G le power-set 2^Θ dans le cas de la DST et l'hyper-powerset D^Θ dans le cas de la DSMT.

III. ESTIMATION DES FONCTIONS DE MASSE

L'estimation des fonctions de masse est un problème difficile, qui n'a pas de solution universelle. La difficulté est encore augmentée si l'on veut affecter des masses aux hypothèses composées [GAR, 1986], [LOW, 1991]. Généralement, on fait appel à des modèles de transfert qui estiment les fonctions de masses sur les singletons θ_i à partir des densités de probabilités bayésiennes $P(\underline{x}_s^b / \theta_i)$ calculées en utilisant les données issues de la source S^b . Ces modèles transfèrent les masses initiales sur l'ensemble des hypothèses simples et composées de l'ensemble G , ou alors, n'utilisent que certaines hypothèses composées, dans une démarche simplificatrice [CLE, 1991], [LEE, 1987], [RAS, 1990], [ZAH, 1992]. Ce transfert est effectué en introduisant des coefficients de conditionnement ou/et d'affaiblissement sur les fonctions de masses initiales. Parmi ces modèles, nous citons : le modèle de probabilité inférieure et supérieure de Dempster [DEM, 1967], [DEM, 1968], le modèle d'estimation par une distance [DEN, 1995], le modèle de croyances transférables (TBF) de Smets [SME, 1994], le modèle consonant de Dubois et Prade [DUB, 1986], [DUB, 1994], et le modèle dissonant d'Appriou [APP, 1991].

III.1. Dans le cas de données multiéchelles

Soient m^1 et m^2 les fonctions de masses associées respectivement à l'image haute résolution spatiale et l'image basse résolution spatiale, F_1 et F_2 les deux ensembles des éléments focaux de chaque source, les classes θ_i^h sont discernables (l'une relativement à l'autre) sur l'image haute résolution spatiale : elles correspondent aux différentes classes thématiques supposées connues. Par conséquent, chaque élément d'union des θ_i^h a une fonction de masse m^1 nulle, par contre, la masse de l'élément global $\Theta_1 = \theta_1^h \cup \theta_2^h \cup \dots \cup \theta_{c_1}^h$ est non nulle et elle représente la masse de l'ignorance totale. Le même raisonnement est appliqué pour les classes θ_j^b et m^2 . Les deux jeux de masse [KHE, 2007], [BOU, 2008] sont donnés par :

- Jeu de masse de l'image haute résolution :

$$m^1[\underline{x}_s^1](C_i^h) = \begin{cases} P_1(\theta_i^h / \underline{x}_s^1), & \text{si: } 1 \leq i \leq c_1 \\ \sum_{k=1}^{c_1} P_1(\theta_k^h / \underline{x}_s^1), & \text{si: } i = 2^{c_1} - 1 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{III.10})$$

- Jeu de masse de l'image basse résolution :

$$m^2[\underline{x}_s^2](C_i^b) = \begin{cases} P_2(\theta_i^b / \underline{x}_s^2), & \text{si: } 1 \leq i \leq c_2 \\ \sum_{k=1}^{c_2} P_2(\theta_k^b / \underline{x}_s^2), & \text{si: } i = 2^{c_2} - 1 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{III.11})$$

Tel que C_i^h (respectivement C_i^b) sont les éléments de l'ensemble des sous ensembles associé à l'image haute résolution (respectivement à l'image basse résolution).

III.2. Dans le cas de données multisources multitemporelles

III.2.1. Fonctions de masse Bayésiennes

La méthode la plus simple pour l'estimation des masses est bien évidemment la fonction de masse Bayésienne. D'ailleurs, on utilise souvent cette méthode pour un premier test d'estimation des fonctions de masse. Dans notre travail, nous avons appliqué cette méthode pour l'estimation des masses dans le cas des images multisources multitemporelles et nous n'avons pas obtenu des résultats satisfaisant car les éléments composés ne sont pas considérés. Par conséquent l'ignorance et le paradoxe ne sont pas modélisés.

III.2.2. Modèle de transfert d'Appriou généralisé

Dans le modèle initial, Appriou [APP, 1991] suppose que la densité de probabilité $P(\underline{x}_s^b/\theta_i)$ est connue, elle est estimée à partir des données issues de la source S^b , pour chacune des classes singletons θ_i constituant le cadre de discernement Θ . Au départ, la masse entière est associée aux hypothèses disjointes θ_i .

En respectant les axiomes de cohérence avec la théorie des probabilités, Appriou [APP, 1991] a développé un modèle qui ne considère que deux classes seulement : une classe d'intérêt et sa classe complémentaire. L'ensemble de discernement Θ est donné come suit :

$$\Theta = \{\theta_1, \theta_2\} \quad (\text{III.12})$$

Les éléments focaux générés à partir de cet ensemble sont : θ_1 , θ_2 et Θ .

Dans ce modèle initial, les masses affectées aux trois éléments focaux sont données comme suit :

$$m^b[\underline{x}_s^b](\theta_i) = \frac{\alpha_i^b R^b P(\underline{x}_s^b/\theta_i)}{1 + R^b P(\underline{x}_s^b/\theta_i)} \quad (\text{III.13})$$

$$m^b[\underline{x}_s^b](\bar{\theta}_i) = \frac{\alpha_i^b}{1 + R^b P(\underline{x}_s^b/\theta_i)} \quad (\text{III.14})$$

$$m^b[\underline{x}_s^b](\Theta) = 1 - \alpha_i^b \quad (\text{III.15})$$

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

$$R^b \in \left[0, \left\{ \max_{i \in [1, n]} P(\underline{x}_s^b/\theta_i) \right\}^{-1} \right] \quad (\text{III.16})$$

Avec n est le nombre de classes simples considérées. En supposant que toutes les sources S^b sont fiables, R^b est choisi égal à la borne supérieure la plus plausible, c'est-à-dire :

$$R^b = \left\{ \max_{i \in [1, n]} P(\underline{x}_s^b / \theta_i) \right\}^{-1} \quad (\text{III.17})$$

Comme nous venons de le présenter, l'approche d'Appriou considère uniquement deux classes d'intérêt. Or, notre travail concerne les problèmes réels de fusion/classification multi-classes. Il est donc, nécessaire de généraliser cette approche pour le cas de plus de deux classes.

Dans une démarche nouvelle [BOU, 2005], [KHE, 2006], le modèle d'Appriou a été extrapolé pour considérer un nombre de classes supérieur à 2. Cette généralisation est basée sur l'idée de considérer chaque classe θ_i ($i = 1, \dots, n$) du cadre de discernement, comme étant une source d'information S_i^b ($i = 1, \dots, n$) qu'il ne faut pas confondre avec le capteur (ou la source) satellitaire S^b ($b = 1, \dots, p$) qui acquiert l'image multispectrale.

n et p sont respectivement le nombre de classes thématiques et le nombre de capteurs satellitaires. Ainsi, nous avons assimilé chaque hypothèse θ_i du cadre de discernement à une source d'information S_i^b permettant une allocation de masse (toutes les classes). Il faut procéder à une combinaison par l'une des règles de fusion (définies dans le cadre de la DST ou/et de la DSMT) de toutes les masses allouées par chaque sources S_i^b à cet élément, et cela peut être vu comme une fusion multi-sources.

Pour des données multispectrales issues du capteur satellitaire S^b , le modèle d'Appriou multi-classes s'établit comme suit :

1. La masse de l'élément d'intérêt θ_i de l'ensemble G est conservée. Elle est donnée par l'expression suivante :

$$m_i^b [\underline{x}_s^b](\theta_i) = \frac{\alpha_i^b R^b P(\underline{x}_s^b / \theta_i)}{1 + R^b P(\underline{x}_s^b / \theta_i)} \quad (\text{III.18})$$

2. La masse de l'élément complémentaire $\bar{\theta}_i$ est transférée à tous les éléments simples θ_r de l'ensemble G , tel que $r \neq i$ et $r = 1, \dots, n$ où n est le nombre de classes simples considérées. Ce transfert est effectué d'une manière équitable, car on n'a pas de connaissances sur l'influence de chaque classe par rapport à une autre. On a donc, la masse distribuée suivante :

$$\forall r \neq i, r = 1, \dots, n \text{ et } n \neq 1, m_i^b [\underline{x}_s^b](\theta_r) = \frac{\alpha_i^b / (n-1)}{1 + R^b P(\underline{x}_s^b / \theta_i)} \quad (\text{III.19})$$

n ne peut être égal à 1 que si une seule classe d'intérêt est considérée. Dans ce cas, le problème de la classification ne se pose pas.

3. La masse de l'élément globale Θ de l'ensemble G est conservée. Elle est donnée par l'expression (III.15).

4. A l'exception de l'élément global Θ , il reste dans l'ensemble G les éléments composés, et dont nous devons estimer les masses. Nous proposons alors de caractériser l'ignorance partielle (union de classes dans le cas de la DST et de la DSMT), et ainsi de caractériser le paradoxe (intersection de classes dans le cas de la DSMT) en affectant un facteur de sensibilité très faible ε aux masses de ces éléments [CHA, 1986]. Donc, on a :

➤ **Cas de la DST :**

$$m_i^b [\underline{x}_s^b](\theta_1 \cup \theta_2) = m_i^b [\underline{x}_s^b](\theta_1 \cup \theta_3) = \dots = m_i^b [\underline{x}_s^b](\theta_1 \cup \theta_2 \cup \dots \cup \theta_{n-1}) = \varepsilon \quad (\text{III.20})$$

➤ **Cas de la DSMT :**

$$\begin{cases} m_i^b[\underline{x}_s^b](\theta_1 \cup \theta_2) = m_i^b[\underline{x}_s^b](\theta_1 \cup \theta_3) = \dots = m_i^b[\underline{x}_s^b](\theta_1 \cup \theta_2 \cup \dots \cup \theta_{n-1}) = \varepsilon \\ m_i^d[\underline{x}_s^b](\theta_1 \cap \theta_2) = m_i^d[\underline{x}_s^b](\theta_1 \cap \theta_3) = \dots = m_i^d[\underline{x}_s^b](\theta_1 \cap \theta_2 \cap \dots \cap \theta_{n-1}) = \varepsilon \end{cases} \quad (\text{III.21})$$

Pour que la condition $\sum_{\substack{A_j \in G \\ \forall i \in \{1, \dots, n\}}} m_i^b[\underline{x}_s^b](A_j) = 1$ avec $m_i^b[\underline{x}_s^b](\emptyset) = 0$ soit vérifiée, on doit pondérer toutes les masses données par les expressions (III.18), (III.19), (III.15), et (III.20) ou (III.21). Ainsi, nous obtenons le nouveau jeu de masses suivant :

$$\left\{ \begin{array}{l} \forall i = 1, \dots, n: m_i^b[\underline{x}_s^b](\theta_i) = \frac{\alpha_i^b R^b P(\underline{x}_s^b / \theta_i)}{1 + R^b P(\underline{x}_s^b / \theta_i)} - \frac{(\text{Card}(G) - n - 2)\varepsilon}{n} \\ \forall r \neq i, r = 1, \dots, n \text{ et } n \neq 1: m_i^b[\underline{x}_s^b](\theta_r) = \frac{\alpha_i^b / (n-1)}{1 + R^b P(\underline{x}_s^b / \theta_i)} - \frac{(\text{Card}(G) - n - 2)\varepsilon}{n} \\ m_i^b[\underline{x}_s^b](\emptyset) = 1 - \alpha_i^b \\ \text{Cas de la DST:} \\ m_i^b[\underline{x}_s^b](\theta_1 \cup \theta_2) = m_i^b[\underline{x}_s^b](\theta_1 \cup \theta_3) = \dots = m_i^b[\underline{x}_s^b](\theta_1 \cup \theta_2 \cup \dots \cup \theta_{n-1}) = \varepsilon \\ \text{Cas de la DSMT:} \\ m_i^b[\underline{x}_s^b](\theta_1 \cup \theta_2) = m_i^b[\underline{x}_s^b](\theta_1 \cup \theta_3) = \dots = m_i^b[\underline{x}_s^b](\theta_1 \cup \theta_2 \cup \dots \cup \theta_{n-1}) = \varepsilon \\ m_i^d[\underline{x}_s^b](\theta_1 \cap \theta_2) = m_i^d[\underline{x}_s^b](\theta_1 \cap \theta_3) = \dots = m_i^d[\underline{x}_s^b](\theta_1 \cap \theta_2 \cap \dots \cap \theta_{n-1}) = \varepsilon \end{array} \right. \quad (\text{III.22})$$

Tel que $\text{Card}(G)$ représente le cardinal de l'ensemble G , il est donné par :

$$\text{Card}(G) = \begin{cases} 2^n, \text{ cas de la DST} \\ \text{Dedekind}(n), \text{ cas de la DSMT} \end{cases} \quad (\text{III.23})$$

Ainsi, grâce au modèle d'Appriou généralisé, chaque élément focal (simple ou composé) de l'ensemble G possède une masse allouée par chaque source (ou hypothèse simple) θ_i .

5. La masse globale allouée par toutes les sources (toutes les hypothèses simples) pour chaque élément focal de l'ensemble G est déterminée grâce à l'une des règles de fusion définie dans le cadre de la DST ou/et de la DSMT.

Les masses de tous les éléments focaux A_j ($j = 0, \dots, \text{Card}(G) - 1$) allouées par chaque source d'information S_i^b sont obtenues en utilisant l'algorithme donné par la figure III.4.

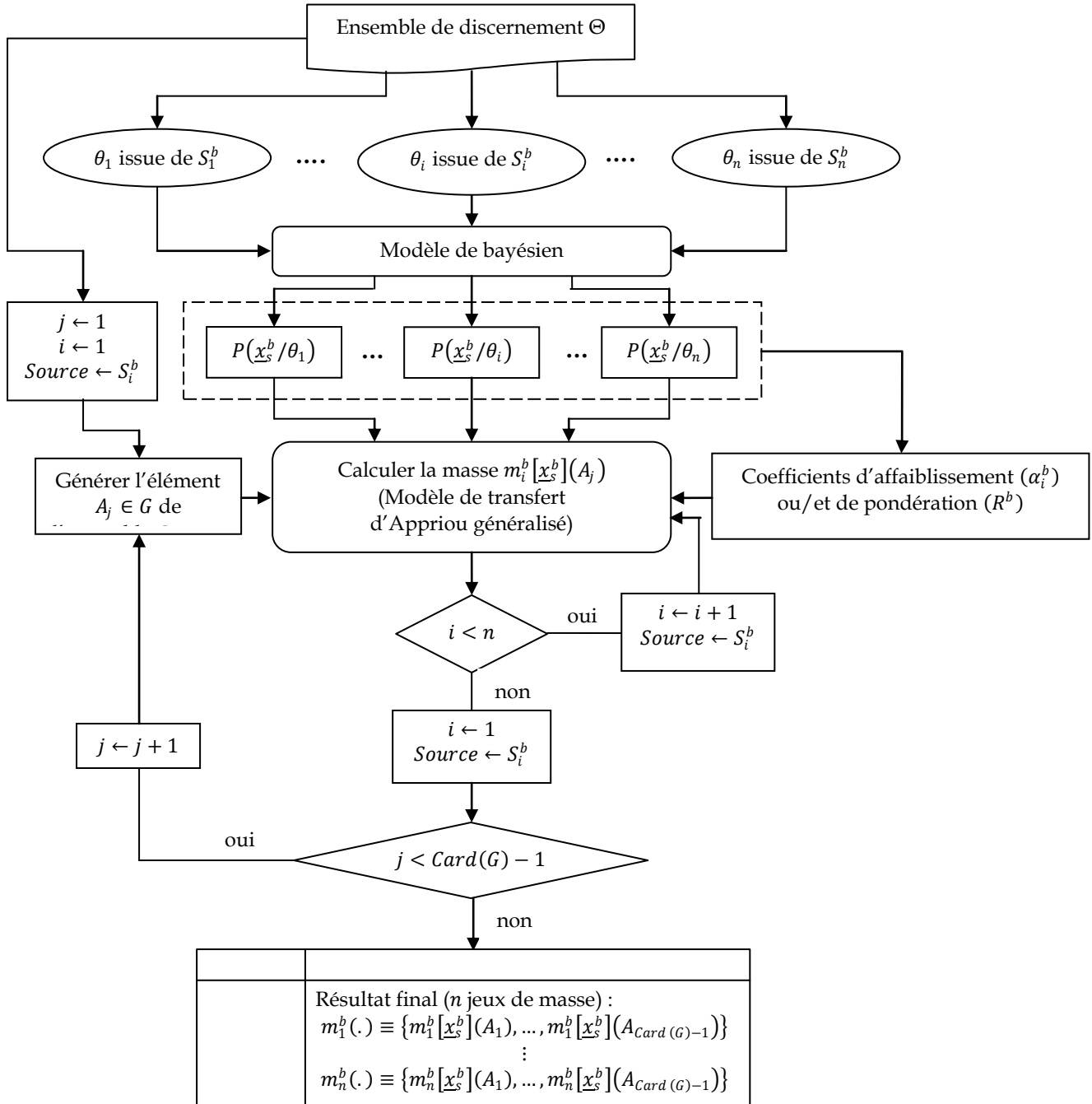


Figure III.4. Algorithme d'estimation des masses à travers le modèle de transfert d'Appriou généralisé

III.3. Dans le cas de l'introduction de l'information spatiale

Pour la modélisation de la masse spatiale $m_{Sp}(A_s/A_r)$, nous avons adopté une variante du modèle de Potts [GEM, 1984] définie dans [JHY, 1996]. Elle s'écrit sous la forme suivante:

$$\forall A_s \in G, m_{Sp}(A_s/A_r, r \neq s, r \in V_s) = \beta_s \sum_{r \in V_s} (1 - \delta(A_s, A_r)) \quad (\text{III.24})$$

où $\delta(.,.)$ est le symbole de Kronecker (égal 1 si ses arguments sont égaux, 0 sinon), et β_s le paramètre de pondération déterminé d'une manière empirique.

Sous cette forme avec $\beta_s > 0$, l'énergie de Potts calcule le nombre de voisins (voisinage 4 connexités ou 8 connexités) ayant un label différent de celui du pixel central. Donc, l'énergie diminue si les voisins d'un pixel appartiennent à la même région.

IV. Règles de combinaison

IV.1. Dans le cas de données multiéchelles

La masse obtenue par la fusion multiéchelles en utilisant la règle de combinaison de Dempster selon les quatre cas déjà cités précédemment, est donnée comme suit :

- Premier cas

La masse de fusion normalisée pour un pixel \underline{x}_s est :

$$m[\underline{x}_s](C_s) = \frac{m^1[\underline{x}_s^1](C_i^h) \times m^2[\underline{x}_s^2](C_i^b)}{1 - K[\underline{x}_s]}, \quad i = 1, \dots, c_2 \quad (\text{III.25})$$

- Deuxième cas

La masse de fusion normalisée pour un pixel \underline{x}_s est :

$$m[\underline{x}_s](C_s) = \frac{m^1[\underline{x}_s^1](C_i^h) \times m^2[\underline{x}_s^2](C_{2c_2-1}^b)}{1 - K[\underline{x}_s]}, \quad i = 1, \dots, c_1 \quad (\text{III.26})$$

- Troisième cas

La masse de fusion normalisée pour un pixel \underline{x}_s est :

$$m[\underline{x}_s](C_s) = \frac{m^1[\underline{x}_s^1](C_{2c_1-1}^h) \times m^2[\underline{x}_s^2](C_i^b)}{1 - K[\underline{x}_s]}, \quad i = 1, \dots, c_2 \quad (\text{III.27})$$

- Quatrième cas

La masse de fusion normalisée pour un pixel \underline{x}_s est :

$$m[\underline{x}_s](C_s) = \frac{m^1[\underline{x}_s^1](C_i^h) \times m^2[\underline{x}_s^2](C_j^b)}{1 - K[\underline{x}_s]}, \quad i = 1, \dots, c_1 \text{ et } j = 1, \dots, c_2 \text{ tel que } i \neq j \quad (\text{III.28})$$

De même, nous remarquons que la masse de la classe C_s s'écrit dans le premier et le dernier cas sous la même forme.

Remarque :

$K[\underline{x}_s]$ représente le conflit multiéchelles donné par l'expression suivante :

$$K[\underline{x}_s] = \sum_{\substack{C_i^h \cap C_j^b = \emptyset \\ i=1, \dots, 2^{c^1}-1 \\ j=1, \dots, 2^{c^2}-1}} m^1[\underline{x}_s^1](C_i^h) \times m^2[\underline{x}_s^2](C_j^b) \quad (\text{III.29})$$

IV.2. Dans le cas de données multisources multitemporelles

La règle de combinaison est effectuée sur deux niveaux : le premier niveau c'est la combinaison multisources (multiclasses) au niveau de chaque capteur, le deuxième niveau c'est la combinaison de jeux de masse monosources issus de différents capteurs. La procédure de combinaison valable aussi bien pour la DST que pour la DSMT, est détaillée suivant le synoptique donné par la figure III.5.

IV.2.1. Règle de combinaison de Dempster

La règle de combinaison de Dempster est la règle la plus utilisée dans le cadre de la DST car elle présente des propriétés très intéressantes ; la commutativité et l'associativité. Dans notre travail, nous avons appliqué cette règle pour la combinaison multiclasses et la combinaison multisources (multicapteurs). Cette règle est donnée par l'expression suivante :

$$\begin{cases} m_{DS}[\underline{x}_s](\emptyset) = 0 \\ \forall A_i \in 2^\Theta \setminus \{\emptyset\}, m_{DS}[\underline{x}_s](A_i) = \frac{\sum_{\substack{B_1, \dots, B_p \in 2^\Theta \\ B_1 \cap \dots \cap B_p = A_i}} \prod_{j=1}^p m^j[\underline{x}_s^j](B_j)}{1 - K[\underline{x}_s]} \end{cases} \quad (\text{III.30})$$

Où

$$K[\underline{x}_s] = \sum_{\substack{B_1, \dots, B_p \in 2^\Theta \\ B_1 \cap \dots \cap B_p = \emptyset}} \prod_{j=1}^p m^j[\underline{x}_s^j](B_j) \quad (\text{III.31})$$

Dans le cas de la combinaison multiclasses K représente le conflit entre les classes du site d'étude, et dans le cadre de la combinaison multisources (multicapteurs) il représente le conflit entre les capteurs satellitaires.

IV.2.2. Règle de combinaison de DSMT classique

Comme la règle de Dempster dans le cadre de la DST, la règle de Dezert Smarandache appelée aussi la règle de DSMT classique (DSMTc), présente aussi les propriétés de commutativité et d'associativité. De même, cette règle est appliquée pour la combinaison des jeux de masse sur les deux niveaux. Cette règle est donnée par l'expression suivante [DEZ, 2003c], [SMD, 2004], [SMD, 2006] :

$$\forall A_i \in D^\Theta, m_{DSMTc}[\underline{x}_s](A_i) = \sum_{\substack{B_1, \dots, B_p \in D^\Theta \\ B_1 \cap \dots \cap B_p = A_i}} \prod_{j=1}^p m^j[\underline{x}_s^j](B_j) \quad (\text{III.32})$$

IV.2.3. Règle de combinaison de DSMT hybride

La règle hybride de Dezert-Smarandache (DSMh) associée à la DSMT est une alternative aux règles de combinaison classiques.

La règle générale de combinaison de DSMh est définie comme suit [SMD, 2004], [SMD, 2006] :

$$\forall A_i \in D^\Theta, m_{M(\Theta)}[\underline{x}_s](A_i) = \phi(A_i) [m_{M^f(\Theta)}[\underline{x}_s](A_i) + S_2(A_i) + S_3(A_i)] \quad (\text{III.33})$$

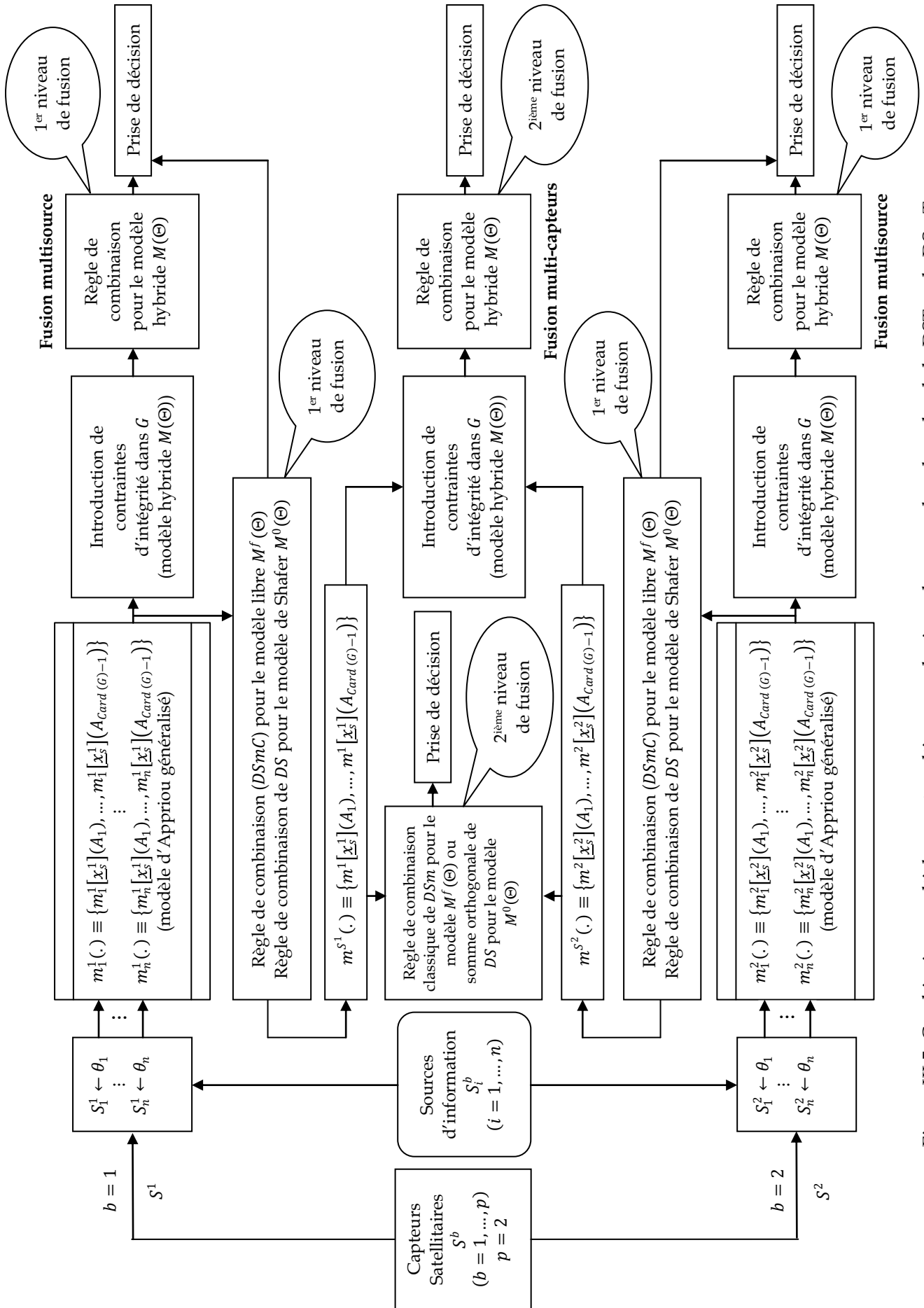


Figure III.5. Combinaison multiclasse et multisources des jeux de masse dans le cadre de la DST ou la DS_mT

Telle que $\phi(A_i)$ est une fonction caractéristique de non-vidé de l'élément A_i , c'est-à-dire :

$$\phi(A_i) = \begin{cases} 1 & \text{si } A_i \notin \Phi \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{III.34})$$

Où $\Phi = \{\Phi_M, \emptyset\}$. Φ_M est l'ensemble des éléments de D^θ qui sont forcés à être vidés à travers les contraintes du modèle et \emptyset est l'ensemble vide universel et classique.

$S_1(A_i), S_2(A_i), S_3(A_i)$ sont définis comme suit :

$$S_1(A_i) = m_{M^f(\emptyset)}[\underline{x}_s](A_i) = \sum_{\substack{B_1, B_2, \dots, B_p \in D^\theta \\ (B_1 \cap B_2 \cap \dots \cap B_p) = A_i}} \prod_{j=1}^p m^j[\underline{x}_s^j](B_j) \quad (\text{III.35})$$

$$S_2(A_i) = \sum_{\substack{B_1, B_2, \dots, B_p \in \Phi \\ [u=A_i] \vee [(u \in \Phi) \wedge (A_i = I_t)]}} \prod_{j=1}^p m^j[\underline{x}_s^j](B_j) \quad (\text{III.36})$$

$$S_3(A_i) = \sum_{\substack{B_1, B_2, \dots, B_p \in D^\theta \\ (B_1 \cup B_2 \cup \dots \cup B_p) = A_i \\ B_1 \cap B_2 \cap \dots \cap B_p \in \Phi}} \prod_{j=1}^p m^j[\underline{x}_s^j](B_j) \quad (\text{III.37})$$

Avec $u = u(B_1) \cup u(B_2) \cup \dots \cup u(B_p)$ où $u(B_i)$ est l'union de tous les singletons θ_i composant B_i et $I_t = \theta_1 \cup \theta_2 \cup \dots \cup \theta_n$ représente l'ignorance totale.

✓ $S_1(A_i)$ est la masse combinée par la règle de DSMT de p sources.

✓ $S_2(A_i)$ représente la masse de tous les éléments vidés relatifs ou absolus qui est transférée à l'ignorance totale ou relative (partielle).

✓ $S_3(A_i)$ transfère la somme des masses des éléments vidés relatifs à des éléments non vidés.

Pour deux sources d'informations indépendantes S^1 et S^2 , les sommes $S_1(A_i)$, $S_2(A_i)$ et $S_3(A_i)$ s'écrivent respectivement :

$$S_1(A_i) = \sum_{\substack{B_1, B_2 \in D^\theta \\ (B_1 \cap B_2) = A_i}} m^1[\underline{x}_s^1](B_1) \cdot m^2[\underline{x}_s^2](B_2) \quad (\text{III.38})$$

$$S_2(A_i) = \sum_{\substack{B_1, B_2 \in \Phi \\ [u(B_1) \cup u(B_2) = A_i] \vee [(u(B_1) \cup u(B_2) \in \Phi) \wedge (A_i = I_t)]}} m^1[\underline{x}_s^1](B_1) \cdot m^2[\underline{x}_s^2](B_2) \quad (\text{III.39})$$

$$S_3(A_i) = \sum_{\substack{B_1, B_2 \in D^\theta \\ (B_1 \cup B_2) = A_i \\ B_1 \cap B_2 \in \Phi}} m^1[\underline{x}_s^1](B_1) \cdot m^2[\underline{x}_s^2](B_2) \quad (\text{III.40})$$

La règle générale de combinaison de DSMT s'opère pour résoudre les problèmes de fusion statique et dynamique.

Un problème capital de la fusion dynamique est posé lorsque on sait que certains éléments du D^θ deviennent vidés (même dans la fusion statique avec contraintes).

Les masses affectées à ces éléments ne sont pas perdues grâce à la somme S_2 qui permet le transfert de la masse d'un élément vide à l'ignorance totale ou partielle.

Si aucune contrainte n'est introduite dans D^\emptyset , le résultat de la fusion obtenu avec la règle générale de DSMT est identique au résultat obtenu avec la règle de DSmC car les sommes $S_2(A_i), S_3(A_i)$ sont nuls et $\phi(A_i) = 1$ c'est-à-dire :

$$\forall A_i \in D^\emptyset, m_{M(\emptyset)}[\underline{x}_s](A_i) = m_{M^f(\emptyset)}[\underline{x}_s](A_i) \quad (\text{III.41})$$

Remarque :

Lorsque on dispose de plusieurs sources ($n > 2$), la règle générale de DSMT devient difficile à mettre en œuvre, car elle n'est pas associative [SMD, 2006]. C'est pourquoi, Dezert et Smarandache proposent une variante de la règle de DSMT appelée la règle de DSm hybride approximative (*DSMT – approximative*) [SMD, 2006]. Cette règle consiste à combiner dans une première étape, les jeux de masses des $(n - 1)$ premières sources en utilisant la règle de DSmC et dans une deuxième étape, le résultat de la première combinaison et le jeu de masse de la $n^{\text{ième}}$ source en utilisant la règle de DSMT.

IV.2.4. Règle de combinaison de redistribution proportionnelle du conflit

Le conflit est redistribué suivant cinq versions de règles de combinaison de redistribution proportionnelle symbolisées *PCR* [SMD, 2005a], [SMD, 2005b], [FLO, 2006]. Pour notre part, nous avons choisi la règle la plus sophistiquée et mathématiquement la plus exacte, le *PCR5*. Cette règle est l'une des alternatives les plus efficaces aussi bien à la règle de Dempster dans le cadre de la DST qu'aux règles développées dans le cadre de la DSMT. En effet, le *PCR5* redistribue chaque conflit partiel uniquement sur les éléments qui sont réellement impliqués dans ce conflit et proportionnellement aux jeux de masse correspondants à chaque source générant ce conflit. Cette règle de combinaison pour deux sources est donnée par l'expression suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} m_{PCR5}[\underline{x}_s](\emptyset) = 0 \\ \forall A_i \in G \setminus \{\emptyset\}, m_{PCR5}[\underline{x}_s](A_i) = m_\wedge[\underline{x}_s](A_i) + \\ \sum_{\substack{A_j \in G \setminus \{A_i\} \\ c(A_i \cap A_j) = \emptyset}} \left[\frac{\{m^1[\underline{x}_s^1](A_i)\}^2 \times m^2[\underline{x}_s^2](A_j)}{m^1[\underline{x}_s^1](A_i) + m^2[\underline{x}_s^2](A_j)} + \frac{\{m^2[\underline{x}_s^2](A_i)\}^2 \times m^1[\underline{x}_s^1](A_j)}{m^2[\underline{x}_s^2](A_i) + m^1[\underline{x}_s^1](A_j)} \right] \end{array} \right. \quad (\text{III.42})$$

Où :

- $m_\wedge[\underline{x}_s](A_i)$ est le résultat de la règle conjonctive de l'élément A_i , appliquée aux jeux de masse $m^1(.)$ et $m^2(.)$.
- $c(A_i)$ représente la forme canonique appelée aussi la forme normale conjonctive de l'élément A_i .
- Tous les dénominateurs sont différents de zéro. Si l'un de ces dénominateurs est nul, alors la fraction n'est pas définie.

La formule générale de *PCR5* pour $p \geq 2$ est donnée par Smarandache et Dezert [SMD, 2005a]. Dans notre cas, on propose l'utilisation de la règle *PCR5 – approximative* pour $p \geq 3$. Cette règle est une approximation de la règle *PCR5*, elle consiste à combiner en premier lieu les jeux de masse de $p - 1$ premières sources en utilisant la règle conjonctive classique. Le résultat de cette combinaison est combiné en deuxième lieu avec le jeu de masse de la $p^{\text{ième}}$ source en utilisant la

même règle, ensuite la masse du conflit va dépendre seulement de $m^{12\dots(p-1)}(.)$ et de $m^p(.)$ au lieu de dépendre de tous les jeux de masse $m^1(.), m^2(.), \dots, m^p(.)$. Le résultat de la règle PCR5 – *approximative* dépend cependant de l'ordre de sources choisi [SMD, 2006].

IV.2.5. Règles de combinaison de redistribution uniforme et partiellement uniforme

Quoique la règle de PCR5 est très efficace, elle souffre de sa complexité relative dans son implémentation. Pour remédier à ce problème, deux nouvelles alternatives de combinaison ont été proposées, elles requièrent l'utilisation de simples règles de combinaison avec une faible complexité, néanmoins elles sont moins précises. Ces nouvelles alternatives sont : la règle de redistribution uniforme (URR), et la règle de redistribution partiellement uniforme (PURR) [SMD, 2007].

a. Règle de redistribution uniforme

La règle d'URR consiste dans la redistribution du conflit total de tous les éléments focaux de G . Cette règle de combinaison pour deux sources est donnée par l'expression suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} m_{URR}[\underline{x}_s](\emptyset) = 0 \\ \forall A_i \in G \setminus \{\emptyset\}, m_{URR}[\underline{x}_s](A_i) = m_{\wedge}[\underline{x}_s](A_i) + \\ \frac{1}{n_{12}} \sum_{\substack{B_1, B_2 \in G \\ B_1 \cap B_2 = \emptyset}} m^1[\underline{x}_s^1](B_1) m^2[\underline{x}_s^2](B_2) \end{array} \right. \quad (\text{III.43})$$

Où :

- $m_{\wedge}[\underline{x}_s](A_i)$ est le résultat de la règle conjonctive de l'élément A_i , appliquée aux jeux de masse $m^1(.)$ et $m^2(.)$.
- $n_{12} = \text{Card}\{Z \in G, m^1(Z) \neq 0 \text{ ou } m^2(Z) \neq 0\}$.

Cette règle de combinaison pour $p \geq 2$ s'écrit comme suit :

$$\left\{ \begin{array}{l} m_{URR}[\underline{x}_s](\emptyset) = 0 \\ \forall A_i \in G \setminus \{\emptyset\}, m_{URR}[\underline{x}_s](A_i) = m_{\wedge}[\underline{x}_s](A_i) + \\ \frac{1}{n_{12\dots p}} \sum_{\substack{B_1, B_2, \dots, B_p \in G \\ B_1 \cap B_2 \cap \dots \cap B_p = \emptyset}} \prod_{j=1}^p m^j[\underline{x}_s^j](B_j) \end{array} \right. \quad (\text{III.44})$$

Où :

- $m_{\wedge}[\underline{x}_s](A_i)$ est le résultat de la règle conjonctive de l'élément A_i , appliquée aux jeux de masse $m^i(.)$, pour tout $i \in \{1, 2, \dots, p\}$.
- $n_{12\dots p} = \text{Card}\{Z \in G, m^1(Z) \neq 0 \text{ ou } m^2(Z) \neq 0 \text{ ou } \dots \text{ ou } m^p(Z) \neq 0\}$.

Comme alternative, on peut aussi considérer le cardinal de l'ensemble des éléments dont les masses obtenues par la règle conjonctive ne sont pas nulles. Ce cardinal est donné par l'expression suivante :

$$n_{12\dots p}^c = \text{Card}\{Z \in G, m_{\wedge}(Z) \neq 0\} \quad (\text{III.45})$$

En remplaçant le cardinal $n_{12\dots p}$ par $n_{12\dots p}^c$, on obtient la version modifiée de la règle URR, appelée la règle de redistribution uniforme modifiée notée MURR.

b. Règle de redistribution partiellement uniforme

La règle PURR consiste à redistribuer uniformément le conflit uniquement aux éléments impliqués dans ce conflit. Cette règle de combinaison pour deux sources est donnée par l'expression suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} m_{PURR}[\underline{x}_s](\emptyset) = 0 \\ \forall A_i \in G \setminus \{\emptyset\}, m_{PURR}[\underline{x}_s](A_i) = m_{\wedge}[\underline{x}_s](A_i) + \\ \frac{1}{2} \sum_{\substack{B_1, B_2 \in G \\ B_1 \cap B_2 = \emptyset \\ B_1 = A_i \text{ ou } B_2 = A_i}} m^1[\underline{x}_s^1](B_1) m^2[\underline{x}_s^2](B_2) \end{array} \right. \quad (\text{III.46})$$

Où :

- $m_{\wedge}[\underline{x}_s](A_i)$ est le résultat de la règle conjonctive de l'élément A_i , appliquée aux jeux de masse $m^1(\cdot)$ et $m^2(\cdot)$.

Cette règle de combinaison pour $p \geq 2$ s'écrit comme suit :

$$\left\{ \begin{array}{l} m_{PURR}[\underline{x}_s](\emptyset) = 0 \\ \forall A_i \in G \setminus \{\emptyset\}, \frac{1}{p} \sum_{\substack{B_1, B_2, \dots, B_p \in G \\ B_1 \cap B_2 \cap \dots \cap B_p = \emptyset \\ \text{au moins un } B_j = A_i, j \in \{1, \dots, p\}}} \text{Card}_{A_i}(\{B_1, \dots, B_p\}) \prod_{j=1}^p m^j[\underline{x}_s^j](B_j) \end{array} \right. \quad (\text{III.47})$$

Où $\text{Card}_{A_i}(\{B_1, \dots, B_p\})$ est le nombre d'occurrences de l'élément A_i dans l'ensemble $\{B_1, \dots, B_p\}$.

IV.2.6. Exemples de test des modèles de DSMT

Considérons $\Theta = \{\theta_1 = (V), \theta_2 = (E), \theta_3 = (U)\}$ un ensemble de discernement telles que : la classe (V) représente la végétation, la classe (E) représente l'eau, la classe (U) représente l'urbain et les deux sources d'évidence suivantes S^1 et S^2 avec les fonctions de masse élémentaires généralisées $m^1(\cdot)$ et $m^2(\cdot)$ [SMD, 2006], [FOU, 2002].

Exemple 1 : Modèle libre de DSMT

L'ensemble généré est $D^{\Theta}(M^f(\Theta))$, il contient 19 éléments et le résultat de la fusion $m_{M^f(\Theta)}(\cdot)$ est obtenu en utilisant la règle classique de DSMT. Ce résultat est donné par la cinquième colonne de tableau III.6, noté $S_1(\cdot) \equiv^{M^f} m_{M^f(\Theta)}(\cdot)$.

Exemple 2 : Modèle hybride de DSMT en utilisant la règle de DSMT

Comme un premier exemple pour le modèle hybride de DSMT $M_1(\Theta)$, à partir des connaissances *a priori* sur le terrain, on sait que les classes (V) et (E) sont décorréliées. On introduit donc la contrainte exclusive suivante : $\alpha_6 \triangleq \theta_1 \cap \theta_2 \equiv^{M_1} \emptyset$. Cette contrainte implique aussi $\alpha_1 \triangleq \theta_1 \cap \theta_2 \cap \theta_3 \equiv^{M_1} \emptyset$ tant que $\alpha_1 \subset \alpha_6$. Après l'introduction de la contrainte principale, plusieurs éléments non vides de $D^{\Theta}(M^f(\Theta))$ deviennent vides, et d'autres éléments coïncident et ceci est dû à la contrainte ($\alpha_7 \equiv^{M_1} \alpha_2, \alpha_8 \equiv^{M_1} \alpha_3, \alpha_9 \equiv^{M_1} \alpha_4, \alpha_{10} \equiv^{M_1} \alpha_5$). Par conséquent, $D^{\Theta}(M_1(\Theta))$ contient juste 13 éléments différents. Ces éléments sont donnés par la première colonne du tableau III.7. Notons que l'introduction des deux contraintes $\alpha_1 \triangleq \theta_1 \cap$

$\theta_2 \cap \theta_3 \equiv^{M_1} \emptyset$ et $\alpha_6 \triangleq \theta_1 \cap \theta_2 \equiv^{M_1} \emptyset$ ne change pas la construction de $D^\ominus(M_1(\Theta))$ car $\alpha_1 \subset \alpha_6$.

La base u_{M_1} est donnée par $u_{M_1} = [\langle 1 \rangle \langle 2 \rangle \langle 3 \rangle \langle 13 \rangle \langle 23 \rangle]'$ et la matrice d'encodage D_{M_1} des éléments de $D_{M_1}^\ominus$ est représentée par la matrice ci-dessous. Actuellement, u_{M_1} est obtenu directement à partir de la base initiale u_{M^f} en supprimant ses composantes $\langle 12 \rangle$ et $\langle 123 \rangle$ correspondantes aux contraintes introduites par le modèle M_1 .

Les résultats numériques correspondants aux exemples 1 et 2 sont répertoriés respectivement dans les tableaux III.6 et III.7.

Élément A de D^\ominus	$m^1(A)$	$m^2(A)$	$\phi(A)$	$S_1(A)$	$S_2(A)$	$S_3(A)$	$m_{M_1(\Theta)}(A)$
$\alpha_0 = \emptyset$	0	0	0	0	0	0	0
$\alpha_1 = \theta_1 \cap \theta_2 \cap \theta_3$	0	0	0	0.16	0	0	0
$\alpha_2 = \theta_2 \cap \theta_3$	0	0.20	1	0.19	0	0	0.19
$\alpha_3 = \theta_1 \cap \theta_3$	0.10	0	1	0.12	0	0	0.12
$\alpha_4 = (\theta_1 \cup \theta_2) \cap \theta_3$	0	0	1	0.01	0	0.02	0.03
$\alpha_5 = \theta_3$	0.30	0.10	1	0.10	0	0	0.10
$\alpha_6 = \theta_1 \cap \theta_2$	0.10	0.20	0	0.22	0	0.02	0
$\alpha_7 = (\theta_1 \cup \theta_3) \cap \theta_2$	0	0	1	0.05	0	0.02	0.07
$\alpha_8 = (\theta_2 \cup \theta_3) \cap \theta_1$	0	0	1	0	0	0.02	0.02
$\alpha_9 = [(\theta_1 \cap \theta_2) \cup \theta_3] \cap (\theta_1 \cup \theta_2)$	0	0	1	0	0	0	0
$\alpha_{10} = (\theta_1 \cap \theta_2) \cup \theta_3$	0	0	1	0	0	0.07	0.07
$\alpha_{11} = \theta_2$	0.20	0.10	1	0.03	0	0.05	0.08
$\alpha_{12} = (\theta_1 \cap \theta_3) \cup \theta_2$	0	0	1	0	0	0.01	0.01
$\alpha_{13} = \theta_2 \cup \theta_3$	0	0	1	0	0	0	0
$\alpha_{14} = \theta_1$	0.10	0.20	1	0.08	0	0.04	0.12
$\alpha_{15} = (\theta_2 \cap \theta_3) \cup \theta_1$	0	0	1	0.02	0	0.02	0.04
$\alpha_{16} = \theta_1 \cup \theta_3$	0.10	0.20	1	0.02	0	0.04	0.06
$\alpha_{17} = \theta_1 \cup \theta_2$	0.10	0	1	0	0.02	0.07	0.09
$\alpha_{18} = \theta_1 \cup \theta_2 \cup \theta_3$	0	0	1	0	0	0	0

Tableau III.6. Résultats de la fusion en appliquant les règles DSMT et DSMT

Élément A de $D_{M_1}^\ominus$	$m_{M_1(\Theta)}(A)$
$\alpha_0 = \emptyset$	0
$\alpha_2 = \theta_2 \cap \theta_3$	$0.19+0.07=0.26$
$\alpha_3 = \theta_1 \cap \theta_3$	$0.12+0.02=0.14$
$\alpha_4 = (\theta_1 \cup \theta_2) \cap \theta_3$	$0.03+0=0.03$
$\alpha_5 = \theta_3$	$0.10+0.07=0.17$
$\alpha_{11} = \theta_2$	0.08
$\alpha_{12} = (\theta_1 \cap \theta_3) \cup \theta_2$	0.01
$\alpha_{13} = \theta_2 \cup \theta_3$	0
$\alpha_{14} = \theta_1$	0.12
$\alpha_{15} = (\theta_2 \cap \theta_3) \cup \theta_1$	0.04
$\alpha_{16} = \theta_1 \cup \theta_3$	0.06
$\alpha_{17} = \theta_1 \cup \theta_2$	0.09
$\alpha_{18} = \theta_1 \cup \theta_2 \cup \theta_3$	0

$$D_{M_1} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Tableau III.7. Résultat final de la fusion en appliquant la règle DSMT

Tels que :

- $\phi(A)$ est une fonction caractéristique de non-vide de l'élément A_i ,
- $S_2(A)$ représente la masse de tous les éléments vides relatifs ou absolus qui est transférée à l'ignorance totale ou relative (partielle),

- $S_3(A)$ transfère la somme des masses des éléments vides relatifs à des éléments non vides.

D'après le tableau III.6, nous remarquons dans la colonne correspondante à $S_3(A)$ comment les masses initiales combinées du modèle libre $m_{M^f(\Theta)}(\theta_1 \cap \theta_2 \cap \theta_3) \equiv S_1(\theta_1 \cap \theta_2 \cap \theta_3) = 0.16$ et $m_{M^f(\Theta)}(\theta_1 \cap \theta_2) \equiv S_1(\theta_1 \cap \theta_2) = 0.22$, sont transférées (ceci est dû à la contrainte de M_1) sur quelques éléments de $D^\Theta(M^f(\Theta))$. Il est facile de vérifier que la somme des masses des éléments de la colonne de $S_3(A)$ est égale à $0.16 + 0.22 = 0.38$. Vu que quelques éléments de $D^\Theta(M^f(\Theta))$ sont maintenant équivalents et ceci est dû aux contraintes de M_1 , toutes les masses correspondantes aux mêmes propositions/éléments (par exemple, $\{(\theta_1 \cap \theta_2) \cup \theta_3\} \cap (\theta_1 \cup \theta_2) \equiv^{M_1} (\theta_1 \cup \theta_2) \cap \theta_3$) seront sommées. Ceci peut être vu comme l'étape finale de réduction. Ainsi, nous obtenons l'hyper-powerset réduit $D_{M_1}^\Theta$ ayant 13 éléments différents avec les masses réelles combinées données par la deuxième colonne du tableau III.7.

Exemple 3 : Modèle hybride de DSMT en utilisant la règle de PCR5

Considérons $\Theta = \{\theta_1 = (V), \theta_2 = (E)\}$ un ensemble de discernement d'éléments exclusifs (modèle de Shafer), et soit les fonctions de masse élémentaires $m^1(.)$ et $m^2(.)$ données par le tableau III.8.

	θ_1	θ_2	$\theta_1 \cup \theta_2$
$m^1(.)$	0.6	0	0.4
$m^2(.)$	0	0.3	0.7
$m_\wedge(.)$	0.42	0.12	0.28

Tableau III.8. Le résultat de la fusion par la règle conjonctive de Dempster

La masse conflictuelle $k_{12} = m_\wedge(\theta_1 \cap \theta_2)$ est égale à $m^1(\theta_1)m^2(\theta_2) + m^1(\theta_2)m^2(\theta_1) = 0.18$. Ainsi, θ_1 et θ_2 sont les seuls éléments focaux impliqués dans le conflit. Sous l'hypothèse de la règle de PCR5, on redistribue la masse conflictuelle $k_{12} = 0.18$ proportionnellement à θ_1 et θ_2 avec les masses $m^1(\theta_1)$ et $m^2(\theta_2)$ associées respectivement à θ_1 et θ_2 . Soit x la masse conflictuelle redistribuée à θ_1 , et y celle redistribuée à θ_2 , alors :

$$\frac{x}{0.6} = \frac{y}{0.3} = \frac{x+y}{0.6+0.3} = \frac{0.18}{0.9} = 0.2$$

D'où $x = 0.6 \times 0.2 = 0.12$, $y = 0.3 \times 0.2 = 0.06$.

Ainsi, en utilisant la règle de PCR5, le résultat final est :

$$\begin{cases} m_{PCR5}(\theta_1) = 0.42 + 0.12 = 0.54 \\ m_{PCR5}(\theta_2) = 0.12 + 0.06 = 0.18 \\ m_{PCR5}(\theta_1 \cup \theta_2) = 0.28 + 0 = 0.28 \end{cases}$$

IV.3. Intégration de l'information spatiale

L'information spatiale utile à la classification multisources comme à la classification monosource a été introduite dans la régularisation monosource. Une classification ponctuelle comportant des classes simples et des classes composées est alors obtenue suivant un critère de décision. A partir de cette configuration, le contexte spatial m_{Sp}

est estimé selon le modèle de Potts [JHY, 1996], [BRA, 1996], [SCH, 1999] et [BLO, 2003] (voir l'annexe B). La combinaison de la masse radiométrique m_R (calculée à travers une règle de combinaison définie dans le cadre de la DST ou/et de la DSMT) et de la masse spatiale m_{Sp} est effectuée de manière disjonctive (somme) [LEH, 1998], telle que :

$$\forall A_i \in G, m[\underline{x}_s](A_i) = [m_R[\underline{x}_s](A_i) + m_{Sp}(A_i)]/Z \quad (\text{III.48})$$

avec $Z = \sum_{A_i \in G} [m_R[\underline{x}_s](A_i) + m_{Sp}(A_i)]$ une constante de normalisation.

Une fois le cadre de discernement établi, les masses élémentaires des classes simples et composées estimées grâce à l'approche d'Appriou généralisée, vient le calcul du terme radiométrique calculé à travers une règle de combinaison définie dans le cadre de la DST ou/et de la DSMT. Une fois l'information spatiale est introduite, les fonctions de masses, les probabilités pignistiques, les crédibilités et les plausibilités sont obtenues. Enfin, et pour aboutir à une classification dans le cadre de la DST ou/et de la DSMT (monosource, multisources ou multitemporelle), il reste à choisir la règle de décision adéquate.

V. Règles de décision

V.1. Cas de données multiéchelles

Dans cette règle de décision, nous avons considéré toutes les classes de l'ensemble de fusion E , généré de manière supervisé à partir des quatre configurations données par les équations (III.2), (III.3), (III.4), (III.5) et associées à la matrice de confusion multiéchelles donnée par le tableau III.1. Nous avons appliqué la règle de maximum de masse donnée comme suit :

$$s \in A_i \text{ si } m[\underline{x}_s](A_i) > m[\underline{x}_s](A_j), \forall A_i, A_j \in E \text{ et } \forall i \neq j \quad (\text{III.49})$$

V.2. Cas de données multisources multitemporelles

V.2.1. Règle de décision " DST "

Pour notre travail nous avons appliqué la règle de décision, qui s'effectue comme suit : pour un pixel \underline{x}_s 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 probabilité pignistique des classes simples, sinon, il est attribué à la classe composée qui maximise la masse des classes composées. La règle de décision est illustrée par l'algorithme suivant :

Si $\text{conflit}(\underline{x}_s) < \text{seuil}$ **alors**

$$\text{Si } \text{Pig}[\underline{x}_s](\theta_j) = \max\{\text{Pig}[\underline{x}_s](\theta_i), 1 \leq i \leq n\}$$

alors $\underline{x}_s \in \theta_j$

Sinon

$$\text{Si } m[\underline{x}_s](\cup \theta_j) = \max\{m[\underline{x}_s](\cup \theta_i), 1 \leq i \leq 2^n - n - 1\}$$

alors $\underline{x}_s \in \cup \theta_j$

V.2.2. Règles de décision " DSMT "

Les règles de combinaisons présentées dans le cadre de la DSMT montrent que la modélisation sur l'hyper-powerset D^θ peut apporter des solutions aux problèmes de classification et de segmentation de données. En effet, pour certaines applications où nous devons considérer les intersections des éléments du cadre de discernement, nous devons prendre directement la décision sur les masses (et pas sur les crédibilités, plausibilités ou probabilités pignistiques). Car ces fonctions sont croissantes et inadaptées à la décision sur les éléments d'intersections. A cet effet, il est nécessaire de proposer une nouvelle fonction de décision qui peut parvenir à une décision sur les conjonctions et aussi sur les singletons [SMD, 2006]. Dans le cas de notre travail, nous avons proposé un critère sur l'incertitude des éléments de l'ensemble de fusion (éléments focaux). Ce critère s'applique comme suit : on calcule le minimum de l'incertitude de chaque pixel \underline{x}_s par rapport à chaque classe de l'hyper-powerset réduit, l'affectation des pixels à ces classes est effectuée en comparant chaque valeur d'incertitude à un seuil fixé par l'utilisateur. L'incertitude sur les éléments de l'ensemble de fusion est donné par :

$$Incertain(\underline{x}_s \in A_i) = Pls(\underline{x}_s \in A_i) - Bel(\underline{x}_s \in A_i) \quad (III.50)$$

VI. CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons présenté les modèles de fusion/classification que nous avons mis en œuvre en utilisant la DST et la DSMT, appliqués aux données multisources, multitemporelles et multiéchelles.

Tout d'abord, nous avons construit l'ensemble de discernement et par conséquent l'ensemble de fusion de chaque modèle en utilisant la DST et la DSMT.

Pour l'estimation des masses des éléments focaux, nous avons utilisé le modèle dissonant d'Appriou généralisé, vu sa cohérence avec les lois probabilistes, 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 différentes règles de combinaison 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 mis en œuvre les règles de décision appropriées à chaque approche et à chaque modèle.

Dans le chapitre suivant, nous présentons les résultats de l'exploitation des différents modèles développés.

CHAPITRE IV

APPLICATION DE LA DST ET LA DS_mT A LA FUSION/CLASSIFICATION DES IMAGES SATELLITAIRES

INTRODUCTION

Les modèles que nous avons étudiés et mis en œuvre, associés aux théories de l'évidence et du raisonnement plausible et paradoxal, ont été appliqués sur des images satellitaires multisources multitemporelle et multiechelle. L'objectif applicatif de ces modèles est la cartographie de l'occupation du sol et la mise évidence des changements survenus dans une région de l'espace terrestre.

Tout d'abord, nous décrivons le site d'étude utilisé. Ensuite, nous présentons les résultats de chaque modèle pour les différents jeux de données. Enfin, une étape de validation, une évaluation qualitative et quantitative et une étude comparative sont effectuées.

I. Description du site d'étude

Le site d'étude que nous avons retenu représente une région située aux environs de la ville d'Alger. 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 structuré et un réseau routier très dense. Pour notre travail, nous avons utilisé deux images satellitaires (de taille 256x256), extraites de deux images multispectrales, multisources et multitemporelles couvrant cette région. La première est acquise par le capteur HRV du satellite SPOT 2 le 01 Avril 1997 de résolution 20mx20m et la deuxième acquise par le capteur ETM+ du satellite Landsat 7 le 03 Juin 2001 de résolution 30mx30m. Tout d'abord, nous avons fait un prétraitement sur les deux images satellitaires à savoir une correction géométrique pour ramener les deux type d'images au même repère géométrique et une correction radiométrique afin de minimiser les effets atmosphériques qui sont aléatoires et changent d'une acquisition à une autre.

II. Fusion et classification par la DST

II.1. Cas de données multisources multitemporelles

Dans ce cas, nous avons ramené les résolutions des deux images à la résolution la plus grossière (la résolution de ETM+ de 30 mètres), en faisant un rééchantillonnage sur l'image acquise par SPOT 2 en 1997, par la méthode de plus proche voisin (PPV). La composition colorée des deux images est donnée par les figures IV.1 et IV.2.

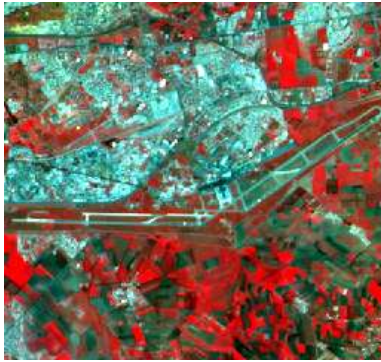


Figure IV.1.
Composition colorée d'une image SPOT HRV 1997

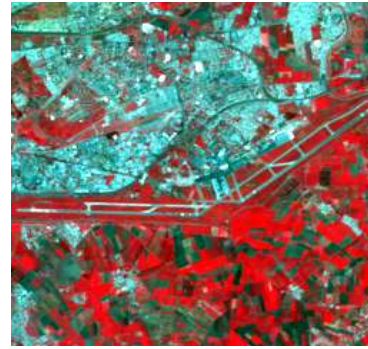


Figure IV.2.
Composition colorée d'une image Landsat ETM+ 2001

Pour chaque image monosource, nous avons extrait une base d'entraînement et une base de contrôle. Ces bases contiennent quatre classes thématiques reportées dans le tableau IV.1, avec :

N.E.B.E : nombre d'échantillons de la base d'entraînement.

N.E.B.C : nombre d'échantillons de la base de contrôle.





Classes	Thèmes	N.E.B.E(ETM+)	N.E.B.C(ETM+)	N.E.B.E(HRV)	N.E.B.C (HRV)
	Urbain Dense (UD)	180	305	132	141
	Sol Nu (SN)	203	379	209	263
	Urbain Moins Dense(UMD)	343	358	458	301
	Végétation (V)	315	238	454	197

Tableau IV.1. Nombre d'échantillons des bases d'entraînement et de contrôle des images Spot et Landsat

II.1.1. Résultats de la classification monosource

a. Cas ponctuel

L'application du modèle de Shafer (DST) à l'image ETM+, nous a permis d'obtenir une image thématique mettant en évidence l'occupation de sol. Nous avons utilisé la règle de décision du maximum de probabilité pignistique en fonction du paramètre conflit. Cette image est composée de classes simples (classes certaines) et de classes d'union (classes d'ignorance). Le conflit global engendré par toutes les sources (classes) d'information (il s'agit du conflit multiclassés) est variable entre 0.90 et 0.97 et est donné par l'image de la figure IV.3. Le résultat de la fusion/classification multispectrale par la DST de l'image ETM+ est donné par l'image de la figure IV.4 pour un seuil un moyen de conflit égal à 0.935.

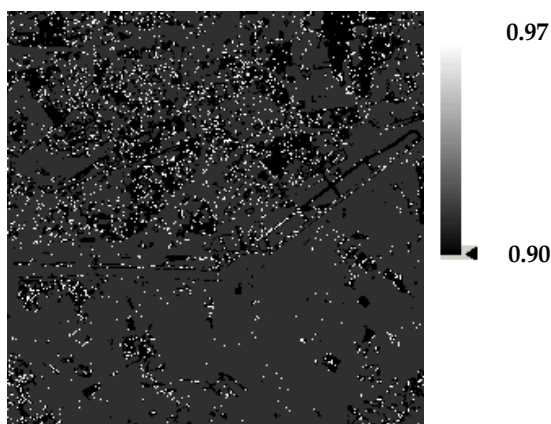


Figure IV.3. Conflit multiclassés de l'image ETM+

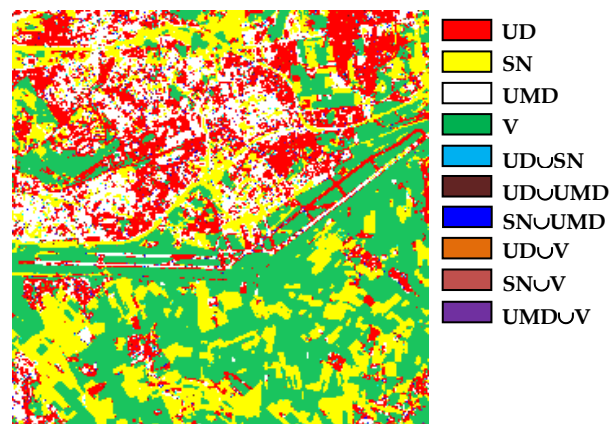


Figure IV.4. Résultat de la classification ponctuelle par la DST de l'image ETM+ pour un seuil = 0.935

A partir de ce résultat, nous constatons une discrimination qualitative des thèmes du site d'étude. En effet, les structures linéaires (les pistes de l'aéroport et le réseau routier) sont bien discernables et les espaces verts sont homogènes et bien répartis, par contre les zones urbaines sont très hétérogènes. Par ailleurs, nous avons remarqué qu'au niveau de la région urbaine située au nord de l'aéroport, la répartition thématique présente un effet de "sel et poivre" qui est due à l'hétérogénéité de cette zone. C'est pourquoi, nous avons introduit par la suite le contexte spatial dans le processus de fusion/classification afin de régulariser la structure spatiale des thèmes de cette zone qui sont fortement corrélés.

Le résultat d'une évaluation quantitative est donné dans le tableau IV.2. Nous avons calculé le taux d'occupation des classes simples et composées du résultat précédent et nous avons remarqué que les classes d'ignorance occupent un pourcentage de 4.3 % qui n'est pas négligeable.

Classes	Nbde pixels	(%) d'occupation
UD	13604	20.76
SN	15636	23.86
UMD	10159	15.50
V	23316	35.58
$UD \cup SN$	694	1.06
$UD \cup UMD$	661	1.01
$SN \cup UMD$	283	0.43
$UD \cup V$	534	0.81
$SN \cup V$	201	0.31
$UMD \cup V$	448	0.68

Tableau IV.2. Taux d'occupation des classes de la classification ponctuelle par la DST de l'image ETM+ pour un seuil = 0.935

b. Cas contextuel

Pour la régularisation du résultat de la classification ponctuelle, nous avons introduit le contexte spatial en utilisant les champs aléatoires de Markov. Après l'application de processus de fusion/classification contextuelle, nous avons obtenu une carte d'occupation de sol plus réaliste avec des thèmes plus homogènes. Cette carte est donnée par la figure IV.5. La configuration optimale est obtenue pour un système de voisinage 8 connexité, un paramètre de régularisation $\beta_s = 0.2$ et pour 16 itérations. Par conséquent, le taux moyen de bonne classification, au niveau des échantillons de contrôle est de 93.83 %.

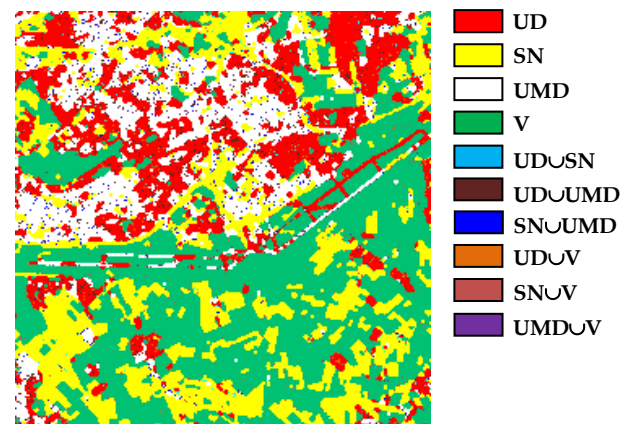


Figure IV.5. Résultat de la classification contextuelle par la DST de l'image ETM+ pour un seuil = 0.935, 8 connexités

II.1.2. Résultats de la fusion multisource multitemporelle

La deuxième application que nous avons réalisée est la détection des changements de l'état de surface thématique survenus dans la région Est d'Alger entre 1997 et 2001 en utilisant les données satellitaires décrites dans la section II.1. Etant donné que les images temporelles ne sont pas acquises par le même capteur, la fusion de ces données nécessite la modélisation de deux types de conflits différents : un conflit lié aux capteurs d'acquisition des images et un conflit lié aux changements de l'état de surface de la zone d'étude.

Le résultat obtenu par l'application de modèle de Shafer (DST) et avec une règle de décision du maximum de la probabilité pignistique associée au paramètre 'conflit' est

donné par l'image de la figure IV 7. Cette image est composée de classes simples qui représentent des classes stables de non changement entre les deux dates d'acquisition ou bien des classes sur lesquelles les deux capteurs émettent le même avis et de classes d'union qui représentent des classes instables de changement ou bien des classes sur lesquelles les deux capteurs émettent des avis contradictoires. Le conflit global est variable entre 0.53 et 0.93 et est donné par l'image de la figure IV.6 et l'image résultat est donnée pour un seuil moyen égal à 0.73.

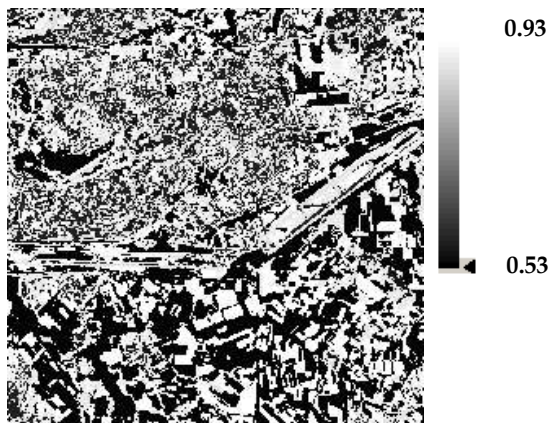


Figure IV.6. Conflit multisources et multitemporel

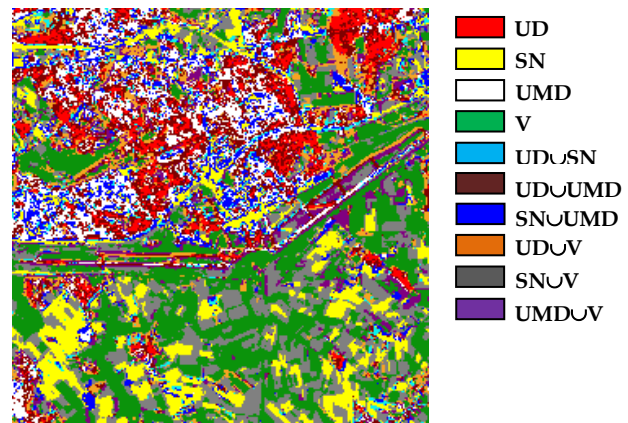


Figure IV.7. Image de fusion multitemporelle pour un seuil moyen = 0.73

Le taux d'occupation des classes est donné dans le tableau IV.3. A partir de ce tableau, nous remarquons que les superficies qui ont changées de thème occupent un pourcentage de 51.96 % témoignant d'une grande dynamique entre les deux dates.

Ensuite, nous avons généré une image des changements composée de classes stables et de classes de changements en précisant la classe d'origine et la classe de destination. Cette carte est donnée par la figure IV.8

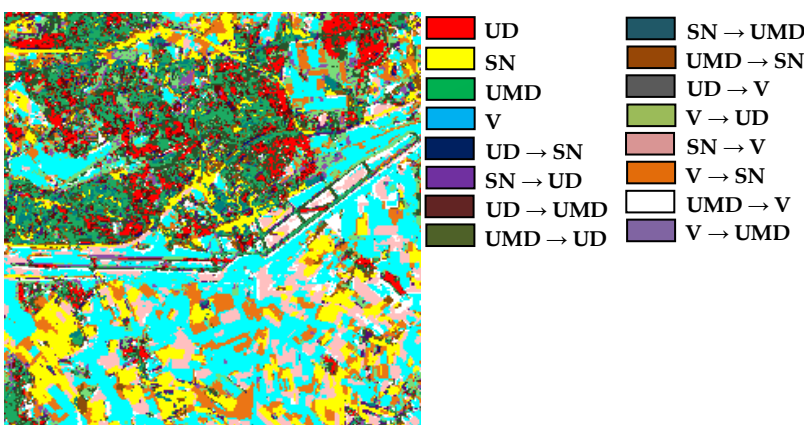


Figure IV.8. Image des changements par la DST

Classes	Nb depixels	(%)d'occup..
$UD \cup SN$	1930	2.94
$UD \rightarrow SN$	475	0.72
$SN \rightarrow UD$	1455	2.22
$UD \cup UMD$	7419	11.32
$UD \rightarrow UMD$	1802	2.75
$UMD \rightarrow UD$	5617	8.57
$SN \cup UMD$	4588	7.0
$SN \rightarrow UMD$	1921	2.93
$UMD \rightarrow SN$	2667	4.07
$UD \cup V$	4407	6.72
$UD \rightarrow V$	323	0.49
$V \rightarrow UD$	4084	6.23
$SN \cup V$	11328	17.29
$SN \rightarrow V$	5836	8.90
$V \rightarrow SN$	5492	8.38
$UMD \cup V$	4375	6.68
$UMD \rightarrow V$	2761	4.21
$V \rightarrow UMD$	1614	2.46

Tableau IV.3. Décomposition des classes d'union et taux d'occupation des classes de changements

II.2. Cas de données multiéchelles

Dans notre application multiechelle, les données disponibles ont un rapport d'échelle de 20/30, pour cela nous avons effectué un rééchantillonnage de l'image basse résolution, en utilisant la méthode de PPV pour la ramener à la résolution spatiale de 120mx120m, afin

d'augmenter le rapport d'échelle entre les deux images à fusionner qui devient égal à 1/6 (20/120). Avec ce rapport d'échelle, nous pouvons effectuer une meilleure analyse de l'apport de la fusion multiéchelle. A cet effet, les images hautes résolution (HRS) et basse résolution (BRS) mises à contribution dans cette étude sont géoréférencées et présentent la même zone. Pour chaque image nous avons extrait une base d'entraînement et une base de contrôle. En effet, nous avons défini sept classes thématiques sur l'image HRS (voir tableau IV.4) et trois classes thématiques sur l'image BRS (voir tableau IV.5). Ces classes sont : végétation moyennement dense (VMMD), urbain dense (UD), sol nu humide (SNH), végétation dense (VD), végétation moins dense (VMD), urbain moins dense (UMD) et calasse hétérogène (CH). Les quatre dernières classes sont définies uniquement dans l'image HRS.








Classes	Thèmes	N.E.B.E	N.E.B.C
	VMMD	1811	1042
	UD	309	352
	SNH	392	295
	VD	270	289
	VMD	627	408
	UMD	1569	906
	CH	1552	2200

Tableau IV.4. Données de la base d'entraînement et de la base de contrôle de l'image HRS




Classes	Thèmes	N.E.B.E	N.E.B.C
	VMMD	156	193
	UD	366	446
	SNH	478	223

Tableau IV.5. Données de la base d'entraînement et de la base de contrôle de l'image BRS

Résultats de fusion/classification multiéchelle

La démarche que nous avons adoptée dans la fusion/classification multiéchelle est décomposée en trois étapes : dans la première étape, nous avons effectué une classification contextuelle de l'image haute résolution par le modèle de la DST et dans un cadre markovien. Nous justifions l'introduction du contexte spatiale par le fait qu'un pixel dans l'IBRS correspond à un ensemble de pixels (contexte spatial de dimension variable, définie par le rapport d'échelle) dans l'IHRS. La règle de décision que nous avons appliquée est le maximum de probabilité pignistique, limitée lors de la régularisation, aux classes simples uniquement. Nous avons utilisé l'algorithme ICM pour la convergence vers la solution (image classifiée) optimale. Après plusieurs tests relatifs aux images ETM+ et HRV, nous avons retenu comme paramètres optimaux : le voisinage 8-connexités et la valeur du paramètre β_s égal à 0 et 1.5 respectivement. La deuxième étape de cette démarche est le calcul des masses monosources de chaque image. En effet, ces masses sont stockées dans des fichiers séparées pendant l'étape de classification contextuelle monosources. Dans la troisième étape, nous avons construit l'ensemble de fusion en appliquant le modèle supervisé basé sur les quatre cas possibles cités dans le chapitre III {paragraphe I.2} à savoir : les classes discernables dans l'IHRS et dans l'IBRS, les classes discernables dans l'IHRS, mais non discernables dans l'IBRS, les classes discernables dans l'IBRS, mais non discernables dans l'IHRS et les classes non discernables ni dans l'IHRS ni dans l'IBRS. Notons que pour la génération de l'ensemble correspondant au dernier cas, nous avons établi une matrice que nous l'avons appelée matrice de confusion multiéchelle donnée par le tableau IV.6.

		Image classifiée haute résolution						
		VMMD	UD	SNH	VD	VMD	UMD	CH
Image classifiée basse résolution	VMMD	18.52	1.19	25.00	1.30	26.30	10.59	17.10
	UD	7.09	16.10	11.07	0.24	4.82	28.15	32.53
	SNH	6.15	5.22	24.24	0.43	9.44	39.14	15.38

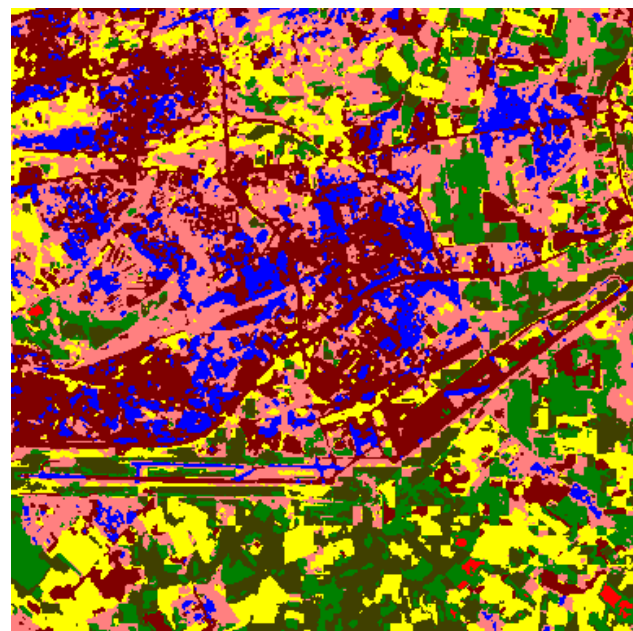
Tableau IV.6. Matrice de confusion multiéchelles entre la classification de ETM+ et la classification de HRV (Taux moyens de bonne classification en %)

Sur l'image conflit (figure IV.9), nous remarquons la forte présence des zones conflictuelles (zones claires). Ceci est dû au fait que, le conflit est calculé entre 13 éléments focaux. Ensuite nous avons appliqué la règle de masse maximale pour la génération d'image fusionnée. Rappelons par ailleurs que ces deux images sont acquises à deux dates différentes (2001 et 1997). L'image classifiée obtenue par la fusion multiéchelle est donnée par la figure IV.10.



Figure IV.9. Image conflit multiéchelles

L'image résultat contient 7 classes réparties selon l'histogramme de la figure IV.11. Les taux d'occupation de ces classes sont répertoriés dans le tableau IV.7. En effet, nous retrouvons, pratiquement toutes les classes simples représentant les classes communes entre BRS et HRS, des classes composées de l'intersection des classes simples des deux images et une classe d'intersection entre l'union de toutes les classes de BRS et une classe de HRS comme le montre la légende de la figure IV.10. Cette composition crée de nouvelles classes spectrales non discernables sur HRS et sur BRS.



- VMMD
- UD
- SNH
- $VD^{(h)} \cap \left\{ \bigcup_{j=1}^3 \theta_j^p \right\}$
- $VMMD^{(b)} \cap VMD^{(h)}$
- $UD^{(b)} \cap CH^{(h)}$
- $SNH^{(b)} \cap UMD^{(h)}$

Figure IV.10. Image de fusion multiéchelles

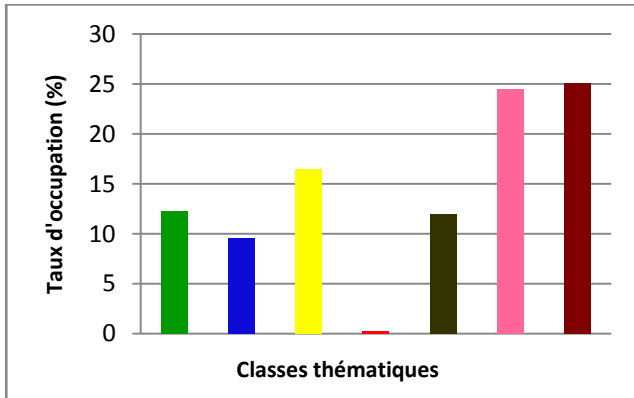


Figure IV.11. Taux d'occupation des classes thématiques dans l'image résultante de la fusion multiéchelles

Classes	Nb de pixels	(%) d'occupation
VMMD	18028	12.23
UD	14082	9.55
SNH	24285	16.47
$VD^{(b)} \cap \left\{ \bigcup_{j=1}^3 \theta_j^b \right\}$	353	0.24
$VMMD^{(b)} \cap VMD^{(b)}$	17575	11.92
$UD^{(b)} \cap CH^{(b)}$	36109	24.49
$SNH^{(b)} \cap UMD^{(b)}$	37024	25.11

Tableau IV.7. Taux d'occupation des classes de la fusion/classification multiéchelles

Bien que le nombre des classes de fusion soit très réduit, nous pouvons confirmer l'apport de ce type de fusion, qui est basé sur le modèle supervisé, pour l'amélioration de la partition thématique par la combinaison des informations spectrale et spatiale.

III. Fusion/classification par la DSMT

Dans ce cas, nous avons utilisé les mêmes images citées dans la section II.1. Pour chaque image monosource, nous avons extrait une base d'entraînement et une base de contrôle. Ces bases contiennent trois classes thématiques reportées dans le tableau IV.8. Il faut noter que la définition de trois classes thématiques dans le contexte de la DSMT est contraint par la génération du nombre de Dedicked (nombre d'éléments focaux) qui devient important pour un nombre de classes simples supérieur à 3.

Classes	Thèmes	N.E.B.E (ETM+)	N.E.B.C (ETM+)	N.E.B.E (HRV)	N.E.B.C (HRV)
	Urbain (U)	132	126	155	155
	Sol Nu (SN)	118	122	148	139
	Végétation (V)	137	133	149	149

Tableau IV.8. Données des bases d'entraînement et de contrôle de l'image HRV et ETM+

III.1. Résultats de la classification monosource par le modèle libre

En appliquant le processus de fusion par le modèle libre dans le cadre de la DSMT sur l'image multispectrale ETM+, on obtient une carte d'occupation du sol par le minimum d'incertitude. Cette carte est donnée par la figure IV.12. Sur le plan qualitatif, nous remarquons que cette image est constituée de classes simples représentant des connaissances sûres sur la zone d'étude et de classes composées (intersection de classes) représentant le paradoxe.

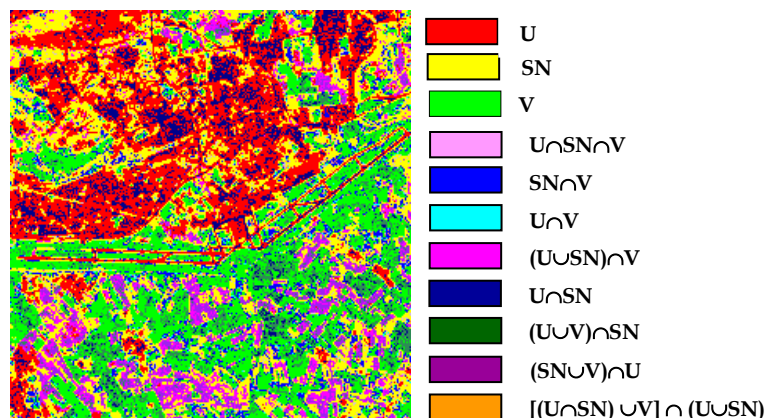


Figure IV.12. Résultat de la classification/fusion monosource de l'image ETM+ 2001 par le modèle libre

Nous remarquons aussi, à travers une comparaison avec la composition colorée de l'image ETM+ (figure IV.2), que la répartition spatiale des thèmes au sol concorde avec la réalité terrain, un tissu urbain dense avec un réseau routier au nord de l'aéroport et une zone agricole au sud de l'aéroport. Cette image contient de nouvelles classes qui représentent réellement des classes ayant des signatures spectrales intermédiaires.

L'évaluation quantitative représentée par le taux d'occupation de chaque classe thématique simple ou composée pour l'image de la figure IV.12, est donnée par l'histogramme de la figure IV.13.

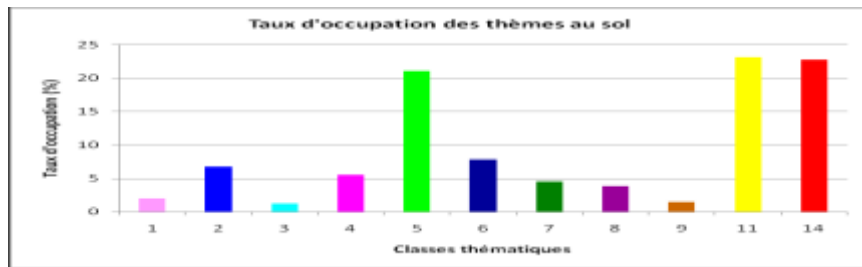


Figure IV.13. Taux d'occupation des classes thématiques au sol dans l'image fusion ETM+ 2001

A partir de cet histogramme, nous remarquons que les classes simples sont fortement représentées (avec un taux de plus de 20% pour chaque classe) par rapport aux classes composées. Néanmoins, ces dernières occupent des aires importantes (environ 40%) donnant plus d'authenticité à la carte d'occupation du sol du site d'étude. En effet, elles représentent l'information de corrélation entre les principaux thèmes énoncés au départ dans le cadre de discernement.

Pour la validation de ce résultat, nous représentons deux illustrations ; la première est la signature spectrale des classes et la deuxième est les distributions des classes dans un des canaux spectraux.

Prenons comme exemple les classes pures SN et V et la classe paradoxale « $SN \cap V$ ». Dans la figure IV.14, nous remarquons bien que la signature spectrale de la classe d'intersection « $SN \cap V$ » se situe entre les signatures spectrales des classes simples SN et V. Ceci n'est autre qu'une signature spectrale intermédiaire représentant une végétation moins dense ou bien un sol peu couvert. La figure IV.15 montre bien, à travers les distributions des 3 classes, qu'il y a une forte corrélation entre les classes pures SN et V.

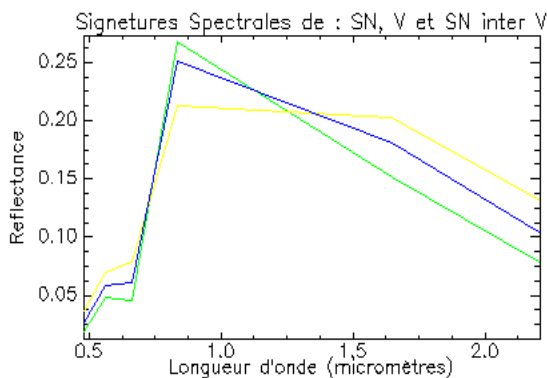


Figure IV.14. Signatures spectrales de : SN, V et SN inter V de l'image ETM+

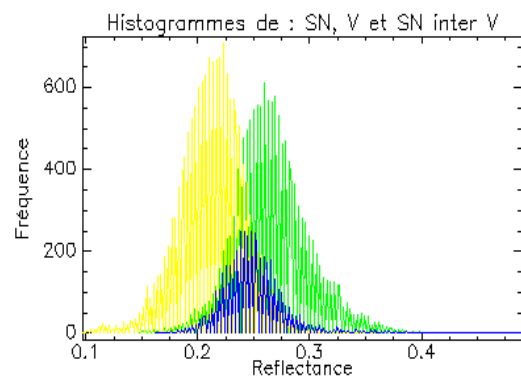


Figure IV.15. Histogrammes de : SN, V et SN inter V de l'image ETM+ dans la bande 4

III.2. Résultat de la fusion multisource et multitemporelle par le modèle libre

La deuxième application du modèle libre est la Fusion/classification multisources et multitemporelle dont l'objectif est de montrer l'apport de chaque source, indépendante dans la classification thématique et détection des changements dans la région d'étude.

Dans une étude multitemporelle d'un site, l'idéal est l'utilisation d'un jeu de données multitemporelles acquises par le même capteur satellitaire (mêmes conditions géométriques de prise de vue) et dans des conditions météorologiques proches. Cette dernière contrainte est minimisée par une normalisation radiométrique relative (correction radiométrique des données temporelles en considérant une des données comme référence). Dans notre cas, nous ne disposons pas de ce jeu de données. C'est pourquoi, deux images multisources et multitemporelles ont été utilisées dans cette étude.

III.2.1. Fusion/classification multisource

Dans ce contexte, une meilleure identification des objets dans les images multisources relatifs aux états de surfaces est basée sur l'exploitation conjointe des deux caractéristiques essentielles des capteurs qui fournissent ces images. La première caractéristique est la richesse de l'information spectrale de l'image acquise par le capteur ETM+ (six bandes spectrales) qui permet une meilleure identification et discrimination thématiques des états de surface et la deuxième caractéristique est la richesse de l'information spatiale de l'image acquise par le capteur HRV (résolution spatiale de 20m) qui permet une description plus fine des objets. Le résultat de la fusion/classification obtenu par le modèle libre est donné par la figure IV.16.

L'évaluation de ce résultat portera uniquement sur les sites invariants entre les deux dates d'acquisition (1997 et 2001). Les pistes de l'aéroport, représentées par les figures IV.17.a et IV.17.b, sont considérées comme des sites invariants et qui n'ont pas subi de changements entre les deux dates d'acquisition.

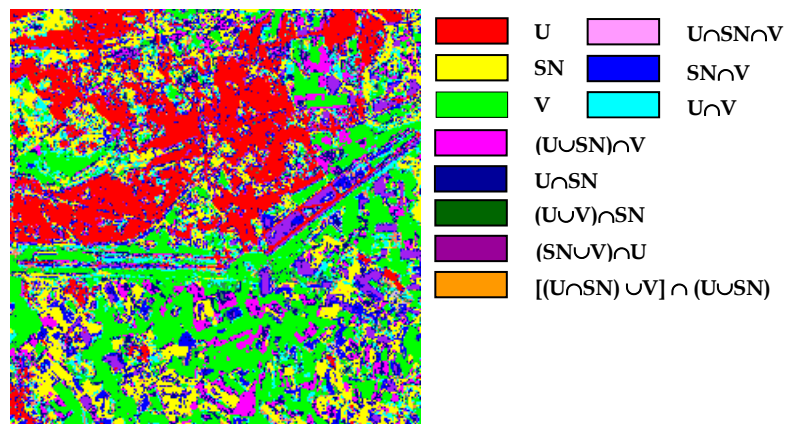


Figure IV.16. Résultat de la fusion/classification multisources des images HRV 1997 et ETM+ 2001 par le modèle libre

Nous constatons, à partir de la figure IV.17.c, que l'image multisources obtenue par le modèle libre et plus exactement les sites invariants des pistes de l'aéroport, est constituée de classes simples U sur lesquelles les deux capteurs d'acquisition (ETM+ et HRV) émettent le même avis avec certitude, et des classes composées (intersection de classes) comme les classes « $U \cap V$ », « $(SN \cup V) \cap U$ » et « $SN \cap V$ », sur lesquelles les deux capteurs émettent des avis différents, c'est-à-dire, il y a une confusion entre les deux capteurs. La justification de ce résultat est bien illustrée par la figure IV.18.

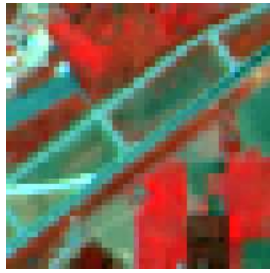


Figure IV.17.a. Zoom de RGB des pistes dans l'image HRV



Figure IV.17.b. Zoom de RGB des pistes dans l'image ETM+

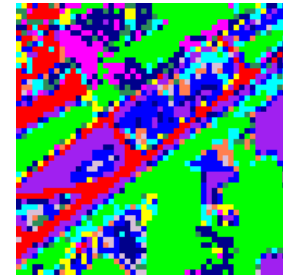


Figure IV.17.c. Zoom des pistes de l'image multisources obtenue par le modèle libre

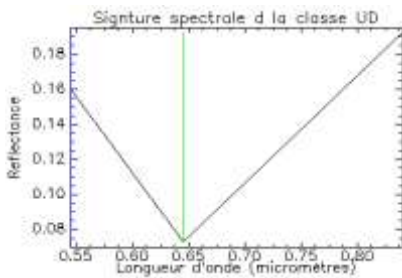
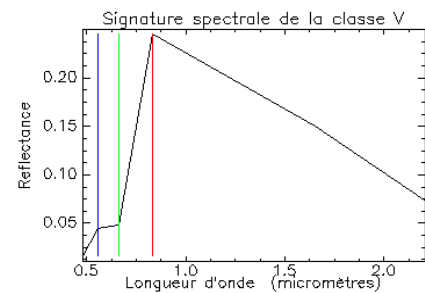


Figure IV.18. Signatures spectrales des classes Urbain (HRV 1997) et Végétation (ETM+2001) dans les sites invariants



En prenant un pixel hétérogène localisé, visuellement près de la piste de l'aéroport et affecté à la classe d'intersection « $U \cap V$ » nous constatons que sa signature spectrale dans l'image HRV correspond à la signature de la classe U, et que sa signature dans l'image ETM+ correspond à la signature de la classe V. Donc, l'attribution de ce pixel à la classe « $U \cap V$ » est bien justifiée.

III.2.2. Fusion/classification multitemporelle

L'évaluation du résultat portera cette fois ci uniquement sur les sites instables (évolutifs) entre les deux dates 1997 – 2001 et nous prenons, comme une zone agricole située au sud de l'aéroport (Figure IV.19).

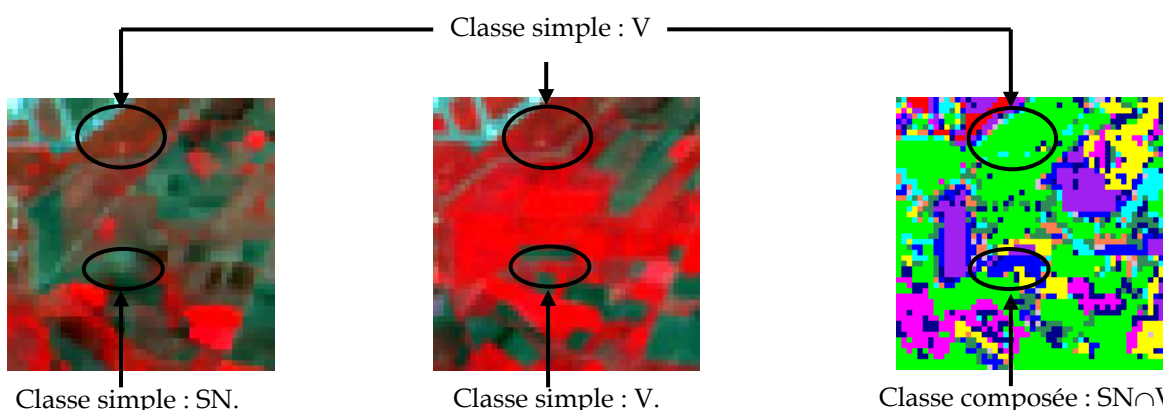


Figure IV.19.a. Zoom de RGB de la zone agricole de l'image HRV

Figure IV.19.b. Zoom de RGB de la zone agricole de l'image ETM+

Figure IV.19.c. Zoom de la zone agricole de l'image multisources obtenue par le modèle libre

Nous constatons, à partir des figures IV.19 : a, b, et c, de l'image résultat est constituée de classes simples représentant les zones stables comme la classe V n'ayant subi aucun changement, et des classes composées représentant les zones de changements durant

l'intervalle de temps considéré, comme la classe d'intersection « $SN \cap V$ » qui est une zone instable. En prenant un pixel appartenant à la classe « $SN \cap V$ » et représente une unité surfacique de la zone agricole, nous remarquons que sa signature spectrale dans l'image HRV correspond à la signature de la classe SN, (figure IV.19.a) et que sa signature dans l'image ETM+ correspond à la signature de la classe V (figure IV.19.b). Donc, l'attribution de ce pixel à la classe « $SN \cap V$ » est bien justifiée.

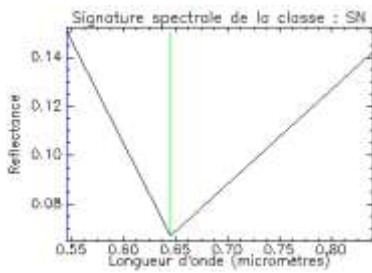
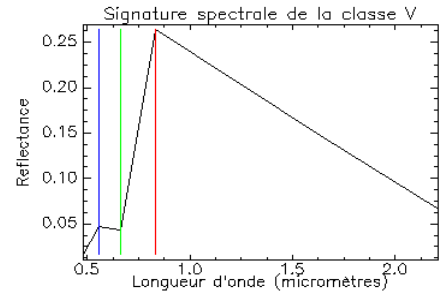


Figure IV.20. Signatures spectrales des classes Sol Nu (HRV 1997) et Végétation (ETM+2001) dans le site variant de la zone agricole



Le résultat de la détection des changements binaire entre 1997 et 2001 par la fusion/calssification multisource et multitemporelle en utilisant le modèle libre est donné par la figure IV.21. Les classes simples représentent le non changement (en noir), par contre les classes composées représentent le changement (en blanc). A partir d'une évaluation qualitative de cette carte, nous apercevons qu'il y a une grande dynamique dans la zone d'étude entre les deux dates considérées, une évolution des classes thématiques « sol nu » et « végétation » au sud de l'aéroport qui est due, d'un coté au défrichage des terrain agricoles et d'un autre coté à l'exploitation agricole des terrains nus et une forte urbanisation au nord de l'aéroport, notamment dans la région d'El Hamiz. Les taux d'occupation des différentes classes pour la règle DSMT sont répertoriés dans le tableau IV.9.

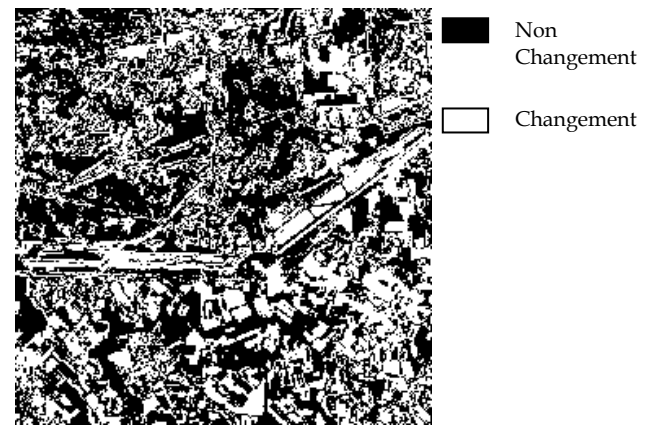


Figure IV.21. La carte de changements binaire entre 1997 et 2001 obtenue par le modèle libre

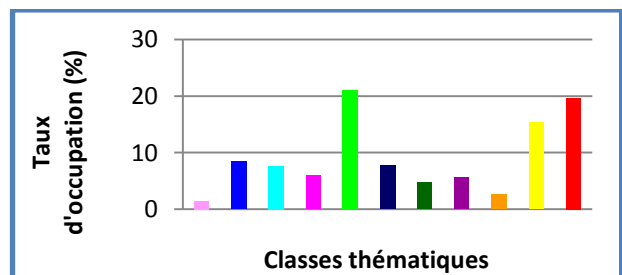


Figure IV.22. Taux d'occupation des classes thématiques (DSMT)

Classes	Nb de pixels	(%) d'occupation	Classes	Nb de pixels	(%) d'occupation
$U \cap SN \cap V$	979	1.49	$(U \cup V) \cap SN$	3073	4.69
$SN \cap V$	5545	8.46	$(SN \cup V) \cap U$	3640	5.55
$U \cap V$	5010	7.64	$[(U \cap SN) \cup V] \cap (U \cup SN)$	1662	2.53
$(U \cup SN) \cap V$	3919	5.98	SN	10000	15.26
V	13783	21.03	U	12882	19.65
$U \cap SN$	5043	7.69			

Tableau IV.9. Taux d'occupation des classes de la fusion/classification multisources et multitemporelles par la règle DSMT

A partir de cet histogramme, nous remarquons que les classes simples sont représentées avec des taux variant entre 15% et 21% et les classes composées sont représentées avec des taux d'occupation entre 1.5% et 8.5%. Sur cet histogramme, les classes composées (paradoxales) représentent des aires importantes. En effet, elles occupent environ 45% de la superficie globale donnant plus d'authenticité à l'occupation spatio-temporelle du sol du site d'étude.

III.3. Résultats de la fusion/classification par le modèle hybride

Dans le modèle hybride, la démarche de fusion/classification doit être précédée par des contraintes physiques liées à la nature thématique de l'information contenue dans les images satellitaires. Pour notre part, nous avons analysé les résultats précédents et nous avons remarqué (voir l'histogramme de la figure IV.13) que le pourcentage de pixels attribués à la classe d'intersection « $U \cap V$ » très faible. En plus, nous avons exploité les connaissances *a.priori* sur la zone d'étude (travaux ultérieurs au niveau de notre laboratoire, documents cartographiques, etc) et nous avons proposé comme contrainte, l'hypothèse exclusive « $U \cap V$ ». A cet effet, l'ensemble des éléments focaux de D^\ominus se réduit à l'ensemble suivant :

$$\{U, SN, V, U \cup SN, U \cup V, SN \cup V, U \cap SN, SN \cap V, U \cup SN \cup V, (U \cup V) \cap SN, (U \cap SN) \cup V, (SN \cap V) \cup U\}$$

La prise de décision se fera toujours sur les classes simples et les classes d'intersection, en négligeant les masses associées aux unions des classes. Ces classes sont :

$$\{U, SN, V, U \cap SN, SN \cap V, (U \cup V) \cap SN\}$$

Le conflit partiel généré par le modèle hybride est donné par la figure IV.23. Ce conflit multisources multitemporel varie entre 0.723 et 0.740, il est calculé d'une manière supervisée comme suit :

$$K[x_s] = \sum_{A_i \in \{\emptyset, \Phi_M\}} m(A_i). \quad (IV.1)$$

Tels que \emptyset est le vide absolu, $\Phi_M = \{U \cap V, U \cap SN \cap V\}$ est l'ensemble des éléments vides associé au modèle hybride M et $m(A_i)$ est la masse de fusion de l'élément vide A_i de D^\ominus .

Dans ce qui suit, nous présentons les résultats de la classification et la fusion issus de la redistribution du conflit donné par la figure IV.23 en appliquant les règles DSMT, PCR5, MURR et PURR. Les taux d'occupation des différentes classes pour chaque règle sont répertoriés dans le tableau IV.10.

Dans ce qui suit, nous présentons les résultats de la classification et la fusion issus de la redistribution du conflit donné par la figure IV.23 en appliquant les règles DSMT, PCR5, MURR et PURR. Les taux d'occupation des différentes classes pour chaque règle sont répertoriés dans le tableau IV.10.



Figure IV.23. Conflit partiel multisources multitemporel dans le cas du modèle hybride

Classes	DSMT		PCR5		MURR		PURR	
	Nbp	Pro (%)	Nbp	Pro (%)	Nbp	Pro (%)	Nbp	Pro (%)
\emptyset	0	0	0	0	0	0	0	0
$SN \cap V$	9776	14.92	7499	11.44	28871	44.05	26795	40.89
V	13783	21.03	13783	21.03	13783	21.03	13783	21.03
$U \cap SN$	9249	14.11	1750	2.67	0	0	0	0
$SN \cap (U \cup V)$	9846	15.02	19622	29.94	0	0	2076	3.17
$V \cup (U \cap SN)$	0	0	0	0	0	0	0	0
SN	10000	15.26	10000	15.26	10000	15.26	10000	15.26
$SN \cup V$	0	0	0	0	0	0	0	0
U	12882	19.66	12882	19.66	12882	19.66	12882	19.66
$U \cup (SN \cap V)$	0	0	0	0	0	0	0	0
$U \cup V$	0	0	0	0	0	0	0	0
$U \cup SN$	0	0	0	0	0	0	0	0
$U \cup SN \cup V$	0	0	0	0	0	0	0	0

Tableau IV.10. Taux d'occupation des classes de la fusion/classification multisources et multitemporelles par les règles DSMT, PCR5, MURR et PURR

III.3.1. Fusion/classification par la règle DSMT

a. Cas de données multisources

Le résultat de la fusion/classification multisource par le modèle hybride en appliquant la règle de fusion DSMT est donné par la figure IV.24.

L'évaluation de ce résultat portera toujours sur les sites invariants entre les dates 1997 et 2001. Les pistes de l'aéroport, représentées par les figures IV.25.a et IV.25.b, sont observées comme sites qui n'ont pas subi de changements entre les deux dates considérées.

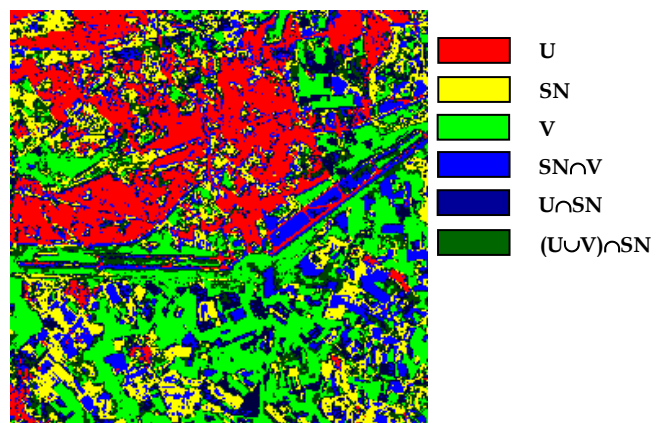


Figure IV.24. Résultat de la classification/fusion multisources des images HRV 1997 et ETM+ 2001 par la règle DSMT



Figure IV.25.a. Zoom de RGB des pistes dans l'image HRV

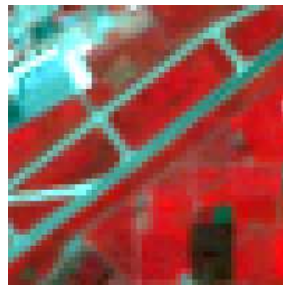


Figure IV.25.b. Zoom de RGB des pistes dans l'image ETM+

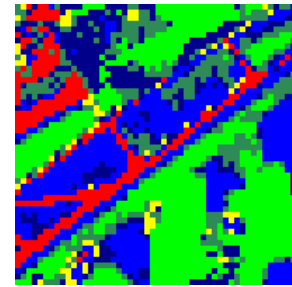


Figure IV.25.c. Zoom du résultat obtenu par DSMT

Nous constatons, voir figure IV.25.c, qu'au niveau des pistes de l'aéroport présence des classes pures comme la classe U sur lesquelles les deux capteurs émettent un avis commun et les classes d'intersection comme la classe « $SN \cap V$ » sur lesquelles les deux capteurs émettent un avis différent. Ce résultat est bien illustré par le tracé des signatures spectrales (figure IV.26) d'un pixel des pistes appartenant à la classe d'intersection « $SN \cap V$ ».

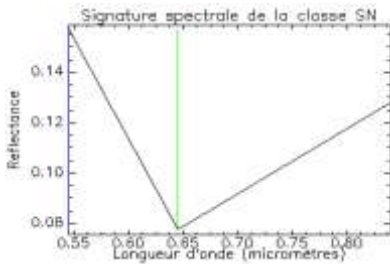
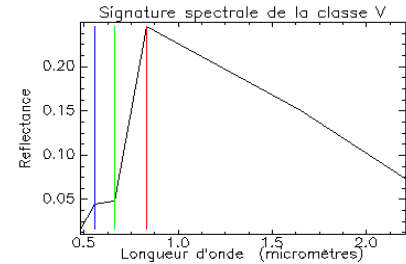


Figure IV.26. Signatures spectrales des classes Sol Nu (HRV 1997) et Végétation (ETM+2001) dans le site invariant pistes de l'aéroport



b. Cas de données multitemporelles

Dans la fusion/classification multitemporelle, nous avons pris les mêmes hypothèses d'évaluation définies dans le cas du modèle libre à savoir : la zone agricole qui est située au sud de l'aéroport est prise comme exemple des sites de changements entre les dates d'acquisition considérées. Les figures IV.27.a, IV.27.b et IV.27.c représentent des zooms sur cette zone en composition colorée (ETM+ et HRV) ainsi que le résultat de fusion/classification multitemporelle par la règle DSMT.

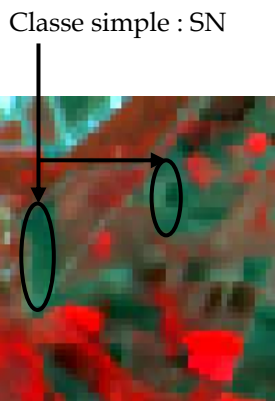


Figure IV.27.a. Zoom de RGB HRV



Figure IV.27.b. Zoom de RGB ETM+

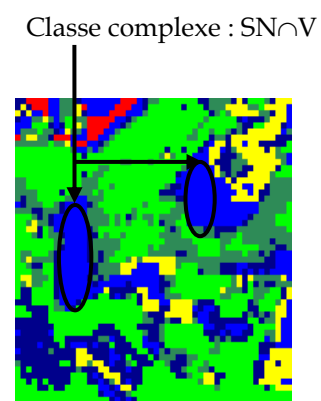


Figure IV.27.c. Zoom du résultat de la DSMT

Nous constatons à partir de la figure IV.27.c qu'il y a un changement thématique survenu sur cette zone. Un changement du sol nu (origine) vers végétation (destination). La

validation de ce résultat est faite en prenant un pixel appartenant à la classe « $SN \cap V$ » et ensuite, observer sa variation entre 1997 et 2001. A partir des signatures spectrales de la figure IV.28, nous constatons que ce pixel de la classe « sol nu » dans 1997 a changé de classe, après quatre ans, vers la classe simple « Végétation ».

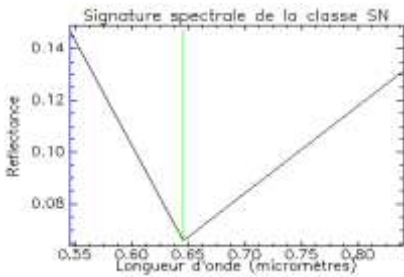
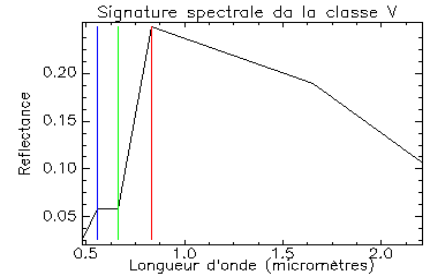


Figure IV.28. Signatures spectrales des classes Sol Nu (HRV 1997) et Végétation (ETM+2001) dans le site variant de la zone agricole



L'évaluation quantitative représentée par le taux d'occupation de chaque classe thématique simple ou composée pour l'image de la figure IV.24, est donnée par l'histogramme de la figure IV.29. A partir de cet histogramme, nous remarquons que les classes simples sont représentées par les mêmes taux que le modèle libre. Cependant, les classes composées sont représentées par environ 15% pour chaque classe, des aires beaucoup plus importantes que celles du modèle libre.

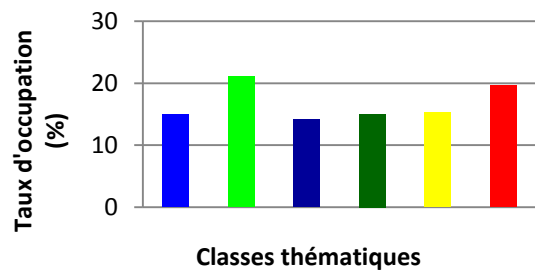


Figure IV.29. Taux d'occupation des classes thématiques dans l'image résultat de DSMT

En effet, il y'a eu lieu le transfert des masses des classes composées dans le modèle libre vers des classes composées non vides après l'application des contraintes d'intégrité. Ce transfert est effectué par les deux termes S_2 et S_3 de la règle de combinaison DSMT (voir Chp.III, paragraphe IV.2.3).

III.3.2. Fusion/classification par la règle PCR5

La fusion/classification par la règle PCR5 permet de redistribuer d'une manière proportionnelle les conflits partiels uniquement aux éléments impliqués dans ces conflits. Dans notre travail, nous avons appliqué cette règle dans le processus de fusion/classification. Par conséquent, nous avons obtenu le résultat représenté par la figure IV.30.

Nous remarquons que la répartition spatiale des thèmes au sol dans l'image de la figure IV.30 concorde avec la réalité terrain, un tissu urbain dense au nord de l'aéroport et une zone agricole au sud de l'aéroport. Cette carte contient de nouvelles classes qui représentent réellement des classes ayant des signatures spectrales intermédiaires.

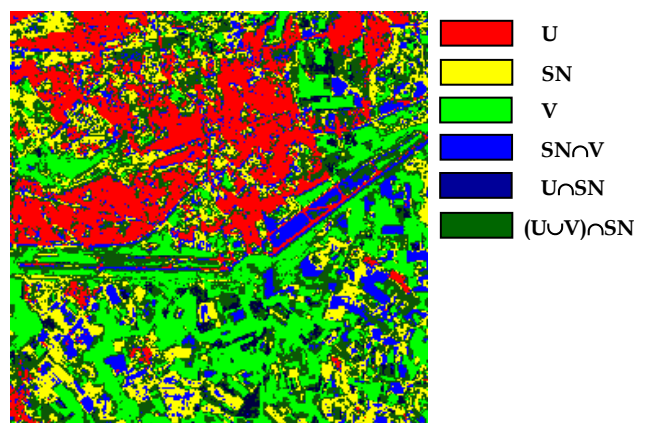


Figure IV.30. Résultat de la fusion/classification multisources des images HRV 1997 et ETM+ 2001 par la règle PCR5

L'évaluation quantitative représentée par le taux d'occupation de chaque classe thématique simple ou composée pour l'image de la figure IV.30, est donnée par l'histogramme de la figure IV.31.

A partir de cet histogramme, nous remarquons que les classes simples sont représentées par les mêmes taux que le modèle libre. Cependant, les classes composées sont représentées par des taux variant entre 2.5% et 30%.

En effet, il y'a eu le transfert des masses des éléments des conflits partiels ($U \cap V$ et $U \cap SN \cap V$) engendrés par l'introduction de la contrainte principale vers les éléments composés selon la relation de proportionnalité de la règle PCR5.

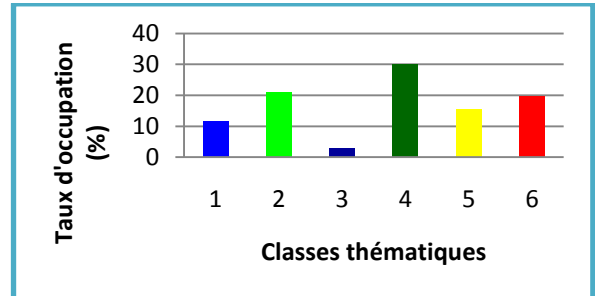


Figure IV.31. Taux d'occupation des classes thématiques au sol dans l'image de fusion par la règle PCR5

On remarque au niveau de la décision que la règle PCR5 a modélisé, en plus du paradoxe, l'ignorance en affectant un taux d'occupation très important (environ 30%) à la classe $SN \cap (U \cup V)$.

III.3.3. Fusion/classification par la règle MURR

Le résultat de l'application de cette règle contient une nouvelle classe ($SN \cap V$) ayant une signature spectrale intermédiaire. Par conséquent, le nombre de classes diminue à cause de manque de précision au niveau de transfert de cette règle qui est effectué d'une manière uniforme (voir Chp.III, paragraphe IV.2.5).

L'évaluation quantitative représentée par le taux d'occupation de chaque classe thématique simple ou composée pour l'image de la figure IV.32, est donnée par l'histogramme de la figure IV.33.

A partir de cet histogramme, nous constatons que les classes simples sont représentées par les mêmes taux que le modèle libre. Par ailleurs, il existe seulement une classe composée (classe paradoxale) d'un taux de 44%. En effet, il y'a eu le transfert des masses des éléments des conflits partiels ($U \cap V$ et $U \cap SN \cap V$) engendrés par l'introduction de la contrainte principale vers les éléments composés d'une manière uniforme par la règle MURR (la règle de redistribution uniforme modifiée).

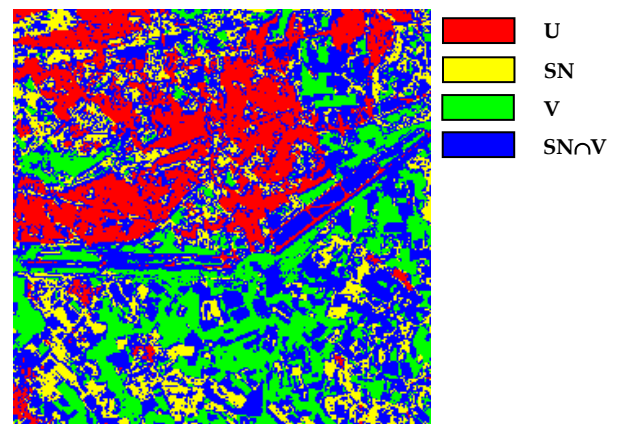


Figure IV.32. Résultat de la fusion/classification multisources des images HRV 1997 et ETM+ 2001 par la règle MURR

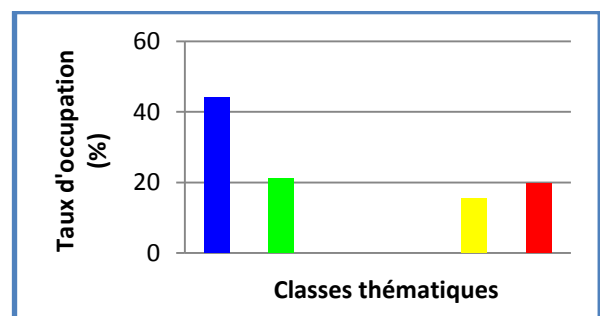


Figure IV.33. Taux d'occupation des classes thématiques au sol dans l'image de fusion par la règle MURR

III.3.4. Fusion/classification par la règle PURR

L'image résultat de l'application de cette règle contient deux nouvelles classes qui représentent réellement des classes ayant des signatures spectrales intermédiaires. L'évaluation quantitative représentée par le taux d'occupation de chaque classe thématique simple ou composée pour l'image de la figure IV.34, est donnée par l'histogramme de la figure IV.35.

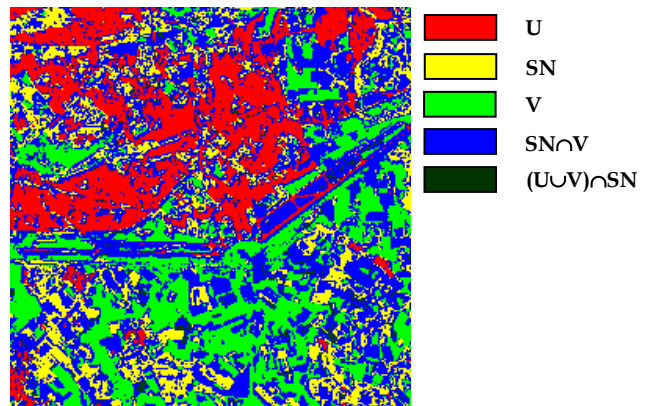


Figure IV.34. Résultat de la fusion/classification d'images HRV et ETM+ par la règle PURR

A partir de cet histogramme, nous constatons que les classes simples sont représentées par les mêmes taux que le modèle libre et les classes composées $SN \cap V$ et $SN \cap (U \cup V)$ sont représentées respectivement par 41% et 3%. En effet, il y'a eu le transfert des masses des éléments des conflits partiels ($U \cap V$ et $U \cap SN \cap V$), engendrés par l'introduction de la contrainte principale vers les éléments composés d'une manière partiellement uniforme par la règle PURR (la règle de redistribution partiellement uniforme).

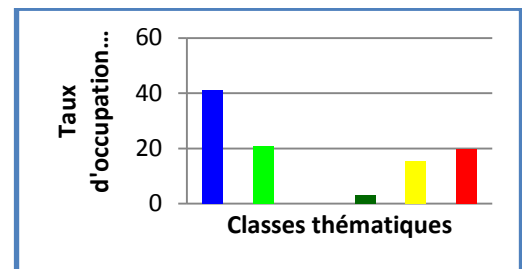


Figure IV.35. Taux d'occupation des classes thématiques dans l'image résultat de la règle PURR

III.4. Comparaison entre le modèle libre et le modèle hybride

Après avoir obtenu les images résultats de l'occupation spatio-temporelle des états de surface en utilisant les modèles libre et hybride de DSm, nous avons effectué une étude comparative entre ces deux modèles sur le plan complexité, temps de calcul, nature des classes résultantes, etc.). Les différents résultats de cette étude sont donnés par le tableau IV.11. Dans la fusion/classification multisources et multitemporelle par le modèle hybride, la carte de changements binaire que nous avons obtenue est la même que pour le modèle libre. Cette similitude est due à la règle de décision que nous avons appliquée. Les pixels qui représentent le non changement (les classes simples) sont les pixels qui appartiennent à la même classe simple dans les deux résultats obtenus par le MVS.

	Modèle libre	Modèle hybride
Cardinalité de l'ensemble hyper-puissant	Importante et suivant les nombres de Dedekind	Réduite suivant les contraintes introduites
Temps d'exécution	Important et pour $n \geq 6$ très important	Acceptable
Taille de la mémoire nécessaire	Importante et pour $n \geq 6$ insuffisante	Suffisante
Carte obtenue	Comporte des classes non significatives	Comporte des classes plus réalistes

Tableau IV.11. Comparaison entre le modèle libre et le modèle hybride

Par contre, les pixels qui représentent le changement sont les pixels qui appartiennent à des classes composées. La différence entre les deux images de changement se situe au niveau des classes qui représentent l'évolution diachronique des états de surface. Dans le modèle libre, le nombre de classes de changement est supérieur au nombre de classes de changement dans le modèle hybride. Notons que la précision, l'efficacité et la puissance de chaque modèle sur le plan applicatif et selon les contraintes soit physiques (recouvrement ou non des thèmes), soit mathématiques liées au nombre de Dedikind (le nombre de classes $n \leq 11$), faisabilité ($n \leq 6$), etc..) feront l'objet des travaux envisagés dans les perspectives de ce travail.

IV. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les résultats obtenus par les différents modèles de fusion/classification que nous avons mis en œuvre en utilisant la DST et la DSMT, appliqués aux données multisources, multitemporelles et multiéchelles.

Tout d'abord, nous avons présenté le site d'étude et les images satellitaires utilisées. Ensuite, nous avons présenté les résultats des modèles développés dans le cadre évidentiel et dans le cadre de la DSMT. Pour cette dernière théorie, nous avons donné les résultats des modèles libre et hybride en définissant la contrainte spécifique à cette zone d'étude. Plusieurs règles de décision sont mises en œuvre et nous avons présenté quelques résultats illustratifs dans le cas de la fusion/classification multisource et multitemporelle. Il faut noter que la cartographie spatio-temporelle est un axe très promoteur et trouve beaucoup d'applications particulièrement dans les Systèmes d'Information Géographique Historiques (SIGH) pour la constitution des bases de données spatio-temporelles et la réalisation des simulations de prévention et gestion des régions d'intérêt.

CONCLUSION GENERALE

Dans ce travail, nous avons développé et appliqué des modèles de fusion et de classification des images satellitaires par la théorie de l'évidence de Dempster-Shafer (DST) et la théorie du raisonnement plausible et paradoxal de Dezert-Smarandache (DSmT). Notre but est la cartographie de l'occupation du sol ainsi que la détection et la quantification des changements en utilisant des images satellitaires multisources, multitemporelles et multiéchelles.

Les résultats obtenus par la DST sont encourageants. L'étude comparative de ces résultats par rapport à ceux obtenus par l'approche bayésienne [BOU, 2005], [KHE, 2006] montre que les modèles développés, basés sur la DST permettent de générer de nouvelles classes, dites "classes d'ignorance" représentant l'ambiguïté entre les différentes classes thématiques de l'ensemble de discernement. Par ailleurs, la fusion multiéchelles nous a permis de montrer l'apport de l'information à différentes résolutions dans l'identification thématique des unités surfaciques.

Pour les modèles associés à la DSmT, les résultats obtenus dépendent du type de modèle et des contraintes posées *a priori*. Nous les avons appliqués pour un nombre de classes réduit (3 classes) dans un premier temps afin de valider l'aspect algorithmique et d'évaluer le temps calcul pour la fusion/classification d'images multisources. Dans un deuxième temps, nous avons déterminé et analysé le nombre de classes générées après l'application de la règle de décision, nous avons constaté que le nombre de classes thématiques, dans le cas du modèle libre est de 11 classes bien que le nombre théorique est de 19. En effet, après l'application de la règle de décision, des classes présentant une grande incertitude sont éliminées de l'ensemble des classes de sortie (contrainte évidentielle). Par ailleurs, certaines classes présentes dans l'image de sortie ne sont pas significatives par rapport à la réalité terrain. Ce problème est résolu par l'introduction de contraintes sur l'ensemble "hyperpowerset" initial (modèle hybride). Nous avons obtenu, dans ce cas, un nombre de classes réduit et réaliste égal à 6 classes. La validation des différents résultats a été effectuée par les tracés de signatures spectrales et les histogrammes des classes résultantes.

Les difficultés rencontrées lors de la réalisation de ce travail sont tout d'abord au niveau de la compréhension des fondements théoriques de la DST et la DSmT, dans l'estimation des masses pour les différents modèles. Un deuxième niveau de difficulté c'est l'adaptation des règles de décision (nouvelles règles) aux modèles libre et hybride de la DSmT. Et un troisième niveau de difficulté c'est l'évaluation des différents résultats obtenus vu la diversité des modèles, des règles de décision et la non disponibilité des images qui remplissent les conditions requises citées dans le quatrième chapitre.

Il faut noter que la cartographie spatio-temporelle est un axe très promoteur et trouve beaucoup d'applications particulièrement dans les Systèmes d'Information Géographique Historiques (SIGH) pour la constitution des bases de données spatio-

temporelles et la réalisation des simulations de prévention et gestion des régions d'intérêt.

Les perspectives éventuelles à cette recherche sont diverses :

1. Modélisation appropriée des données multisources et multitemporelles pour s'affranchir du réglage manuel du seuillage relatif au conflit ;
2. Considération d'autres modèles d'estimation de masses dans le cadre de la DST et la DSMT ;
3. Application de la DSMT pour la fusion et la classification (ponctuelle et contextuelle) de données multiéchelles ;
4. Application de la DST et la DSMT pour la fusion dynamique ;
5. Application de la DST et la DSMT pour la fusion et la classification de données optiques et radar.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [ABI, 1992] ABIDI, M. A. and GONZALEZ, R. C., 1992, «Data fusion in robotics and machine intelligence». New York: Academic, 1992.
- [APP, 1991] APPRIOU, A., 1991, «Probabilités et incertitude en fusion de données multisenseurs». 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, 1998.
- [BEZ, 1986] BEZAG, J., 1986, «On the Statistical Analysis of Dirty Pictures». J. R. Statist. Soc. B, 48, 3, pp. 259-302, 1986.
- [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.
- [BOU, 2005] BOUAKACHE, A., 2005, « Fusion des images satellitaires par la théorie d'évidence et la théorie du raisonnement plausible et paradoxal ». Mémoire de magister en électronique, spécialité Traitement du signal et d'images, Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediène, Bab Ezzouar, Alger, Algérie, 91 p, 2005.
- [BOU, 2008] BOUAKACHE, A., KHEDAM, R., ABBAS, N., AIT ABDESSELAM, Y. and BELHADJ-AISSA, A., 2008, «Multi-scale Satellite Images Fusion using Dempster Shafer Theory». The IEEE International conference on information and communication Technologies: from theory to applications- ICTTA'08, Damascus, Syria, April 05-10, 2008.
- [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.
- [BRU, 1999] BRUZZONE, L., PRIETO, D. F., & SERPICO, S. B., 1999, «A neural-statistical approach to multitemporal and multisource remote sensing image classification». IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing, vol. 37, no. 3, pp. 1350-1359, 1999.

- [CHA, 1986] CHATALIC, P., 1986, «Raisonnement déductif en présence de connaissances imprécises et incertaines : Un système basé sur la théorie de Dempster-Shafer». Thèse Phd, Université Paul Sabatier, Toulouse, France, 357 p, 1986.
- [COM, 1974] COMET, L., 1974, «Sperner Systems», sec. 7.2 in *Advanced Combinatorics: The Art of Finite and Infinite Expansions*, D. Reidel Publ. Co., pp. 271-273, 1974.
- [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, 2004.
- [CLE, 1991] VAN CLEYNENBREUGEL J., OSINGA S.A., FIERENS F., SUETENS P., OOSTERLINCK A., 1991, «Road Extraction from Multi-temporal Satellite Images by an Evidential Reasoning Approach», *Pattern Recognition Letters*, vol. 12, p. 371-380, 1991.
- [DED, 1897] DEDEKIND, R., 1897, «Über Zerlegungen von Zahlen durch ihre grössten gemeinsamen Teiler», In *Gesammelte Werke*, Bd. 1. pp. 103-148, 1897.
- [DEZ, 2002a] 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, 2002b] DEZERT, J., 2002, «Foundations for a new theory of plausible and paradoxical reasoning», *Information & Security, An int. Journal*, edited by Prof. Tzv. Semerdjiev, CLPP, Bulgarian Acad. of Sci., Vol. 9, 2002.
- [DEZ, 2003a] DEZERT, J., SMARANDACHE, F., 2003, «On the generation of hyper-powersets for DSmT», *Proc. of the 6th Int. Conf. on inf. fusion (Fusion 2003)*, Cairns, Australia, july 8-11, 2003.
- [DEZ, 2003b] DEZERT, J., SMARANDACHE, F., 2003, «Partial ordering of hyper-powersets and matrix representation of belief functions within DSmT», *Proc. of Fusion 2003 Conf.*, pp. 1230-1238, Cairns, Australia, July 8-11, 2003.
- [DEZ, 2003c] DEZERT, J., 2003, «Foundations 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., DANIEL, M., 2004, «The Generalized Pignistic Transformation», *Proceedings of 7th International Conference on Information Fusion*, Fusion 2004, Stockholm, Sweden, June, 2004.
- [DEM, 1967] DEMPSTER, A.P., 1976, «Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping». *Annals of Mathematical Statistics*. Vol. 38, n° 2, pp. 325-339, 1967.
- [DEM, 1968] DEMPSTER, A.P., 1968, «A generalisation of Bayesian Inference». *Journal of the Royal Statistical Society*, 30: pp. 205-247, 1968.
- [DEN, 1995] DENOEUUX, 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] DENOEU, T., 1997, «Analysis of evidence-theoretic decision rules for pattern classification». Pattern Recognition, vol. 30, no. 7, p. 1095-1107, 1997.
- [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, 1988] DUBOIS, D., PRADE, H., 1988, «Representation and combination of uncertainty with belief functions and possibility measures». Computational Intelligence, 4, pp. 244-264, 1988.
- [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, 1994.
- [FLO, 2006] FLOREA, M.C., DEZERT, J., VALIN, P., SMARANDACHE, F., JOUSSELME, A.-L., 2006, «Adaptative combination rule and proportional conflict redistribution rule for information fusion». Proc. Of COGNITIVE systems with Interactive Sensors Conf. Cogis'06, Paris, France, March 2006.
- [FOU, 2002] FOUCHER, S., GERMAIN, M., BOUCHER, J., BENIE, G., 2002, «Multisource Classification Using ICM and Dempster-Shafer Theory», IEEE Trans on Instrumentation and Measurement, Vol. 51, N°. 2, April 2002.
- [GAR, 1986] GARVEY T.D., 1986, «Evidential Reasoning for Land-Use Classification», Analytical Methods in remote Sensing for Geographic Information Systems, International Association of Pattern Recognition, Technical Committee 7 Workshop, Paris, 1986.
- [GEM, 1984] GEMAN, S., GEMAN, D., 1984, «Stochastic Relaxation, Gibbs Distributions, and the Bayesian Restoration of Images». IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI-6, 6, pp. 721-741, 1984.
- [INA, 1991] INAGAKI T., 1991, «Interdependence between safety-control policy and multiple-sensor schemes via Dempster-Shafer theory», IEEE Trans. On reliability, Vol. 40, N°. 2, pp. 182-188, 1991.
- [JHY, 1996] JHYUNG, Y., SWAIN, P. H., 1996, "Bayesian Contextual Classification Based on Modified M-Estimates and Markov Random Fields". IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 34, 1, pp. 67-74, 1996.
- [KEN, 1991] KENNES, R., SMETS, PH., 1991, «Fast algorithms for Dempster-Shafer theory», in Uncertainty in Knowledge Bases, B. Bouchon-Meunier, R.R. Yager, L.A. Zadeh (Editors), Lecture Notes in Computer Science 521, Springer-Verlag, Berlin, pp. 14-23, 1991.
- [KEN, 1992] KENNES, R., 1992, «Computational Aspects of the Möbius Transformation of Graphs», IEEE Trans. on SMC. 22, pp. 201-223, 1992.
- [KHE, 2001] KHEDAM, R., 2001, «Etude et développement de méthodes de classification supervisée contextuelle d'images satellitaires». Thèse de Magister en traitement d'images, USTHB, Alger, Algérie, 141 p, 2001.

- [KHE, 2006] KHEDAM, R., BOUAKACHE, A., MERCIER, G., BELHADJ-AISSA, A., 2006, «Fusion multitemporelle par la théorie de Dempster-Shafer pour la detection et la cartographie des changements : Application au milieu urbain et périurbain de la région d'Alger», *Revue Télédétection*. Vol. 6, N°. 4, pp. 359-404, 2006.
- [KHE, 2007] KHEDAM, R., BOUAKACHE, A., ABBAS, N., AIT ABDESSELAM, Y. et BELHADJ-AISSA, A., 2007, «Amélioration de la carte d'occupation du sol par la fusion d'images satellitaires multi-échelles. Application au milieu urbain et périurbain de la région d'Alger». Acceptée pour publication dans la *Revue Internationale de Géomatique*, Hermès Sciences Lavoisier, vol. 19, n°1, Paris, France, 2008.
- [KHE, 2008] KHEDAM, R., 2008, «Etude et développement de méthodologies de fusion/classification contextuelle d'images satellitaires multisources. Application à la cartographie thématique de la ville d'Alger » Thèse de Doctorat en Electronique, option « traitement d'images et télédétection ». Faculté d'Electronique et d'Informatique, USTHB, 200 p., 2008.
- [KIT, 1985] KITTLER, J., PAIRMAN, D., 1985, «Contextual pattern recognition applied to cloud detection and identification», *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 23, no. 4, pp. 885-863, 1985.
- [LEE, 1987] LEE T., RECHARDS J.A., SWAIN P.H., 1987, «Probabilistic and Evidential Approaches for Multisource Data Analysis», *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. GE-25, N°. 3, p. 283-293, 1987
- [LEE, 1990] LEE, T., WEGER, R.C., SENGUPTA, S.K. AND WELCH, R.M., 1990, « A neural network approach to cloud classification », *IEEE Transactions on geoscience and Remote Sensing*, Vol. 28, p.846-855, 1990.
- [LEF, 2002] LEFEVRE E., COLOT O., VANNOORENBERGHE P., 2002, «Belief functions combination and conflict management», *Inf. Fusion J.*, Vol. 3, N°. 2, pp. 149-162, 2002.
- [LEH, 1997] LE HÉGARAT-MASCLE, S., BLOCH, I. AND VIDAL-MADJAR, D., 1997, «Application of Dempster Shafer evidence theory to unsupervised classification in multisource remote sensing». *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*. Vol.35, N°. 4, pp. 1018-1031, 1997.
- [LEH, 1998] LE HÉGARAT-MASCLE, S., BLOCH, I. AND VIDAL-MADJAR, D., 1998, «Introduction 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., RICHARS, D. AND OTTLÉ, C., 2003, «Multi-scale data fusion using Dempster-Shafer evidence theory», *Integrated Computer-Aided Engineering*, IOS press, 2003.
- [LOW, 1991] LOWRANCE, J.D., STRAT, T.M., WESLEY, L.P., GARVEY, T.D., RUSPINI, E.H., WILKINS, D.E., 1991, «The Theory, Implementation and Practice of Evidential Reasoning», SRI project 5701 final report, SRI, Palo Alto, 1991.

- [MAN, 1992] MANGOLINI, M., RANCHIN, T., & WALD, L., 1992, «Procédé et dispositif pour augmenter la résolution spatiale d'images à partir d'autres images de meilleure résolution spatiale». Brevet n° 92-1396, 1992.
- [MAN, 1994] MANGOLINI, M., 1994, «Apport de la fusion d'images satellitaires multicapteurs au niveau pixels en télédétection et photo-interprétation». Thèse de Doctorat en sciences, Université de Nice Sophia Antipolis, Nice, France, 174 p, 1994.
- [PIE, 1989] PIECZYNSKI, W., 1989, «Estimation of context in random fields». *Journal of Applied Statistics*, 16, 2, pp. 283-289, 1989.
- [POH, 1998] POHL, C., & VAN GENDEREN, J. L., 1998, «Multisensor image fusion in remote sensing: concepts, methods and applications». *International Journal of Remote Sensing*, vol. 19, no. 5, pp. 823-854, 1998.
- [RAN, 1993] RANCHIN, T., 1993, «Application de la transformée en ondelettes 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.
- [RAS, 1990] RASOULIAN H., THOMPSON W.E., KAZDA L.F., PARRA-LOERA R., 1990, «Application of the Mathematical Theory of Evidence to the Image Cueing and Image Segmentation Problem», *SPIE Signal and Image Processing Systems Performance Evaluation*, vol. 1310, p. 199-206, 1990.
- [RIC, 1998] RICHARDS, J. A., & JIA, X., 1998, «Remote Sensing Digital Image Analysis». An Introduction. 3rd Edition, Springer-Verlag, Berlin, 1998.
- [RIC, 1988] RICHARDSON, J. M., & MARSH, K. A., 1988, «Fusion of multisensor data». *Int. J. Robot. Res.*, Vol. 7, pp. 78-96, 1988.
- [SAR, 2005] SARKAR, S., & HEALEY, G., 2005, «Selecting neighbor sets for texture classification using multispectral images». *Proceedings of SPIE, the International Society for Optical Engineering*, Orlando, Florida, USA, 28 March-1 April, 2005.
- [SCH, 1996a] SCHISTAD SOLBERG, A. H., TAXT, T., & JAIN, A. K., 1996, «A Markov random field model for classification of multisource satellite imagery». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 34, no. 1, pp. 100-113, 1996.
- [SCH, 1996b] SCHISTAD SOLBERG, A. H., 1996, «Texture fusion and classification based on flexible discriminant analysis». In *Int. Conf. Pattern Recognition (ICPR)*, Vienna, Austria, pp. 596-600, 1996.
- [SCH, 1999] SCHISTAD SOLBERG, A. H., 1999, «Contextual Data Fusion Applied to Forest Map Revision». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37, 3, pp. 1234-1243, 1999.
- [SHA, 1976] SHAFER, G., 1976, «A Mathematical Theory of Evidence». Princeton University Press, Princeton (NJ), 312 p.
- [SHA, 1990] SHAFER, G., 1990, «Perspectives on the Theory and Practice of Belief Functions», *International Journal of Approximate Reasoning*, Vol. 4, pp 323-362, 1990.

- [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, 321 p, 1998.
- [SMD, 2004] SMARANDACHE, F ET DEZERT, J., 2004, «Advances and Application of DSMT for Information Fusion», American Research Press, Vol. 1, 418 p, 2004.
- [SMD, 2005a] SMARANDACHE F., DEZERT J., 2005, Proportional Conflict Redistribution Rules for Information Fusion, submitted to JAIF Journal, (preprint draft at <http://arxiv.org/pdf/cs.AI/0408064>), March 2005.
- [SMD, 2005b] SMARANDACHE F., DEZERT J., 2005, Information Fusion Based on New Proportional Conflict Redistribution Rules, Proceedings of Fusion 2005 International Conference on Information Fusion, Philadelphia, PA, July 26-29, 2005.
- [SMD, 2006] SMARANDACHE, F ET DEZERT, J., 2006, «Advances and Application of DSMT for Information Fusion», American Research Press, Vol. 2, 442 p, 2006.
- [SMD, 2007] SMARANDACHE, F., DEZERT, J., 2007, «Uniform Redistribution Rules», (preprint draft at <http://arxiv.org/pdf/cs.AI/0702028v1>), February 2007.
- [SME, 1990a] SMETS, PH., 1990, «The Combinaison of Evidence in the Transeferable Belief Model ». IEEE Trans. On PAMI, Vol. 12, n° 5, pp 447-458, 1990.
- [SME, 1990b] SMETS, PH., 1990, «Constructing the pignistic probability function in a context of uncertainty", in Uncertainty in Artificial Intelligence 5. Henrion M. and Shachter, R. D. and Kanal, L. N. and Lemmer, J.F. (Editors), North Holland, Amsterdam, pp. 29-40, 1990.
- [SME, 1994] SMETS, PH. AND KENNES, R., 1994, «The transferable belief model». Artificial Intelligence 66, pp.191-234, 1994.
- [SME, 2000] SMETS, PH., 2000, «Data Fusion in the Transferable Belief Model», Proceedings of 3rd Int. Conf. on Inf. Fusion (Fusion 2000), pp. PS-21-PS33, (<http://www.onera.fr/fusion2000>), Paris, July 10-13, 2000.
- [SME, 2002] SMETS, PH. AND DENOEU, T., 2002, «Data Fusion in the Transferable Belief Model», Tutorial given on 5th Int. Conf. On Inf. Fusion (Fusion 2002), Annapolis, MD, USA, July 2002.
- [SME, 2004] SMETS, PH., 2004, «The Application of the Matrix Calculus to Belief Functions», IRIDIA, Université Libre de Bruxelles, (<http://iridia.ulb.ac.be/~psmets/MatrixRepresentation.pdf>), Belgium, August 10, 2004.
- [SOL, 1999] SOLAIMAN, B., PIERCE, L. E., & ULABY, F. T., 1999, «Multisensor data fusion using fuzzy concepts : application to land-cover classification using ERS-1/JERS-1 SAR composites». IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing, vol. 37, no. 3, pp. 1316-1326, 1999.

- [VOO, 1999] VOORBRAAK, F., 1999, «Reasoning with uncertainty». Rapport scientifique, 22 p, 1999.
- [WAN, 1994] VAN, W., & FRASER, D., 1994, «A self-organizing map model for spatial and temporal contextual classification». In IEEE Symp. Geosci. Remote Sensing (IGARSS), Lincoln, NE, pp. 529-531, 1994.
- [WAN, 1999] VAN, W., & FRASER, D., 1999, «Multisource data fusion with multiple self-organizing maps». IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing, vol. 37, no. 3, pp. 1344-1349, 1999.
- [WAL, 1998] WALD, L., 1998, «Data fusion: A conceptual approach for an efficient exploitation of remote sensing images». In Proc. 2nd Conf. Fusion of Earth Data: Merging Point Measurement. Raster Maps and Remotely Sensed Images, pp. 17-23, 1998.
- [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.
- [XU, 1996] 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.
- [YAG, 1983] YAGER, R., 1983, «Hedging in the combination of evidence». Journal of Information and Optimization Science, Vol. 4, N° 1, pp. 73-81, 1983.
- [YAG, 1985] YAGER, R., 1985, «On the relationships of methods of aggregation of evidence in expert systems». Cybernetics and Systems, Vol. 16, pp. 1-21, 1985.
- [YAG, 1987] YAGER, R., 1987, «On the Dempster-Shafer framework and new combination rules». Information Sciences, Vol. 41, pp. 93-138, 1987.
- [YAG, 1993] YAGER, R., 1993, «On the Completion of Qualitative Possibility Measures». IEEE Transactions on Fuzzy Systems, Vol. 1, N° 3, August 1993.
- [ZAD, 1968] ZADEH, L. A., 1968, «Fuzzy algorithm». Inform. Contr., vol. 12, pp. 94-102, 1968.
- [ZAH, 1992] ZAHZAH E., 1992, Contribution à la représentation des connaissances et à leur utilisation pour l'interprétation automatique des images satellites, Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier, Toulouse, 1992.

ANNEXE A

Représentation matricielle et ordre partiel sur l'hyper-powerset D^\ominus

Exemple pour $\theta = \{\theta_1, \theta_2\}$ avec le modèle libre M^f :

Dans ce premier cas, l'ordonnement de DSm sur D^\ominus est donné par le tableau A.1.

Elément $\alpha_i \in D^\ominus (M^f(\Theta)), i = 0, \dots, 4$	$s(\alpha_i)$
$\alpha_0 = \emptyset$	$s(\alpha_0) = 0$
$\alpha_1 = \theta_1 \cap \theta_2$	$s(\alpha_1) = 1/2$
$\alpha_2 = \theta_1$	$s(\alpha_2) = 1 + 1/2$
$\alpha_3 = \theta_2$	$s(\alpha_3) = 1 + 1/2$
$\alpha_4 = \theta_1 \cup \theta_2$	$s(\alpha_4) = 1 + 1 + 1/2$

Tableau A.1. Enumération des éléments de D^\ominus basée sur la fonction d'ordre partiel $s(\cdot)$ pour un nombre de classes $n = 2$

En utilisant cet ordonnancement, il est facile de vérifier que le calcul matriciel des crédibilités Bel en fonction des masses m , est donné par le systèmes d'équation :

$$\underbrace{\begin{bmatrix} Bel(\emptyset) \\ Bel(\theta_1 \cap \theta_2) \\ Bel(\theta_1) \\ Bel(\theta_2) \\ Bel(\theta_1 \cup \theta_2) \end{bmatrix}}_{Bel} = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}}_{BM_2} \underbrace{\begin{bmatrix} m(\emptyset) \\ m(\theta_1 \cap \theta_2) \\ m(\theta_1) \\ m(\theta_2) \\ m(\theta_1 \cup \theta_2) \end{bmatrix}}_m$$

Exemple pour $\theta = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}$ avec le modèle libre M^f :

Dans ce deuxième cas, l'ordonnement de DSm sur D^\ominus est donné par le tableau A.2.

Elément $\alpha_i \in D^\ominus (M^f(\Theta)), i = 0, \dots, 18$	$s(\alpha_i)$
\emptyset	0
$\theta_1 \cap \theta_2 \cap \theta_3$	1/3
$\theta_1 \cap \theta_2$	1/3 + 1/2
$\theta_1 \cap \theta_3$	1/3 + 1/2
$\theta_2 \cap \theta_3$	1/3 + 1/2
$(\theta_1 \cup \theta_2) \cap \theta_3$	1/3 + 1/2 + 1/2
$(\theta_1 \cup \theta_3) \cap \theta_2$	1/3 + 1/2 + 1/2
$(\theta_2 \cup \theta_3) \cap \theta_1$	1/3 + 1/2 + 1/2
$\{(\theta_1 \cap \theta_2) \cup \theta_3\} \cap (\theta_1 \cup \theta_2)$	1/3 + 1/2 + 1/2 + 1/2
θ_1	1/3 + 1/2 + 1/2 + 1
θ_2	1/3 + 1/2 + 1/2 + 1
θ_3	1/3 + 1/2 + 1/2 + 1
$(\theta_1 \cap \theta_2) \cup \theta_3$	1/3 + 1/2 + 1/2 + 1 + 1/2
$(\theta_1 \cap \theta_3) \cup \theta_2$	1/3 + 1/2 + 1/2 + 1 + 1/2
$(\theta_2 \cap \theta_3) \cup \theta_1$	1/3 + 1/2 + 1/2 + 1 + 1/2
$\theta_1 \cup \theta_2$	1/3 + 1/2 + 1/2 + 1 + 1/2 + 1
$\theta_1 \cup \theta_3$	1/3 + 1/2 + 1/2 + 1 + 1/2 + 1
$\theta_2 \cup \theta_3$	1/3 + 1/2 + 1/2 + 1 + 1/2 + 1
$\theta_1 \cup \theta_2 \cup \theta_3$	1/3 + 1/2 + 1/2 + 1 + 1/2 + 1 + 1

Tableau A.2. Enumération des éléments de D^\ominus basée sur la fonction d'ordre partiel $s(\cdot)$ pour un nombre de classes $n = 3$

La structure de la matrice BM_3 associée à cet ordonnancement est donnée par :

$$BM_3 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Le calcul matriciel des crédibilités Bel en fonction des masses m , est donné par le système d'équation :

$$Bel = BM_3 m$$

ANNEXE B

Modèle de Markov

Un champ aléatoire W , relatif à un système de voisinage V , est un champ aléatoire de Markov si sa distribution de probabilité P satisfait aux trois conditions suivantes, W_{V_s} (respectivement w_{V_s}) désignant la restriction de W (respectivement w) à V_s :

1. *Positivité*

$$P(W = w') > 0 \text{ pour tout } w' \in \Omega$$

Cette condition est surtout nécessaire pour avoir l'équivalence avec un champ de Gibbs.

2. *Markovianité (propriété markovienne)*

$$P(W_s = w_s / W_r = w_r, r \in S - \{s\}) = P(W_s = w_s / W_{V_s} = w_{V_s})$$

3. *Homogénéité*

La probabilité conditionnelle $P(W_s = w_s / W_{V_s} = w_{V_s})$ dépend seulement de la configuration des voisins de s et est invariante par toute translation conservant la même configuration du voisinage.

Sous l'hypothèse d'un champ aléatoire de Markov, la probabilité globale $P(W)$ est alors entièrement définie par la distribution de Gibbs grâce au théorème de Hammerslay- Clifford comme suit :

$$P(W) = \frac{1}{Z} \exp(-\sum_{q \subset Q} U_q(w_s, s \in q))$$

Où Z est une constante de normalisation, Q est l'ensemble des cliques q de l'image, et U_q est une fonction d'énergie qui traduit l'interaction et la corrélation interclasses dans la clique q . Rappelons qu'un ensemble est une clique si tous ses éléments sont voisins les uns des autres.