

### Raisonnement approximatif pour la détection et l'analyse de changements

Fatma Haouas

#### ► To cite this version:

Fatma Haouas. Raisonnement approximatif pour la détection et l'analyse de changements. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Ecole nationale supérieure Mines-Télécom Atlantique, 2019. Français. NNT : 2019IMTA0150 . tel-02419593

### HAL Id: tel-02419593 https://theses.hal.science/tel-02419593

Submitted on 19 Dec 2019

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers. L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.





# THESE DE DOCTORAT DE

L'ÉCOLE NATIONALE SUPERIEURE MINES-TELECOM ATLANTIQUE BRETAGNE PAYS DE LA LOIRE - IMT ATLANTIQUE

COMUE UNIVERSITE BRETAGNE LOIRE

ECOLE DOCTORALE N° 601 Mathématiques et Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication Spécialité : Signal, image, vision

# Fatma HAOUAS

# Raisonnement approximatif pour la détection et l'analyse de changements

Thèse présentée et soutenue à Faculté de Sciences de Tunis, le 25/09/2019 Unité de recherche : ITI Thèse N° : 2019IMTA0150

#### Rapporteurs avant soutenance :

Jean Paul Haton	Professeur, Université Henry Poincaré - Nancy 1 (France)
Imed Riadh Farah	Professeur, ISAMM Université de Mannouba (Tunisie)

#### **Composition du Jury :**

Président ·	
Ali Khenchaf	Professeur, ENSTA Bretagne (France)
Rapporteurs :	
Jean Paul Haton Imed Riadh Farah	Professeur, Université Henry Poincaré - Nancy 1 (France) Professeur, ISAMM Université de Mannouba (Tunisie)
Examinateurs :	
Dorra Sellami	Professeur, Ecole Nationale d'Ingénieurs de Sfax (Tunisie)
Dir. de thèse :	
Basel Solaiman	Professeur, IMT Atlantique, Brest (France)
Co-dir. de thèse :	
Khaled Bsaies	Professeur, Faculté des Sciences de Tunis (Tunisie)
Encadrant :	
Zouhour Ben Dhiaf	Maitre assistante, Faculté des Sciences de Tunis (Tunisie)

## Résumé

Cette thèse est le fruit de l'interaction de deux disciplines qui sont la détection de changements dans des images multitemporelles et le raisonnement évidentiel à l'aide de la théorie de Dempster-Shafer (DST). Aborder le problème de détection et d'analyse de changements par la DST nécessite la détermination d'un cadre de discernement exhaustif et exclusif. Ce problème s'avère complexe en l'absence des informations a priori sur les images. Nous proposons dans ce travail de recherche un nouvel algorithme de clustering basé sur l'algorithme Fuzzy-C-Means (FCM) afin de définir les classes sémantiques existantes. L'idée de cet algorithme est la représentation de chaque classe par un nombre varié de centroïdes pour garantir une meilleure caractérisation de classes. Afin d'assurer l'exhaustivité du cadre de discernement, un nouvel indice de validité de clustering permettant de déterminer le nombre optimal de classes sémantiques est proposé. La troisième contribution consiste à exploiter la position du pixel par rapport aux centroïdes des classes et les degrés d'appartenance afin de définir la distribution de masse qui représente les informations. La particularité de la distribution proposée est la génération d'un nombre réduit des éléments focaux et le respect des axiomes mathématiques en effectuant la transformation flou-masse. Nous avons souligné la capacité du conflit évidentiel à indiquer les transformations multi-temporelles. Nous avons porté notre raisonnement sur la décomposition du conflit global et l'estimation des conflits partiels entre les couples des éléments focaux pour mesurer le conflit causé par le changement. Cette stratégie permet d'identifier le couple de classes qui participent dans le changement. Pour quantifier ce conflit, nous avons proposé une nouvelle mesure de changement notée CM. Finalement, nous avons proposé un algorithme permettant de déduire la carte binaire de changements à partir de la carte de conflits partiels.

Mots clés : Détection de changements, Théorie de Dempster-Shafer, Algorithme de clustering multicentroïdes, Indice de validité de clustering, distribution de masse, conflit évidentiel, mesure de changements CM, carte binaire de changements.

## Abstract

This thesis is the interaction result of two disciplines that are the change detection in multitemporal images and the evidential reasoning using the Dempster-Shafer theory (DST). Addressing the problem of change detection and analyzing by the DST, requires the determination of an exhaustive and exclusive frame of discernment. This issue is complex when images lake prior information. In this research work, we propose a new clustering algorithm based on the Fuzzy-C-Means (FCM) algorithm in order to define existing semantic classes. The idea of this algorithm is the representation of each class by a varied number of centroids in order to guarantee a better characterization of classes. To ensure the frame of discernment exhaustiveness, we proposed a new cluster validity index able to identify the optimal number of semantic classes. The third contribution is to exploit the position of the pixel in relation to class centroids and its membership distribution in order to define the mass distribution that represents information. The particularity of the proposed distribution, is the generation of a reduced set of focal elements and the respect of mathematical axioms when performing the fuzzy-mass transformation. We have emphasized the capacity of evidential conflict to indicate multi-temporal transformations. We reasoned on the decomposition of the global conflict and the estimation of the partial conflicts between the couples of focal elements to measure the conflict caused by the change. This strategy allows to identify the couple of classes that participate in the change. To quantify this conflict, we proposed a new measure of change noted CM. Finally, we proposed an algorithm to deduce the binary map of changes from the partial conflicts map.

**Keywords :** Change detection, Dempster-Shafer Theory, Multi-centroid clustering algorithm, Clustering Validity Index, Mass distribution, Evidential conflict, Change Measure CM, Binary change map.

## Dédicaces

#### Je dédie ce modeste travail de recherche

A la mémoire de la femme la plus précieuse à mes yeux, ma mère, Rachida Haouas, la plus douce et la plus magnifique au monde, que j'ai eue et que je chérie tant. J'espère que je suis parvenue à réaliser ton rêve et que j'ai pu t'apporter beaucoup de fierté. J'aurais aimé que tu sois à mes côtés lors de la concrétisation de notre rêve.

A l'être le plus cher et le plus aimé, l'idole de toute mon existence, mon père, Mohamed Haouas, si je réunissais tous les mots de cet univers, je ne saurais comment exprimer mon amour éternel, ma gratitude et ma reconnaissance envers toi. Tu es pour moi une source inépuisable de force et de volonté. J'espère que je serais à la hauteur de tes innombrables sacrifices pour toute l'éducation et tout le confort de mon bien être que tu sus me donner. Je souhaite être à la hauteur également de tes attentes et de tes espérances. Je te souhaite une longue vie prospère pleine de bonheur et de santé.

A mes deux anges gardiens, mes très chers frères, Saif Eddine et Yassine, je ne saurais exprimer toute l'affectation que je porte envers vous. Vous êtes des rayons du soleil qui a illuminé et qui m'a aidé à dépasser les moments sombres de ma vie. Vos qualités et vos grandeurs d'âmes ont été, pour moi, un modèle hors norme. Je vous dédie cette thèse afin de vous témoigner ma reconnaissance et de notre grande solidarité au sein de notre famille. Je vous souhaite une vie prospère remplie de bonheur, de succès et de santé.

A ma chère tante Delila Haouas, qui m'a apporté tout au long de ce travail beaucoup d'affections. J'espère qu'à travers ces mots tu décéléras tout mon amour et ma gratitude envers toi. Je te souhaite une vie pleine de bonheur et de santé.

A ma chère tante Zohra Gazeh, je te dédie ce travail en réponse de ton encouragement et de ton affection. Je te souhaite une vie pleine de bonheur et de santé.

A mes chères soeurs de coeurs, Leila, Kalthoum, Zohra, Ahlem, Mouna, Imen et Aya, je vous dédie ce travail en témoignage de mon amour, ma reconnaissance et de toute l'aide que vous avez su m'apportées durant cette thèse.

## Remerciements

Je suis très honorée de remercier avec beaucoup de respect et de gratitude Monsieur Jean-Paul Haton, professeur à l'université Henri Poincaré, Madame Dorra Sellami, professeur à l'université de Sfax, Monsieur Ali Khenchaf, professeur à ENSTA Bretagne et Monsieur Imed Riadh Farah, professeur à l'université de Mannouba, d'avoir bien acceptés de juger et d'évaluer mon travail.

J'adresse mes remerciements les plus vifs et ma profonde reconnaissance à mon directeur de thèse Monsieur Basel Solaiman, Professeur à l'IMT Atlantique Bretagne et chef du département Image et Traitement d'Information (ITI), pour sa gentillesse impressionnante, sa patience sans limite, sa disponibilité, ses précieux conseils, ses encouragements et son soutien sans faille. Grâce à la qualité de son encadrement si rigoureuse, ses orientations, son professionnalisme exemplaire, ses remarques pertinentes et l'intérêt qu'il a manifesté pour mes idées et mon travail cette thèse a pu voir le jour. Les réunions de travails ont été des sources inépuisables de nouvelles connaissances et des moments d'encouragements très agréables. Je resterai à tout jamais reconnaissante et marquer par ses qualités humaines hors du commun.

Je tiens à remercier et exprimer mon respect et ma profonde gratitude à mon directeur de thèse Monsieur Khaled Bsaies, professeur à la Faculté des Sciences de Tunis (FST), pour ses encouragements, sa gentillesse et ses qualités humaines et l'honneur qu'il m'a accordé en acceptant diriger cette thèse.

Mes remerciements les plus sincères et ma profonde gratitude s'orientent à Madame Zouhour Ben Dhiaf, Maitre assistante à la Faculté des Sciences de Tunis, pour sa confiance et d'avoir accepter que je sois sa première doctorante. Sa gentillesse exemplaire, sa disponibilité, ses conseils précieuses et ses encouragements ont rendu les années de master de recherche et de thèse sous son co-encadrement très agréables. Ses qualités humaines hors norme et ses manières si douces m'ont beaucoup marqué lors de notre première rencontre à Monastir en Mars 2012 et m'ont énormément motivées pour s'accrocher à la recherche et poursuivre mon rêve. Elle était plus qu'une encadrante pour moi. Merci de m'avoir soutenu et d'avoir toujours cru en moi.

Mes remerciements les plus chaleureux et les plus respectueux et ma profonde reconnaissance s'adressent à Monsieur Atef Hamouda, Maitre assistant à la Faculté des Sciences de Tunis, pour ses encouragements, ses conseils, ses aides généreusement données, l'intérêt et l'enthousiasme qu'il a manifesté pour mon travail et pour l'ambiance agréable qu'il a créé. Sa participation à mon encadrement est un grand honneur à moi. Ses qualités humaines et sa gentillesse incomparables m'ont motivé pour continuer jusqu'au bout. Merci pour tous le temps précieux qui m'a été accordé. Je remercie respectueusement Messieurs Nejib Ben AbdelKarim et Faouez El Ghourani pour leurs encouragements, leurs gentillesses et leurs aides très précieuses.

"Les amis sont les anges qui nous soulèvent lorsque nos ailes n'arrivent plus à se rappeler comment voler."Guillaume Musso. Je ne saurais oublier de remercier vivement mes chers amis Amira Rais Chatti, Héla Haj Mohamed, Wala Zaaboub, Asma Touil, Wissal Ben Marzouka, Carlos Tor Diez, Nessrine, Yassmine et Zeineb Ben Abdelkarim pour leurs aides, leurs encouragements, leurs gentillesses, leurs soutiens et aussi pour les aventures et pour les magiques et forts moments. Je vous souhaites pleins de réussites et de succès.

Finalement, je tiens à remercier tous ceux qui ont participé de prés ou de loin à la réalisation de ce travail de recherche.

# Table des matières

In	Introduction générale 1			
1 État de l'art sur la détection de changements				
	1.1	Introd	luction	$\overline{7}$
	1.2	Détect	tion de changements	8
		1.2.1	Mise en contexte et définitions	8
		1.2.2	Facteurs de changements en télédétection	10
			1.2.2.1 Caractéristiques et natures de changements	10
			1.2.2.2 Facteurs de changements	10
		1.2.3	Considérations temporelles et spatiales des données	12
	1.3	Pré-tr	aitements	12
	1.4	Techn	iques et méthodes de détection de changements	13
		1.4.1	Méthodes basées sur les pixels	13
			1.4.1.1 Différences des images	14
			1.4.1.2 Ratio d'images	14
			1.4.1.3 Régression d'images	15
			1.4.1.4 Indice de végétation	15
			1.4.1.5 Analyse par vecteur de changements	15
			1.4.1.6 Analyses par composantes principales	16
			1.4.1.7 Post-classification	16
		1.4.2	Méthodes basées sur les objets	17
			1.4.2.1 Comparaison des objets	17
			1.4.2.2 Classification contextuelle	17
		1.4.3	Méthodes avancées	18
			1.4.3.1 Réseaux de neurones	18
			1.4.3.2 Champs de Markov	18
			1.4.3.3 Fusion des informations multi-sources	18
		1.4.4	Méthodes hybrides	19
	1.5	Choix	d'une méthode de détection de changements	21
	1.6	Valida	ation, interprétation et évaluation	25
		1.6.1	Matrice binaire de changements	26
		1.6.2	Matrice de changements	26
		1.6.3	Matrice de confusion	27
		1.6.4	Matrice de transitions	27
		1.6.5	Autres méthodes	28
		1.6.6	Rappel-Précision	29
		1.6.7	Calcul de la précision	30
	1.7	Applie	cations	31
		1.7.1	Détection de changements dans la télédétection	31

		1.7.2	Détection de changements dans les vidéos
		1.7.3	Détection de changements dans les images médicales
	1.8	Conclu	$1$ sion $\dots \dots \dots$
2	Ges	tion d	es imperfections de l'information par les théories de l'incertain 34
	2.1	Introd	uction $\ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots 34$
	2.2	Qualit	és et caractéristiques de l'information
		2.2.1	Définitions et terminologies liées à l'information
			2.2.1.1 Données, information et connaissances
			2.2.1.2 Sources d'information
			2.2.1.3 Représentations des informations
		2.2.2	Qualité de l'information
		2.2.3	Imperfections de l'information 39
			2.2.3.1 Incertitude
			2.2.3.2 Imprécision
			2.2.3.3 Ambiguïté
			2.2.3.4 Incomplétude
			2.2.3.5 Conflit
			2.2.3.6 Autres terminologies des imperfections 41
			2.2.3.7 Relations entre les imperfections
		2.2.4	Causes des imperfections de l'information
	2.3	Théor	ies de l'incertain $\ldots \ldots 43$
		2.3.1	Théorie des probabilités
		2.3.2	Théorie des possibilités 44
			2.3.2.1 Fondement de la théorie des ensembles flous 44
			2.3.2.2 Fondement de la théorie des possibilités
		2.3.3	Théorie de Dempster-Shafer
			2.3.3.1 Modélisation et fonction de masse 46
			2.3.3.2 Fonctions déduites de la fonction de masse
			2.3.3.3 Critères de décision
		2.3.4	Extensions de la théorie de Dempster-Shafer
			2.3.4.1 Description brève du Modèle de Croyance Transferable 48
			2.3.4.2 Description brève de la Théorie de Dezert et Smarandache 49
	2.4	Fusion	d'informations par la DST $\ldots \ldots 50$
		2.4.1	Combinaison des sources fiables
		2.4.2	Combinaison des sources non fiables 51
	2.5	Théor	ie de Dempster-Shafer en détection de changements 51
	2.6	Justifi	cation du choix de la théorie de Dempster-Shafer pour la détection de chan-
		gemen	ts $\ldots \ldots \ldots$
	2.7	Conclu	1sion

3.1	Introd	ction
3.2	Choix	le l'algorithme de clustering Fuzzy C-Means
	3.2.1	Aperçu général des algorithmes de clustering
		3.2.1.1 Clustering hiérarchique
		3.2.1.2 Clustering par regroupement (partitionnement)
	3.2.2	Algorithme C-Moyennes-Floues (FCM)
3.3	État d	e l'art des indices de validité de clustering
	3.3.1	Indices flous
		3.3.1.1 Indice de Fukuyama-Sugeno (FS)
		3.3.1.2 Indice de Xie-Beni (XB)
		3.3.1.3 Coefficients de partition et d'entropie (PC et PE)
		3.3.1.4 Indice de Kwon (Ko)
		3.3.1.5 Indice de Tang $(T)$
		3.3.1.6 Indice de Wu-Li (WL)
	3.3.2	Indices durs (non flous)
		3.3.2.1 Indice de Davis et Bouldin (DB) $\ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots$
		3.3.2.2 Coefficient de silhouette (CS) $\ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots$
		3.3.2.3 Indice de Dunn (DU) $\ldots$
		3.3.2.4 Indice de Wemmert et Gançarski (WG)
	3.3.3	Discussion des indices de validité de clustering internes
3.4	Appro	he proposée pour l'extraction du cadre de discernement $\ldots \ldots \ldots$
	3.4.1	Détermination du nombre de classes
		3.4.1.1 Indice proposé H
		3.4.1.2 L'algorithme d'évaluation bi-indices
	3.4.2	Algorithme de clustering multi-centroïdes basé sur le FCM
		3.4.2.1 Détermination du nombre de classes optimal
		3.4.2.2 Clusering des images caractéristiques
		3.4.2.3 Sélection des centroïdes
		3.4.2.4 Fusion des distributions d'appartenance
		3.4.2.5 Avantages de l'algorithme proposé
3.5	Expér	nentations
	3.5.1	Données des expérimentations
	3.5.2	Évaluation de l'indice de validité de clustering
		3.5.2.1 Détermination du nombre de classes dans les images mammo-
		graphiques
		3.5.2.2 Détermination du nombre de classes dans les images Quickbird .
		3.5.2.3 Détermination du nombre de classes dans les images Landsat
	3.5.3	Évaluation de l'approche de clustering multi-centroïdes
		3.5.3.1 Clustering d'une image Quickbird
		3.5.3.2 Clustering des images Landsat
3.6	Concl	sion

4	$\mathbf{Est}$	imation de la distribution de masse 9	)4
	4.1	Introduction	<b>)</b> 4
	4.2	État d'art des méthodes d'estimation des distributions de masses 9	<del>)</del> 6
		4.2.1 Méthodes basées sur un modèle probabiliste	96
		4.2.2 Méthodes basées sur la distance	97
		4.2.3 Méthodes basées sur l'apprentissage	97
		4.2.4 Méthodes basées sur le raisonnement flou	<b>)</b> 8
	4.3	Méthode proposée pour l'estimation de la fonction de masse	)1
		4.3.1 Détermination des éléments focaux	)2
		4.3.2 Estimation de la distribution de masse	)4
		4.3.3 Révision spatiale de la distribution d'appartenance	)6
	4.4	Expérimentations $\ldots \ldots \ldots$	)8
		4.4.1 Intérêt de la fonction de masse proposée dans le cas de la représentation	
		mono-centroïde $\ldots \ldots \ldots$	)9
		4.4.2 Intérêt de la fonction de masse proposée dans le cas de la représentation	
		multi-centroïdes	10
		4.4.3 Comportement de la méthode proposée en fonction de l'ambiguïté entre	
		les classes	11
		4.4.4 Interprétation de la fonction de masse dans le cas de classification d'images 11	14
	4.5	Conclusion	24
5	Me	esure de changements basée sur le conflit évideniel 12	26
	5.1	Introduction	26
	5.2	Mise en contexte et analyse critique de la masse de l'ensemble vide	27
	5.3	Définition et analyse du conflit	31
		5.3.1 Définitions et terminologies liées au conflit	31
		5.3.2 Définitions qualitative et quantitative du conflit	32
		5.3.3 Analyse et gestion du conflit au sein de la DST	34
		5.3.3.1 Approches basées sur l'élimination du conflit $\ldots \ldots \ldots 13$	34
		5.3.3.2 Approches basées sur la quantification du conflit $\ldots \ldots \ldots 13$	35
		5.3.3.3 Approches de généralisation de la DST	37
	5.4	Origines et interprétations du conflit évidentiel	38
		5.4.1 Conflit intrinsèque $\dots \dots \dots$	38
		5.4.1.1 Fiabilité de la source et de l'information	39
		5.4.1.2 Fiabilité de modélisation et de la représentation de l'information 14	10
		5.4.2 Conflit extrinsèque $\ldots \ldots 14$	10
		5.4.2.1 Conflit causé par la fiabilité des sources	11
		5.4.2.2 Conflit causé par la modélisation $\ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots 14$	41
		5.4.2.3 Conflit causé par la propagation de l'imperfection $\ldots \ldots 14$	11
		5.4.3 Analyse générale et récapitulative des causes de conflit	11
	5.5	Interprétations et analyse du conflit 14	12
	5.6	Approche proposée pour la détection et l'analyse de changements bi-temporels . 14	14
		5.6.1 Analyse et modélisation du conflit pour la détection de changements 14	16

		5.6.1.1	Décomposition du conflit	146
		5.6.1.2	Représentation géométrique de la distribution de masse	149
	5.6.2	Mesure of	de Changements $CM$	149
	5.6.3	Générati	ion de la carte binaire de changements	154
5.7	Expéri	imentatio	$ns \ldots \ldots$	155
	5.7.1	Changer	nents intentionnels	158
		5.7.1.1	Évaluation de changements sur une image Quickbird	158
		5.7.1.2	Évaluation de changements sur une image mammographique $\ .$ .	159
		5.7.1.3	Évaluation de changements sur des images Landsat $\ . \ . \ .$ .	162
	5.7.2	Changer	nents réels dans des images Landsat	163
		5.7.2.1	Analyse qualitative	164
		5.7.2.2	Analyse quantitative	166
		5.7.2.3	Génération de la carte de changements $\ldots \ldots \ldots \ldots \ldots$	170
5.8	Conclu	usion		172
Conclu	isions o	et persp	ectives	174
Annex	es			178
A List	e des j	publicati	ons scientifiques	179
Bibliog	graphie	<u>)</u>		179

# Table des figures

1	Gestion des imperfections dans l'approche de la détection et l'analyse de change- ments
1.1	Génération d'une carte binaire de changements
1.2	Exemple d'une matrice de transitions [Strahler <i>et al.</i> , 2006] 28
2.1	Passage des données vers les connaissances
2.2	Association des informations aux éléments de $\Omega$
3.1	Classes non compacts
3.2	Exemple de deux classes sémantiques formées par les mêmes classes thématiques
	avec différents taux
3.3	Etapes de l'algorithme de clustering multi-centroïdes
3.4	Images mammographiques
3.5	Images Quickbird
3.6	Images Landsat
3.7	Résultats d'évaluations de la classification de l'image mdb320
3.8	Résultats d'évaluations de la classification de mdb315
3.9	Résultats d'évaluations de la classification de mdb312
3.10	Résultats d'évaluations de la classification de l'image forêt 1
3.11	Résultats d'évaluations de la classification de l'image forêt 2
3.12	Résultats d'évaluations de la classification de l'image Bahr al Milh 80
3.13	Résultats d'évaluations de la classification de l'image Nature 80
3.14	Résultats d'évaluations de la classification de l'image Shenyang 81
3.15	Centroïdes issues de l'algorithme proposé 83
3.16	Effet de la représentation multi-centroïdes adaptée sur les distributions d'appar-
	tenances
3.17	Résultats de classifications de Forêt 1 87
3.18	Résultats de classification de l'image Bahr Al Milh
3.19	Résultats de classifications de nature
4.1	Schéma global du passage pixel-centroïde-appartenance
4.2	Distance d'un pixel à une classe
4.3	Révision spatiale de la distribution d'appartenance
4.4	Classification locale
4.5	Évolution de la cardinalité de l'ensemble des éléments focaux en fonction de $\Omega$
	dans un repère log-log $\ldots \ldots \ldots$
4.6	Comparaison des distributions de masses et d'appartenances issues de la repré-
	sentation mono-centroïde 109
4.7	Comparaison des distributions de masses et d'appartenances issues de la repré-
	sentation multi-centroïdes

4.8	Comportement de la distribution d'appartenance en fonction de l'ambiguïté	112
4.9	Comportement de la distribution de masse en fonction de l'ambiguïté	113
4.10	Cartes crédibélistes des éléments composés par deux classes de l'image mdb315 $% \left( \left( {{{\rm{A}}} \right) } \right)$ .	118
4.11	Cartes crédibélistes des éléments composés par deux classes de l'image Forêt $2$ $\ .$	120
4.12	Cartes crédibélistes des éléments composés par deux classes de l'image Bahr al	
	Milh	122
4.13	Résultats de classification de l'image mdb315	123
4.14	Résultats de classification de l'image Forêt 2	123
4.15	Résultats de classification de l'image Bahr Al-Milh	124
5.1	Exploitation conjointe des informations multi-sources	128
5.2	Représentation du conflit entre $m_1$ et $m_2$	128
5.3	Représentation du conflit entre $m_1$ et $m_2$	129
5.4	Niveaux de la qualité de l'information issue d'une source	139
5.5	Propagation de l'effet de la qualité de la source	142
5.6	Analyse et décomposition des différentes types de conflits $\ldots \ldots \ldots \ldots$	144
5.7	Système proposé de détection de changements	145
5.8	Relation entre le conflits partiels et le conflit global	146
5.9	Représentation géométrique des fonctions de croyances	150
5.10	Représentation géométrique	151
5.11	Images multi-temporels de Bahr Al-Milh	156
5.12	Les cartes thématiques des images $T_1$ et $T_2$	156
5.13	Carte de changements par post-classification crédibiliste $\ldots \ldots \ldots \ldots \ldots$	157
5.14	Changements intentionnels appliqués sur Forêt 2 $\ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots$	158
5.15	Cartes de conflits obtenues par les quatre mesures	159
5.16	Carte binaire de changements intentionnels de Forêt 2 $\ldots \ldots \ldots \ldots \ldots$	160
5.17	Changements intentionnels de l'image mdb312	161
5.18	Les cartes de conflits du changement intentionnel de mdb312 $\ldots$	161
5.19	Changements intentionnels d'une image Landsat $\ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots$	162
5.20	Cartes de conflit des changements intentionnels de l'image Landsat	163
5.21	Directions de changements des quatre zones	164
5.22	Les cartes de conflit entre $T_1$ et $T_2$	165
5.23	Localisations des zones sélectionnées sur la carte $C_{Map}$	166
5.24	Les cartes de changements certains obtenues par les quatre mesures	169
5.25	La carte binaire de changements	171
5.26	Identification des changements prédits sur BCM	171
5.27	La carte des directions de changements	172

# Liste des tableaux

1.1	Exemples de méthodes hybrides	19
1.2	Avantages et limites des méthodes de détection de changements	23
1.3	Choix d'une méthode de détection de changements en fonction du nombre d'images	25
1.4	Choix d'une méthode de détection de changements en fonction de la résolution	
	d'images	25
1.5	Matrice binaire de changements	26
1.6	Matrice de changements	27
1.7	Structure de la matrice de confusion	28
2.1	Attributs de la qualité de l'information	38
3.1	Évaluation des résultats de clustering des images mammographiques mdb320,	
	mdb $315$ et mdb $312$	76
3.2	Evaluation des résultats de clustering des images mammographiques mdb320,	
	mdb315 et mdb312	76
3.3	Evaluation des résultats de clustering de l'image Quickbird forêt 1	78
3.4	Evaluation des résultats de clustering de l'image Quickbird forêt 2	78
3.5	Evaluations des résultats de clustering de l'image Landsat Bahr El Milh	81
3.6	Evaluations des résultats de clustering de l'image Landsat Nature	81
3.7	Évaluations des résultats de clustering de l'image Landsat Shenyeng	82
3.8	Évaluation des résultats de clustering de l'image Landsat Providence	82
3.9	Les centroïdes obtenus par l'algorithme de Wongkhuenkaewe	86
3.10	Évaluation des résultats de classification	88
3.11	Erreurs d'omission et de commission	88
3.12	Comparaison des sous résultats de clustering	90
3.13	Comparaison des sous résultats de clustering	92
3.14	Centroïdes de la bande 1	92
4.1	Comparaison des distributions de masse et d'appartenance de quelques pixels de	
	l'image Bahr Al Milh	115
4.2	Légende de couleurs	124
5.1	Matrice du conflit partiel	152
5.2	Deux distributions de masse multi-temporelles	153
5.3	La matrice du conflit partiel entre $m_1$ et $m_2$	153
5.4	Deux distributions de masse multi-temporelles 1	154
5.5	Matrice de conflit partiel entre $m_1$ et $m_2$	154
5.6	Comparaison des performances des quatre mesures par la méthode Rappel-Precision	
	(classe changements)	159

5.7	Comparaison des performances des quatre mesures par la méthode Rappel-Precision
	$(classe changements) \dots \dots$
5.8	Comparaison des performances des quatre mesures par la méthode Rappel-Precision163
5.9	Comparaison des performances des quatre mesures de changements sur les zones
	sélectionnées
5.10	Valeurs de changements
5.11	Distribution de masse bi-temporelle
5.12	Valeurs de changements
5.13	Quelques valeurs statistiques sur les cartes de changements certains (4 mesures) . $170$
5.14	Matrice des taux de changements

# Liste des symboles et abréviations

### Liste des acronymes et des abréviations

ACP	Analyse par Composantes Principales
ACPS	Analyse par Composantes Principales Sélectives
ADP	Ad-hoc Punishing Terme
AVC	Analyse par Vecteurs de Changements
BCM	Binary Change Map
CE	Carte Evidentiel
CVI	CLuster Validty Index
DST	Dempster Shafer-Theory
DSmT	Dezert-Smarandache Theory
FCM	FUZZY C-Means
FN	False Negative
FP	False Positive
IRM	Image a Résonance Magnétique
MCT	Modèle de Croyance Transférable
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
PCM	Possibilistic C-Means
PCR	Proportional Conflict Redistribution
PFCM	Possibilistic Fuzzy C-Means
PG	Précision Globale
PIR	Proche Infra Rouge
QI	Qualité de l'Information
RED	Raisonnement Evidentiel Dynamique
SOFM	Self Organized Feature Map
TFC	Théorie des Fonctions de Croyance
THR	Très Haute Résolution
TN	True Negative
ТР	True Positive
VI	Vegetation Index

### Liste des symboles

	Cardinalité

.	Norme vectorielle
<.,.>	Produit vectorielle
α	Coefficient d'affaiblissement
$\theta$	Angle entre les vecteurs des éléments focaux
$\pi$	Degré de Possibilité
$\Pi(.)$	Fonction de Possibilité
$\mu_A(x)$	Degré d'appartenance de $x$ à $A$
$\mu_{ij}$	Degré d'appartenance de l'observation $x_i$ à la classe $C_j$
$ au_{max}$	Seuil maximal
$ au_{min}$	Seuil minimal
$\Phi$	Différence de masses des classes sémantiques qui représentent le changement
Ω	Cadre de discernement
$2^{\Omega}$	Ensemble de Puissance
A	Sous-ensemble de $\Omega$
$\bar{A}$	Sous-ensemble complémentaire de $A$
BetP(.)	Fonction de Probabilité Pignistique
CS	Coefficient de Silhouette
$C_i$	Classe numéro $i$
CM	Mesure de changements
$C_{Map}$	Carte de changements
$C_{max}$	Nombre de classes maximal
$C_{min}$	Nombre de classes minimal
$C_{op}$	Nombre optimal de classes
Contr(m)	Mesure de contradiction de la distribution $m$
Conf(.,.)	Mesure de conflit entre deux masses
Cr(.)	Fonction de Croyance
CS	Coefficient de Silhouette
$D^{\Omega}$	Hyper-Powerset
DB	Indice de Davis-Bouldin
difBetP	Distance entre les transformations pignistiques
$d_{ij}$	Distance Euclidienne entre l'observation $x_i$ et le centroïde $v_j$
$D_j$	Matrice de Jaccard
$d_J$	Distance de Jousselme
$d_{min}$	Distance Euclidienne minimale
Du	Indice de Dunn
E	Ensemble des valeurs de nombre de classes

$E_{\Omega}$	Espace vectoriel de $\omega$
$E_v$	Ensemble des valeurs d'évaluations par CVI
${\cal F}$	Ensemble des éléments focaux
$f_i$	Élément focal numéro $i$
FS	Indice de Fukuyama-Sugeno
Н	Indice de Haouas
$I_{Ca}$	Image caractéristique de $Im$
$I_d$	Image de différence
Im	Image
$I_r$	Image de ratio
J	Fonction objective
K	Masse de l'ensemble vide
Ko	Indice de Kwon
M	Cardinalité de $\Omega$
m	Coefficient de fuzzification
m(.)	Fonction de Masse
$m_{\cap}$	Masse conjonctive
N	Cardinalité de $X$
N(.)	Fonction de Nécessité
Р	Pixel
PC	Coefficient de Partition
PE	Coefficient d'Entropie
Pl(.)	Fonction de Plausibilité
Pr(.)	Fonction de Probabilité
R	Fonction de raffinement
S(.)	Fonction de non-spécificité
$S_i$	Source d'information numéro $i$
$T_i$	Image prise à l'instant $i$
$t_i$	L'instant $i$
T	Indice de Tang
$\mathbb{U}$	Ensemble des ensembles de centroïdes
U	Matrice de Partition
$\mathbb{V}$	Ensemble des ensembles de centroïdes
V	Ensemble des centroïdes
$v_i$	Centroïde représentant la classe ${\cal C}_i$
$V_{t_i}(P, C_i, C_j)$	Vecteur de masses entre deux classes à l'instant $t_i$

WL	Indice de Wu-Li
X	ensemble des observation
XB	Indice de Xie-Beni
$x_i$	Observation numéro $i$

# Introduction générale

#### Mise en contexte

Prendre une décision fiable et correcte demeure l'une de nos préoccupations indépendamment du contexte et de l'information disponible. L'*ignorance* de la "vérité"est à l'origine de ce problème. Prendre une décision concernant un événement passé sur lequel on n'a pas une vision complète et consistante ou une autre décision sur un événement qu'il semble se réalisera dans le futur conduit à une situation d'*incertitude*. À titre d'exemple, nous sommes incertains sur les phénomènes climatologiques, géologiques de désastres naturels qui ont conduit à l'altération de la surfaces de la terre. L'incertitude va entacher nos connaissances sur la couverture terrestre.

La théorie des probabilités, qui remonte au  $17^{ibme}$  siècle, a constitué le premier formalisme mathématique qui prend en compte *l'incertitude*. Longtemps l'information imparfaite a été écartée du domaine d'analyse des informations parfaites en considérant que ces données doivent être précises et certaines. Ceci a conduit à l'absence des travaux pertinents sur l'information imparfaite ignorant le fait que *les imperfections portent à leur tour des connaissances non triviales*. C'était à la fin du  $19^{ième}$  siècle que les scientifiques commençaient à observer les informations imparfaites d'un autre angle de vu et de les intégrer dans leurs systèmes d'analyses et de prises de décisions. A partir de la moitié du  $20^{ième}$  siècle et avec l'apparition de l'information numérisée et des théories permettant de manipuler les informations imparfaites, de nombreux problèmes complexes de prise de décision ont été abordés. Parmi ces théories figure la théorie de Dempster-Shafer (DST), initiée par Dempster en 1967 et enrichie par Shafer en 1976. Cette théorie est largement étudiée et appliquée dans de nombreux disciplines grâce à son formalisme, la richesse de sa modélisation et sa flexibilité. Elle est connue par sa capacité à gérer les incertitudes, les imprécisions de l'information et notamment le *conflit* entre les sources de connaissances.

La majorité des applications de la DST peuvent être résumées en la fusion des informations multi-sources afin de réduire les différentes imperfections et améliorer la certitude et la précision. Cette théorie a été appliquée, également, dans le contexte multi-temporel qui est la détection de changements dans des images acquises à des instants différents pour les mêmes finalités.

La détection de changements en télédétection exploite la richesse des images satellites en informations pour explorer l'évolution dans le temps de la couverture terrestre . Un système de détection de changements intègre, des données multi-temporelles sur une même scène d'étude, les facteurs de changements, les approches et les mesures statistiques permettant de détecter et d'analyser les changements.

Les applications dans ce domaine s'étalent de la mise à jour de la cartographie, vers l'étude de l'occupation et la couverture de sol et l'estimation des impactes des catastrophes brutales (inondations, incendies).

Les changements se découlent de plusieurs causes et se manifestent sous plusieurs formes. Ils

peuvent être brusques (résultants d'un phénomène climatique ou une catastrophe naturelle) ou réguliers d'origine anthropique (tels que l'expansion urbaine ou l'activité agricole).

Détecter un changement ne revient pas uniquement à identifier les zones transformées, mais aussi le quantifier, le qualifier, étudier ses causes et mêmes prédire leurs impactes. Ainsi, on parle de la détection, l'analyse et l'interprétation de changements qui demande la considération de certains détailles tels que la résolution spatiale, la résolution temporelle, les conditions d'acquisition, l'hétérogénéité des images sources et l'objectif de l'étude. La considération de ces détails est à l'origine de l'apparition d'un grand nombre de méthodes dédiées à étudier les changements multi-temporelles. Par ailleurs, ces mêmes détails traduisent l'importance accordée aux caractéristiques des informations et des imperfections qui les entachent. C'est ainsi que les conditions d'acquisition des images, les types des capteurs, la fiabilité des informations *a priori* et la projection de ces facteurs sur une application de détection de changements participent à l'apparition des imperfections.

#### Problématique et objectifs scientifiques

Ce travail de recherche s'articule autour de deux axes qui sont la détection de changements dans des images multi-temporelles et l'adaptation de la théorie de Dempster-Shafer en tant que méthode principale pour déduire une carte de changements et l'analyser.

L'enjeu de la détection de changements s'explique par la difficulté de différencier un vrai changement d'une simple variation spectrale et son impact dans l'évaluation du phénomène étudié qui a causé les transformations. En effet, les variations spectrales induisent une forte ambiguïté et ne peuvent informer sur un changement significatif puisqu'elles peuvent s'expliquer par les conditions d'acquisition, de recalage et de pré-traitements etc. Prendre une décision en présence d'une forte ambiguïté engendre une décision incertaine. Par ailleurs, *le raisonnement approximatif* et les théories de l'incertain, en particulier la DST, ont été appliqués pour combiner des décisions sur les changements résultants de différentes méthodes de détections afin de palier aux problèmes de l'ambiguïté. La fusion des décisions s'avère insuffisante pour obtenir une carte de changements précise et certaine, et ceci revient principalement à la précision des méthodes appliquées pour produire les cartes primaires de changements. À titre d'exemple si les résultats à combiner sont identiques a tort sur l'état d'une observation, leurs combinaison conduit à la même décision erronée. Ce contre-exemple permet de conclure que la fiabilité de la décision après la fusion dépend étroitement de la fiabilité des méthodes choisies pour identifier les zones de changements.

L'application de la DST pour combiner des informations multi-temporelles et ainsi déduire une carte de changements est une tâche non évidente pour des considérations théoriques et des contraintes mathématiques qui empêchent son adaptation à un contexte dynamique multitemporel. Cependant, la richesse de sa modélisation ainsi que sa capacité à gérer les imperfections au plus bas niveau de l'information ouvrent une perspective très intéressante qui est l'exploitation de la DST en tant qu'outil principal pour détecter des changements multi-temporels. Pour y parvenir, une compréhension sémantique de différents outils offerts par la DST et une étude approfondie de la relation changements-imperfections sont nécessaires. En d'autres termes, avant d'attaquer les imperfections et avant de les éliminer, il est intéressant d'estimer la quantité d'informations qu'elles apportent concernant le changement. Plus précisément, lorsqu'on manipule deux informations multi-temporelles en présence d'un changement, un *conflit* va apparaitre. Éliminer le conflit pendant la phase de combinaison conduit à la perte des informations pertinentes et non triviales sur les changements. Cette piste a été, à notre connaissance, rarement, voir jamais, exploitée en détection de changements.

#### Contributions

La détection de changements vise à localiser les zones qui ont subi des transformations, ce qui entend dire la possibilité de pouvoir raisonner sans savoir les classes présentes. Cependant, ces informations sont primordiales dans l'analyse et l'interprétation des changements. En revanche, en télédétection, les informations *a priori* sont généralement non disponibles. Par ailleurs, la théorie de Dempster-Shafer est souvent utilisée dans un contexte supervisé où toutes les classes qui représentent les données doivent être définies. Dans ce contexte, nous avons proposé la première contribution qui consiste à extraire, en l'absence des informations *a priori*, un cadre de discernement (ensemble de classes) *exhaustif* et *exclusif*.

La réalisation de cette tâche s'intègre dans l'étape de modélisation par la DST. La fiabilité de la mise en œuvre de cette tâche est un facteur important dans le reste du système de détection et d'analyse de changements et l'exactitude de l'analyse et de l'interprétation en dépendent étroitement. L'extraction d'un cadre de discernement revient à la détermination des classes et leurs caractérisation. Cette étape, à son tour, est exposée aux différents types d'imperfections causées par les conditions d'acquisitions, les caractéristiques communes des classes et la forte similarité entre certaines classes. En conséquence, la discrimination des classes et la décision sur les observations qui se situent sur les frontières et les régions mixtes constitue une tâche complexe et délicate.

Dans ce contexte, nous avons choisi d'avoir recours à l'algorithme Fuzzy-C-Means (FCM) pour l'apprentissage et la caractérisation des classes. Cet algorithme est largement répondu grâce à ses avantages en particulier sa capacité à gérer l'ambiguïté. L'algorithme FCM représente chaque classe par un centroïde unique. Ce qui entrave son efficacité dans la caractérisation des classes. Pour pallier à cette limite, nous proposons dans cette thèse un nouvel algorithme de clustering flou basé sur l'algorithme FCM et qui représente chaque classe par un nombre varié de centroïdes. Cet algorithme repose sur l'idée d'extraire des centroïdes séparément à partir des images caractéristiques dérivées de l'image en niveau de gris. Représenter, les classes par un ensemble de centroïdes permet de réduire l'ambiguïté de la décision sur la vraie classe d'un pixel donné et, par conséquent, garantir d'une part une meilleure caractérisation des classes.

La deuxième contribution concerne l'exhaustivité du cadre de discernement et la détermination du nombre de classes. Il faut souligner que l'algorithme de clustering FCM et celui que nous avons proposé prennent le nombre de classes comme un paramétre d'entrée. Le problème de l'identification du nombre de classes est à l'origine d'un grand nombre de publications scientifiques qui ont essayé d'y trouver une solution. Les *indices de validations de clustering* (CVI) sont des mesures mathématiques permettant d'évaluer les résultats de clustering et en conséquence déduire le nombre de classes qui optimise le résultat. Malgré le développement d'une grande variété de CVI, il n'existe pas un indice capable de trouver le vrai nombre de classes dans chaque type de données. L'expérimentation d'un ensemble de CVI sur différents types d'images nous a permis de constater l'instabilité de ces mesures mathématiques et leur incapacité à indiquer le vrai nombre optimal de classes notamment avec certains ensembles de données et aussi en présence d'un grand nombre de classes. Ces observations et constations nous ont encouragé à proposer un nouvel CVI flou. L'indice proposé, qui se caractérise par son comportement stable, nous a permis de garantir l'exhaustivité du cadre de discernement.

La théorie de Dempster-Shafer représente les informations modélisées sous une forme numérique. Cette représentation se base sur l'estimation d'une fonction de masse. Cette estimation est une étape clé dans l'application de la DST et sa définition est soumise à des axiomes mathématiques. Le contexte applicatif et la problématique de la détection de changements nécessitent une estimation spécifique qui introduit l'étape de la génération de la carte binaire de changements. Par ailleurs, la théorie de Dempster-Shafer a été, à notre connaissance, rarement appliquée en tant que méthode principale de détection de changements. En conséquence, les méthodes d'estimations de fonction de masse qui tiennent compte, d'une part de la composante temporelle et de l'autre de les informations floues issues de la phase de modélisation sont inexistantes. Ainsi, nous avons proposé une nouvelle méthode d'estimation de fonction de masse qui raisonne au niveau pixelique. Cette méthode exploite la position du pixel par rapport aux centroïdes des classes et sa distribution d'appartenance obtenue par l'algorithme de clustering proposé. La méthode d'estimation assure le passage flou-masse et permet le choix automatique des éléments focaux et la génération d'un ensemble de cardinalité réduite ce qui participe, dans les étapes suivantes, à la réduction de la complexité temporelle.

Les distributions de masses associées aux images multi-temporelles traduisent les informations brutes. Leur comparaison conduit à la détermination des zones transformées. Par ailleurs, la manipulation conjointe des informations multi-sources est à l'origine de l'apparition du *conflit* qui représente un volet de recherche très actif. La majorité de ces méthodes ne focalisent pas sur les causes précises du conflit. L'idée de notre approche s'articule autour de l'analyse du conflit causé par le facteur temporel afin de localiser les zones transformées, d'une part, et d'estimer l'ampleur de changements de l'autre.

Afin d'atteindre cet objectif, nous avons mené une étude détaillée sur le conflit, ses définissions, ses types, ses causes et les méthodes proposées pour le quantifier et le gérer. Nous avons prouvé qu'un changement multi-temporel est une cause principale du conflit. L'estimation du conflit résultant d'une transformation multi-temporelle est équivalente à la quantification de la magnitude du changement.

La contribution proposée consiste à réaliser une décomposition du conflit global en un ensemble de conflits partiels entre les couples des éléments focaux. Nous appliquons une nouvelle mesure du conflit partiel basée sur la représentation géométrique des vecteurs de masses. Les valeurs de changements relatives aux pixels de la zone analysée forment une pré-carte de changements. Cette carte représente les données d'entrées d'un algorithme développé afin d'obtenir une carte de changements.

La démarche suivie dans ce travail de recherche ainsi que les contributions développées permettent de traiter différentes formes d'imperfections à chaque étape comme le récapitule la figure 1.

La modélisation floue ainsi que la représentation multi-centroïdes des classes sémantiques de l'image permettent la gestion de l'ambiguïté de l'information. L'estimation de la distribution de masse et le passage flou-masse assure la manipulation de l'incertitude induite par l'ambiguïté entre les classes sémantiques. La décomposition du conflit global et la séparation entre celui provenant de changements multi-temporels et celui causé par des lacunes de modélisation évidentiel traduisent la gestion du conflit dans ce travail de recherche. La manipulation de différentes formes d'imperfections dans les différentes étapes de l'approche proposée conduit à l'amélioration de la certitude sur la décision finale sur l'état des pixels entre deux instants.



FIGURE 1 – Gestion des imperfections dans l'approche de la détection et l'analyse de changements

#### Structure du rapport

Le pressent manuscrit est composé de 5 chapitres suivis d'une conclusion générale et des perspectives.

Le premier chapitre est consacré à l'état de l'art de la détection de changements. Il fournit une synthèse de l'étude bibliographique étendue sur les terminologies, les prétraitements nécessaires, les méthodes et les approches qui concernent la thématique de recherche de détection de changements. Une comparaison théorique de certaines approches de détection et d'analyse de changements est aussi établie dans ce chapitre. Un intérêt particulier a été accordé aux méthodes de fusion et la gestion des imperfections.

Le chapitre deux présente un état de l'art de la qualité de l'information et des théories de modélisation des informations imparfaites. Les cadres mathématiques des théories de probabilités, du raisonnement flou, des possibilités et de Dempster-Shafer sont introduits en soulignant les imperfections gérées par chacune. L'attention, dans ce chapitre, a été accordée à la théorie de Dempster-Shafer (DST) qui est retenue en tant que méthode principale utilisée pour la détection et l'analyse de changements dans ce travail de thèse. A la fin du chapitre, nous nous attardons sur les différentes applications, existantes dans la littérature, de la DST en détection de changements suivies de notre justification du choix de ce formalisme.

Nos premières contributions qui gravitent autour de la modélisation de la problématique abordée par la DST sont exposées dans le troisième chapitre. Nous exposons un état de l'art sur les indices de validités de clustering et une discussion de ces mesures mathématiques pour souligner leurs limites majeures est donnée. Nous détaillons aussi l'expression de l'indice proposé que nous l'intégrons dans un nouvel algorithme qui se base sur une évaluation bi-indices des résultats.

La deuxième partie est alors dédiée à notre deuxième contribution et aux algorithmes de clustering. Un état de l'art sur les méthodes de clustering est exposé. Nous détaillons le nouvel algorithme de clustering multi-centroïdes. Les deux contributions ont été évaluées dans la troisième partie du même chapitre.

Le chapitre 4 dresse, dans une première partie, une synthèse des méthodes existantes pour estimer la fonction de masse. Un intérêt particulier à été accordé dans ce chapitre aux méthodes qui assurent le passage flou-masse. Dans un deuxième temps, nous présentons notre contribution pour estimer une fonction de masse à partir des centroïdes des classes. Cette méthode offre une solution pour choisir les éléments focaux composés automatiquement en fonction des positions des centroïdes par rapport aux pixels. Dans la dernière partie, la méthode proposée est évaluée qualitativement et quantitativement avec des ensembles d'images de différents types.

Le chapitre 5 est consacré à notre contribution pour la détection de changements. Il détaille dans la première partie une analyse approfondie du conflit évidentiel. Nous mettons l'accent sur les différentes terminologies, et types du conflit. Nous soulignons les différents causes et facteurs d'apparition de chaque type du conflit. Une interprétation et analyse de la production conjointe du conflit-changement est présentée suivie de notre contribution de détection, quantification et analyse de changements en se basant sur le conflit induit entre les distributions de masses. La dernière partie du chapitre est consacrée à l'évaluation de l'approche et des algorithmes développés avec des images multi-temporelles.

Nous achevons ce manuscrit par une conclusion générale ainsi que des perspectives.

# État de l'art sur la détection de changements

#### Sommaire

1.1	1 Introduction		
1.2	2 Dét	ection de changements	8
	1.2.1	Mise en contexte et définitions	8
	1.2.2	Facteurs de changements en télédétection	10
	1.2.3	Considérations temporelles et spatiales des données	12
1.3	Pré-	-traitements	12
<b>1.</b> 4	Tecl	hniques et méthodes de détection de changements	13
	1.4.1	Méthodes basées sur les pixels	13
	1.4.2	Méthodes basées sur les objets	17
	1.4.3	Méthodes avancées	18
	1.4.4	Méthodes hybrides	19
1.5	6 Cho	ix d'une méthode de détection de changements	<b>21</b>
1.6	Vali	dation, interprétation et évaluation	<b>25</b>
	1.6.1	Matrice binaire de changements	26
	1.6.2	Matrice de changements	26
	1.6.3	Matrice de confusion	27
	1.6.4	Matrice de transitions	27
	1.6.5	Autres méthodes	28
	1.6.6	Rappel-Précision	29
	1.6.7	Calcul de la précision	30
1.7	App	olications	<b>31</b>
	1.7.1	Détection de changements dans la télédétection	31
	1.7.2	Détection de changements dans les vidéos	32
	1.7.3	Détection de changements dans les images médicales	32
1.8	6 Con	clusion	33

#### 1.1 Introduction

Le développement technologique des techniques d'acquisition des images a été l'un des principaux facteurs de la motivation vers la recherche de méthodes permettant une meilleure exploitation de ces images. L'apparition de l'axe de recherche de la détection de changements a permis de tirer profit des images prises à différentes dates pour repérer des modifications et des altérations qui ont pu être apparues entre différentes périodes. Ces changements sont par la suite utilisés à des finalités qui varient d'un domaine d'application à un autre [Radke *et al.*, 2005]. En conséquence, un ensemble de méthodes dédiées à cette thématique de recherches a été proposé et qui ne cesse d'augmenter.

La détection du changement est un processus complexe qui nécessite une maitrise de certaines notions et spécificités des images. Ainsi, dans ce chapitre nous introduisons la détection de changements tout en dressant un état de l'art des différentes terminologies, notions, méthodes et l'ensemble de chaînes de traitement qu'y sont relatifs. Une discussion des différentes taxonomies des méthodes existantes a été établie suivie par quelques applications de la détection de changements.

#### 1.2 Détection de changements

#### 1.2.1 Mise en contexte et définitions

La détection de changements est un axe de recherche permettant d'exploiter un ensemble d'images et d'informations multi-temporelles. Elle est appliquée dans une multitude de domaines pour apprécier et quantifier les changements progressifs, de faible amplitude, et/ou touchant des superficies relativement petites [Rogan *et al.*, 2002, Serra *et al.*, 2003]. Elle permet d'acquérir des informations intéressantes sur l'évolution de l'état du sujet d'étude. Ces informations sont, par la suite, exploitées pour développer des solutions et prendre des décisions opérationnelles par exemple la surveillance de l'écosystème ou de l'environnement [Baker *et al.*, 2007]. Par ailleurs, elle représente un outil intéressant permettant l'analyse quantitative de la distribution spatiale des objets du sujet d'étude.

L'intérêt accordé à la détection de changements croit en parallèle avec l'évolution des technologies et des capteurs et aux besoins des méthodes permettant l'analyse des données complexes et même hétérogènes. La détection de changements a attiré l'attention des chercheurs dans une variété de domaines. Parmi les domaines d'application, nous citons principalement l'aide au diagnostique médical [Boisgontier, 2010], la vidéo surveillance [Miller *et al.*, 2005], la détection sous-marine et la télédétection avec ses diverses applications telles que le contrôle environnemental, l'utilisation et l'occupation du sol et la gestion du risque [Lu *et al.*, 2005, Hoang, 2007, Hu et Ban, 2008, Zhou *et al.*, 2008].

La problématique de la détection de changements est définie dans un cadre assez général comme étant : "La détection de régions changées dans plusieurs images de la même scène prise à des instants différents" [Radke et al., 2005].

"La détection de changements consiste à identifier des différences dans l'état d'un objet ou un phénomène en l'observant à différents instants. Elle implique la capacité de quantifier ces effets temporels" [Singh, 1989]. Dans un cadre particulier, [Milne, 1988], défini le changement de la couverture forestière comme étant " Une altération des composantes de surface de la couverture végétale". Alors que [Lund, 1983] l'a définie "Un mouvement spectral et spatial d'une entité végétale au cours du temps".

La détection du changement peut être vue comme l'identification et l'étude des changements et des modifications structurelles significatives à partir des prises de différentes dates d'un objet ou d'un sujet d'intérêt.

Dans le cas d'étude de la télédétection et le suivi de l'évolution de l'occupation du sol, la détection de changements implique l'identification des altérations et de leurs natures, la mesure des surfaces qu'ils affectent et la caractérisation de leurs organisations spatiales [Macleod et Congalton, 1998]. La détection du changement est un processus complexe qui implique une suite d'étapes et qui nécessite la prise en considération de certains critères et facteurs. Parmi eux, nous citons la nature du changement, les données considérées, les caractéristiques robustes de ces données, les méthodes de détection et d'analyse de changements et notamment l'évaluation afin d'obtenir une carte binaire de changements [Singh, 1989, Jianya Gong Qiming, 2008].

**Définition 1.1** Une carte binaire de changements est une image ayant les mêmes dimensions que celles impliquées dans le processus de détection de changements et qui est formée par deux classes qui représentent le changement (désigné par le blanc) et le non-changement (désigné par le noir).

Ainsi, la précision de la carte de changements obtenue est guidée par : le choix des données selon l'application (y compris les caractéristiques spatiales et temporelles), la précision des corrections des effets radiométriques et atmosphériques et la capacité de la méthode choisie pour discriminer les changements qu'on vise à identifier (changements spectrale, transitions entre les classes, suivi du changement ou l'évolution d'un objet d'intérêt, changements dans une longue série temporelle...).

La figure 1.1 montre un exemple, simple, de détection de changements dans un couple d'images.



FIGURE 1.1 – Génération d'une carte binaire de changements

#### 1.2.2 Facteurs de changements en télédétection

Nous introduisons cette section par une définition brève de la télédétection et ses intérêts globaux avant d'entamer les facteurs de changements. En effet, la télédétection est l'ensemble des techniques et instruments permettant d'obtenir des images d'une zone d'intérêt sans aucun contact direct avec la surface terrestre. Le radar, le Lidar, les capteurs aériens, les séismogrammes et les satellites sont parmi les instruments utilisés pour acquérir des images et des informations. L'objectif principal de la télédétection est cognitif. En effet, elle permet d'acquérir des connaissances géographiques, climatologiques, océaniques et même stratégiques et militaires [Wang et Atkinson, 2018, Vittorio et Georgakakos, 2018].

Par ailleurs, pour une détection fiable et précise des changements affectant une zone considérée, il est judicieux d'étudier et déterminer les facteurs et les causes des altérations. Ces derniers diffère d'une discipline à une autre en fonction des types des images. Dans cette section nous focalisons notre intérêt sur les natures des modifications et leurs causes en télédétection et qui ont été, à leur tour, l'objet de plusieurs publications [Zak *et al.*, 2008, Jianya Gong Qiming, 2008].

#### 1.2.2.1 Caractéristiques et natures de changements

Le mot changement reste une description générale des modifications qui se sont produites entre au moins deux instants. Cependant, la qualité du résultat dépend de l'objectif qui est intimement lié à la nature de changements. Les changements de la couverture terrestre peuvent être éphémères, inter-annuels ou semi-permanents/ permanents [Strahler *et al.*, 2006].

- Changements éphémères : Ce sont les changements à court terme qui touchent la couverture terrestre, tels que les inondations, qui ne modifient pas de façon permanente la distribution dominante de l'occupation du sol;
- Changements interannuels : Ce sont des variations de la couverture terrestre en grande partie dues à la variabilité climatique à long terme, telle que la réduction de la couverture forestière pour une région touchée par la sécheresse à long terme;
- Changements semi-permanents/permanents : Ce sont des conversions de la couverture terrestre et comprennent de nouvelles constructions de surface telles que les événements de la déforestation, l'urbanisation ou l'expansion des terres agricoles.

D'un autre angle de vue, les changements peuvent avoir plusieurs types : rapide à court terme (inondation, incendie...) et cyclique (cultures de blés, d'orges...). D'un point de vue spatial, les changements peuvent être directionnels (étalement urbain) ou multi-directionnels (déforestation).

#### **1.2.2.2** Facteurs de changements

Les changements affectant la surface terrestre peuvent être aussi classés en trois catégories selon leurs causes. En effet, les principaux facteurs agissant sur la couverture terrestre reviennent aux influences de l'homme, les faunes et les flores et les forces naturelles. **1.2.2.2.1** Activités et pression anthropiques L'activité humaine apparait comme l'un des facteurs principaux de la modification de la surface terrestre. L'homme agit de deux façons directe et indirecte sur la couverture et l'occupation du sol. L'étalement urbain est l'un des exemples les plus connus en tant que conséquence directe de l'influence de l'homme.

La participation de l'homme dans les transformations au cours du temps est décrite par indirecte si les changements survenus sont les conséquences des ses décisions et ses actions (désertification, réchauffement de la planète). En effet, l'évolution de la démographie et de la population et sa distribution spatiale est notamment l'un des facteurs les plus importants qui jouent un rôle important sur l'urbanisation et l'alternance de la couverture végétale (déforestation). Par ailleurs, l'évolution technologique et économique contribue fortement aux changements de l'occupation du sol. Ceci peut être déduit en suivant, à titre d'exemple, la gestion des ressources naturelles ou bien le développement des usines, des réseaux de transport, la demande de la matière première et organique et les guerres. La fabrication de certains produits de consommation qui utilisent des éléments végétaux (exemple : tomate, boit...) contribue à la spécialisation des zones agricoles. D'autre coté, les usines versent généralement des déchets toxiques qui ont un mauvais impacte sur l'environnement. Les facteurs anthropiques sous-jacents participant à l'évolution de l'occupation du sol sont en réalité multiples et ont été détaillés dans [Lecerf, 2008].

**1.2.2.2.2** Activités et pression des faunes et des flores Les animaux contribuent remarquablement aux changements affectant la surface terrestre et plus précisément aux changements de la couverture végétale. En effet, les animaux sont continuellement en interaction avec les espèces végétales et les hommes. Par conséquent, il peut en résulter un changement dans la répartition des espèces végétales ou bien un dommage des plantes lors d'une migration de groupes d'animaux [Lambin et Ehrlich, 1997, Mucova *et al.*, 2018, Ndegwa Mundia et Murayama, 2009].

1.2.2.2.3 Activités et pression des forces naturelles L'occupation du sol peut subir des changements intensifs, périodiques, réguliers et même irréguliers à cause de la variabilité climatique et des forces naturelles. Le changement aigu du climat engendre des phénomènes naturels violents (tempêtes, neige, grêle, sècheresse...) qui causent par la suite des dégâts remarquables à la couverture terrestre. En revanche, les activités volcaniques, les séismes, les tsunamis laissent des grands dommages à la surface terrestre. Les pluies engendrent des évolutions de la couverture végétale et tout l'hydro-système. Ainsi, les changements climatiques à court terme influencent le développement et la répartition de la couverture végétale en fonction des saisons, de la température et de la perception [Lecerf, 2008]. Cependant, malgré l'évolution technologiques en télédétection, il n'est pas possible de déterminer dans certaines situations des changements qui ont déjà survenus. Ceci revient principalement aux facteurs suivants :

- **Spatial :** Certaines modifications et altérations de la surface terrestre se produisent sur des superficies relativement petites et irréparables par les moyens de télédétections. Aussi, elles peuvent être cachées par d'autres objets ou la couverture végétale;
- **Temporel :** Des changements apparaissent dans un intervalle de temps restreint non détectable par les capteurs ;

• Spectral et radiométrique : Les catégories de la scène d'étude peuvent parfois avoir la même signature spectrale.

#### 1.2.3 Considérations temporelles et spatiales des données

Avant d'entamer une procédure de détection et d'analyse de changements, il est impératif de vérifier quelques considérations aux échelles temporelles et spatiales. En effet, les images multitemporelles impliquées dans la procédure doivent être prises dans la même saison pour exclure les effets des changements climatiques et saisonniers. Par ailleurs, il est judicieux de choisir l'intervalle temporel entre les images selon l'objectif de l'application. En effet, pour détecter les effets des phénomènes brusques et à court terme (tels que les incendies et les inondations) vaut mieux choisir des images ayant des échelles temporelles fines. A titre d'exemple, pour évaluer les dégâts d'un séisme, comparé deux images acquises respectivement un jour avant et un jour après la catastrophe permet d'obtenir une estimation plus précise.

Cependant, les changements lents tels que la déforestation, l'urbanisation et la sécheresse nécessitent des images ayant des échelles temporelles larges [Chen *et al.*, 2012, Lambin, 1996]. En termes de considérations spatiales, les images basses résolutions sont fiables pour la détection du changement sur des régions assez étendues tel que l'étude de la déforestation [Tan *et al.*, 2013]. Par contre, ce type d'images peut échouer à identifier des changements spécifiques d'une façon précise. Par ailleurs, les images hautes résolutions sont utiles pour suivre les changements d'un objet particulier [Chen *et al.*, 2012].

#### 1.3 Pré-traitements

Avant d'analyser les images multi-temporelles, des étapes de prétraitements primordiaux sont souvent nécessaires afin de corriger et améliorer les images et, par la suite, renforcer l'homogénéité de leurs caractéristiques [Singh, 1989, Coppin *et al.*, 2004, Jianya Gong Qiming, 2008]. Les pré-traitements effectués dépendent du types des données disponibles. En effet, dans le cas des images de télédétection, il existe trois types de corrections qui sont : les corrections radiométriques, géométriques et atmosphériques.

- **Corrections géométriques :** Ce type de correction vise à réduire les déformations géométriques et rendre les images superposables pour permettre par exemple la comparaison des classifications et la détection de changements. Ainsi, la précision de la rectification géométrique influence la précision du résultat de la procédure de détection des changements. Parmi les causes principales des déformations, on peut citer la courbure et la rotation de la terre, variation d'altitudes au sol et les erreurs de mesures [Jianya Gong Qiming, 2008].
- **Corrections radiométriques :** La correction radiométrique des images est d'une grande importance pour la qualité du résultat de détection de changements. La radiométrie étudie les transferts d'énergie lumineuse et permet une description de la propagation de la lumière. Parmi les causes qui invoquent l'incohérence radiométrique des pixels, on peut citer : les

déficiences des capteurs (vieillissement, défauts de construction) et les problèmes de transmission de données [Song *et al.*, 2001].

- Corrections atmosphériques : Le décalage temporel dans l'acquisition des images induit souvent des variations des données. En atmosphère non nuageuse, le signal radiométrique dépend de la réflectance de la surface terrestre, mais aussi des effets de l'atmosphère qui interviennent au cours des deux trajets (descendant, du soleil vers la surface, et montant, de la surface vers le capteur) effectués par le rayonnement solaire à travers l'atmosphère. L'objectif des corrections atmosphériques est d'extraire à partir du signal radiométrique des informations qui ne dépendent pas de l'atmosphère, mais plutôt qui sont relatives à la surface de la terre. Parmi les facteurs qui agissent sur la radiométrie des pixels, on trouve : l'angle d'élévation du soleil, la distance terre-soleil, le calibrage des capteurs, les conditions atmosphériques [Song et al., 2001, Kaufman et al., 1997].
- **Recalage :** Certains types de données nécessitent des transformations spatiales pour pouvoir effectuer une comparaison de pixel à pixel. Ainsi, le recalage consiste à appliquer une transformation géométrique (tels que rigide, affine, élastique) pour mettre en correspondance les structures à comparer. La qualité de recalage est primordiale pour obtenir une bonne détection de changements car un faible décalage entre les images peut entrainer des fausses détections [Boisgontier, 2010].

#### 1.4 Techniques et méthodes de détection de changements

Pendant les deux dernières décennies, une variété de méthodes et de techniques dédiées pour détecter et suivre les changements ont été mises en œuvre. Le choix d'une méthode dépend des informations disponibles et des capteurs utilisés. Elles peuvent être regroupées en deux grandes catégories : les méthodes qui raisonnent sur les pixels, et celles qui portent leurs raisonnements sur les caractéristiques, les objets et l'information contextuelle. À côté de ces deux classes, on peut ajouter une troisième qui renferme les méthodes hybrides et complexes. Par ailleurs, on trouve dans la littérature d'autres taxonomies des méthodes d'analyse de changements telles que les méthodes : algébriques, de transformation, de classification, les méthodes avancées [Hussain *et al.*, 2013]. Ces mêmes méthodes peuvent être regroupées en deux catégories selon leurs capacités à caractériser les changements. En effet, certaines méthodes fournissent à la fin de la procédure de détection de changements une carte binaire de changements qui discrimine les zones modifiées du reste. Alors que l'autre catégorie renferme les méthodes ayant la capacité de décrire les transitions de changements. Les publications qui ont discuté et détaillé les différentes méthodes de détection et d'analyse de changements en ressortant leurs avantages et limites sont multiples [Hussain *et al.*, 2013, Radke *et al.*, 2005, Baker *et al.*, 2013, Hoang, 2007, Singh, 1989].

#### 1.4.1 Méthodes basées sur les pixels

Dans cette section nous présentons, d'une manière brève et non exhaustive, quelques méthodes basiques pour la détection de changements qui portent leurs raisonnements au niveau pixelique.

#### 1.4.1.1 Différences des images

Il s'agit des méthodes bi-temporelles simples qui exploitent les valeurs d'intensités des pixels pour quantifier les changements [Radke *et al.*, 2005]. Elles nécessitent donc une parfaite correction radiométrique. Le principe de ces méthodes consiste à explorer deux images  $T_1$  et  $T_2$ prises à des dates différentes en comparant leurs pixels un par un. Pour ceci, on peut invoquer l'opérateur de différence "—"pour obtenir l'image différence  $I_d$  donnée par l'équation suivante :

$$I_{d}(x, y) = T_{1}(x, y) - T_{2}(x, y)$$
(1.1)

Dans le cas des images multi-spectrales, on peut adapter cette méthode pour tenir compte de chaque bande spectrale comme suit :

$$I_d(x,y) = \sum_i \left( T_1(x,y)^i - T_2(x,y)^i \right)$$
(1.2)

avec *i* est le numéro de bande spectrale. Pour détecter les changements, il est nécessaire d'appliquer un seuil  $\tau$  qui est déterminé, généralement, d'une façon empirique ainsi :

$$T(x,y) = \begin{cases} 1 & si \ I_d(x,y) \ge \tau \\ 0 & sinon \end{cases}$$
(1.3)

En appliquant le précédent système de seuillage, on obtient une carte binaire qui représente les zones de changements détectés. La différence d'images exploite l'information spectrale et radiométrique. Ainsi, la précision du résultat de la carte de changements produite est affectée par celle de la correction radiométrique effectuée préalablement.

#### 1.4.1.2 Ratio d'images

Comme la méthode de différence d'images, le ratio exploite l'intensité des pixels et suppose que les images sont corrigées. Elle consiste à subdiviser les intensités des images pixels par pixels comme illustré par l'expression 1.4 :

$$I_r = \frac{T_1(x,y)}{T_2(x,y)}$$
(1.4)

Elle s'applique, également, avec les images multi-spectrales et donc pour chaque bande i le ratio s'écrit :

$$I_r = \frac{T_1(x,y)^i}{T_2(x,y)^i}$$
(1.5)

Ainsi, les pixels qui n'ont pas changé d'intensité ont une valeur de ratio égale à 1. Par contre, dans les zones modifiées le ratio est supérieur ou inférieur à 1 selon la nature des alternances entre les dates. Cette méthode est critiquée à cause de la distribution non normale du résultat [Singh, 1989].

Comme la méthode différences d'images, le ratio fait partie des méthodes binaires qui four-

nissent une carte du changement binaire après avoir appliqué un seuil [Radke *et al.*, 2005, Singh, 1989]. Cependant, le choix d'un seuil convenable reste une tâche non évidente.

#### 1.4.1.3 Régression d'images

Cette méthode suppose qu'il existe une relation linéaire entre les valeurs des pixels de la même région à deux moments différents. Elle suppose qu'un pixel à l'instant  $t_2$  a une relation linaire avec le même pixel à l'instant  $t_1$ .

$$\hat{T}_2(x,y) = a \times T_1(x,y) + b$$
 (1.6)

Le changement est alors détecté après la soustraction de l'image de régression de la référence comme expliqué par l'expression suivante :

$$I_d(x,y) = T_2(x,y) - \hat{T}_2(x,y)$$
(1.7)

Les principaux avantages de cette méthode sont : (1) sa capacité à tenir compte des différences en moyenne et en variance entre les valeurs des pixels de deux images et (2) réduit les effets néfastes des conditions atmosphériques et de l'angle du soleil [Singh, 1989, Coppin *et al.*, 2004]. Cependant, cette méthode est mieux adaptée pour mesurer la conversion d'un type à un autre et non appropriée pour détecter les changements subtils [Coppin *et al.*, 2004].

#### 1.4.1.4 Indice de végétation

Il s'agit d'une méthode de transformation [Hussain *et al.*, 2013] qui s'applique au niveau pixelique et qui se repose sur l'information spectrale et la différence de réflectance. Elle aide à améliorer la différence spectrale sur la base d'information de végétation. Ces indices renforcent les différences spectrales sur la base d'une forte absorption de la végétation dans la bande de réflectance rouge (R) et dans celle du Proche Infra Rouge (PIR). L'indice peut être calculé de différentes manières. En effet, elle peut être vue en tant que méthode de ratio appliquée avec les végétations [Singh, 1989] comme l'illustre l'expression suivante :

$$VI = \frac{PIR}{R} \tag{1.8}$$

La version d'indice de végétation par différence normalisée consiste à subdiviser la différence entre la bande proche infra rouge et la bande rouge par leurs somme :

$$NDVI = \frac{PIR - R}{PIR + R} \tag{1.9}$$

#### 1.4.1.5 Analyse par vecteur de changements

L'Analyse par Vecteur de Changements (AVC) est une technique permettant l'analyse de plusieurs bandes de l'image simultanément [Hussain *et al.*, 2013, Xiaolu et Bo, 2011]. Elle n'assure pas uniquement la détection de changements mais permet également de les analyser et de les classer au plus bas niveau. Lorsqu'un pixel subit un changement entre deux dates, on prévoit que sa position dans l'espace spectrale à n dimensions peut changer. Cette variation est représentée
par un vecteur qui est défini par deux facteurs : la direction qui fournit des informations sur la nature du changement et la magnitude qui fournit des informations sur le niveau du changement.

- La magnitude du changement est obtenue par la distance euclidienne entre les deux mesures radiométriques. Elle représente l'intensité du changement et quantifie les variations entre deux dates des réponses spectrales ou de l'indice de végétation.
- La direction du changement, exprimée par l'angle issu des valeurs radiométriques. Elle indique s'il y a eu une perte ou un gain entre les deux dates étudiées.

Cette approche a l'avantage de traiter simultanément un nombre quelconque de bandes spectrales. Elle fournit également des informations détaillées sur le changement. Les valeurs des pixels sont traitées comme des vecteurs de bandes spectrales et le vecteur du changement est calculé en soustrayant les vecteurs pour tous les pixels. La direction du vecteur de changements représente le type du changement alors que l'amplitude de la variation correspond à sa longueur.

#### 1.4.1.6 Analyses par composantes principales

L'Analyse par Composantes Principales (ACP) est une méthode mathématique qui consiste à transformer des données en un nouvel ensemble de dimensions réduit appelé "Composantes Principales"(CP), ainsi permettant d'éliminer la redondance de données [Gong, 1993]. L'ACP utilise la matrice de covariance, ou bien la matrice de corrélation, pour effectuer la transformation des données. La matrice de sortie contient les vecteurs propres qui sont classés par ordre décroissant. La première composante (CP1) exprime la direction majoritaire des variations de données etc. La seconde composante (CP2) définit la deuxième plus grande direction de variation qui est indépendante de la précédente. Avec l'ACP et dans le cadre de détection de changements, les zones qui ne manifestent pas de changements sont fortement corrélées alors que les zones qui présentent des changements ne le sont pas. Ainsi CP1 et CP2 présentent les zones de non-changements, par contre, CP3, CP4 et le reste des composantes incluent les informations de changements.

#### 1.4.1.7 Post-classification

La post-classification fait partie des méthodes les plus utilisées pour détecter et analyser les changements [Wu *et al.*, 2017, Hussain *et al.*, 2013, Lefebvre, 2011]. Elle consiste à comparer les résultats de classification des images multi-temporelles et, par la suite, générer la carte et la matrice de changements. L'exactitude du résultat de détection de changements dépend de celles des classifications des images [Serra *et al.*, 2003, Lefebvre, 2011, Singh, 1989]. Cette méthode se caractérise par sa capacité à identifier les transitions d'occupation des sols alors que certaines méthodes se contentent de mettre en évidence les zones de changements/non-changements. Les méthodes basées sur la post-classification ont l'avantage d'être plus robustes aux variations des conditions atmosphériques et des conditions d'illuminations aux dates d'études [Lefebvre, 2011]. Contrairement aux méthodes algébriques (différence, ratio, régression), la post-classification permet la manipulation d'une série d'images de cardinalité supérieure ou égale à deux. Ces images, à leurs tours, peuvent être de différentes spécificités. La post-classification a fait l'objet de nombreux travaux de détection de changements ou des méthodes de classification

supervisées et non supervisées ont été appliquées. Parmi ces travaux, nous citons [Liu et Zhou, 2004, Serra *et al.*, 2003]. En outre, pour détecter des changements par cette méthode il est possible d'appliquer des approches de classifications différentes pour chaque image impliquée dans le processus.

#### 1.4.2 Méthodes basées sur les objets

La principale limite des méthodes pixeliques est qu'elles ne prennent pas en considération les relations spatiales entre les pixels. Le raisonnement au niveau des régions permet de mieux prendre en compte l'information contextuelle et les caractéristiques des images telles que la texture et les formes géométriques. Ces méthodes ont la capacité d'améliorer l'identification des changements pour les entités formant une image donnée.

#### 1.4.2.1 Comparaison des objets

La méthode la plus intuitive consiste à extraire les objets des images multi-temporelles en appliquant une segmentation ou des algorithmes pour déterminer les caractéristiques de chaque région. Par la suite, on procède par une comparaison directe des objets de chaque image pour déterminer les changements.

La segmentation des images multi-temporelles est l'une des méthodes classiques basées sur l'information contextuelle pour la détection de changements. Elle consiste à subdiviser les images multi-temporelles en des régions homogènes ayant une sémantique. Par la suite, pour détecter les changements, une évaluation et une comparaison des caractéristiques et de formes des objets seront nécessaires [Lefebvre, 2011]. L'avantage de cette méthode est sa non-sensibilité au bruit et à la correction géométrique [Jianya Gong Qiming, 2008]. Bien que cette méthode a l'aire basique et simple, mais elle est sensible à l'extraction des caractéristiques des objets. De plus, la détermination des transitions des changements n'est pas une tâche triviale. Un autre aspect critique de la comparaison directe des objets revient principalement à la correspondance spatiale des entités, puisque les objets ont des formes et des tailles différentes [Chen *et al.*, 2012] sans oublier l'effet de choix d'un seuil convenable qui n'est pas une tâche évidente. Ainsi, la précision de la détection des changements reste un facteur des étapes d'extraction des objets. Cependant, cette méthode semble efficace dans le cas de suivre, ou bien de détecter, les changements d'un objet particulier [Jianya Gong Qiming, 2008, Chen *et al.*, 2012]. Parmi les travaux qui ont appliqué cette méthode, nous citons [Hall et Hay, 2003, Miller *et al.*, 2005].

## 1.4.2.2 Classification contextuelle

Il s'agit l'une des approches les plus utilisées pour détecter et identifier les changements et qui produit une matrice de transitions à la fin du processus. Elle consiste à extraire des objets à partir des images multi-temporelles puis effectuer une classification basée objets. Les objets classés sont comparés pour une analyse détaillée de changements. Ils sont comparés en fonction de la géométrie et de l'appartenance aux différentes classes. Cette comparaison peut s'effectuer sans prendre en considération les caractéristiques des objets [Chen *et al.*, 2012]. Comme les méthodes de post-classification pixelique, l'exactitude des résultats de cette approche dépend étroitement de l'exactitude des méthodes de segmentations et de classifications [Chen *et al.*, 2012, Gamanya *et al.*, 2009, Tiede *et al.*, 2012]. Pour mettre en place les classifications orientées objet, plusieurs approches ont été testées et évaluées telle que l'approche présentée dans [Qin *et al.*, 2006] où les auteurs ont appliqué les réseaux bayésiens avec deux images Landsat TM datées respectivement de 1994 et 2003.

# 1.4.3 Méthodes avancées

Dans cette section nous présentons quelques méthodes avancées capables de modéliser les données à différentes granularités de l'information.

# 1.4.3.1 Réseaux de neurones

L'approche des réseaux de neurones artificielles représentent une approche prédictive de fouille qui fait partie des méthodes de détection de changements par classification. Cette approche raisonne sur un ensemble d'apprentissages pour établir une relation entre l'image et les nœuds de sortie qui sont représentés sous forme d'un réseau. Le principal avantage des réseaux de neurones se résume par leur capacité de suivre l'évolution spatio-temporelle des objets [Radke *et al.*, 2005]. Plusieurs travaux de détection de changements ont eu recours aux réseaux de neurones pour détecter et analyser les changements et qui ont permis d'obtenir des résultats intéressants comme le décrite [Clifton, 2003] dans les cas de données multi-spectrales et panchromatiques. [Hu et Ban, 2008] ont appliqué les réseaux de neurones pour mettre en place la classification orientée objet en milieu urbain.

#### 1.4.3.2 Champs de Markov

Afin de détecter et de prédire des changements spatio-temporels [Essid et al., 2013] ont proposé une méthode basée sur les champs de Markov cachés. Dans cette application, les champs de Markov utilisent les vecteurs de descripteurs des régions déduits à l'issue de la segmentation d'images par l'algorithme C-Moyen Flou (FCM) pour décrire et représenter le dynamique des objets et, par la suite, détecter les changements spatio-temporels. Ainsi, tous les états cachés et les descripteurs sont modélisés sous forme de champs de Markov cachés. Dans une étape préliminaire, les auteurs ont défini l'ensemble des états cachés H, S un T-uplet de variables aléatoires, O un ensemble de q symboles qui peuvent être émis par le système et V l'ensemble de T-uplet. Par la suite, ils utilisent ces ensembles pour mettre en place un modèle de champs de Markov cachés.

#### 1.4.3.3 Fusion des informations multi-sources

La fusion multi-sources et multi-temporelles permet l'utilisation de données issues de plusieurs capteurs qui peuvent être de natures hétérogènes. Ainsi, des images multi-spectrales et de résolutions différentes peuvent être exploitées pour identifier et caractériser des changements. Cette méthode permet de raisonner d'une façon supervisée des informations et se déroule selon quatre étapes :

- Modélisation : Choisir la méthode de fusion appropriée et déterminer l'ensemble des classes et leurs caractéristiques;
- Estimation : Attribue à chaque forme (pixel, objet..) un degré de confiance pour estimer sa vraie classe;
- **Combinaison :** Choisir une règle pour combiner les informations issues des sources pour obtenir une information unifiée ;
- Décision : Affecte chaque forme à la classe finale selon un critère bien défini.

La fusion des informations multi-sources présente un avantage potentiel qui réside dans sa capacité à raisonner à différents niveaux de granularité (pixel, objet, primitif, sémantique) [Dubois et al., 2016, Haouas, 2013, Haouas et Dhiaf, 2014b, Bloch et Maître, 1998, Solaiman, 2001]. Les travaux qui ont choisi cette méthodologie dans le contexte de détection de changements sont multiples tel que [Bujor et al., 2002] qui ont appliqué la fusion à l'aide de la théorie des sous-ensembles flous pour identifier les changements dans des images SAR. Nous citons aussi le travail de [Elhassouny et al., 2012] la théorie de Dezert-Smarandache [Dezert, 2002] a été appliquée pour obtenir la carte de changements de deux images satélitaires. Le facteur commun de la majorité de ces travaux est la combinaison des décisions de changements et non pas des informations issues des images. Notre intérêt est accordé à cette méthodologie qui sera exposée en détaille dans les chapitres suivants.

# 1.4.4 Méthodes hybrides

Les méthodes hybrides se dérivent de l'utilisation simultanée des méthodes basées sur les pixels et d'autres qui raisonnent avec les objets. L'idée de cette combinaison se repose sur le fait que le raisonnement au niveau pixel permet de dégager des informations préliminaires du changement et, en contrepartie, l'appelle d'une méthode orientée objet donne l'avantage de mieux modéliser l'information contextuelle [Hall et Hay, 2003]. De plus, les algorithmes qui impliquent plus qu'une méthode de détection du changement peuvent être vus comme des méthodes hybrides. Cette combinaison peut appeler des méthodes algébriques en parallèle avec des méthodes de classification telles que celles présentées dans [Matinfar et Roodposhti, 2012, Lefebvre *et al.*, 2011]. Le tableau ci-après présente quelques méthodes avancées et hybrides appliquées pour la détection du changement :

Tableau 1.1 – Exemples de méthodes hybrides

Approche	Descriptions	Application
Post-classification		Cette méthode a été ap-
par arbre de dé-	Utilisation des informations spectrales et d'al-	pliquée avec des images
cision [Matinfar	titudes en tant qu'entrées d'un arbre de déci-	Landsat pour étudier la
et Roodposhti,	sion. Les informations spectrales sont déduites	couverture de sol de
2012]	par l'NDVI, PCA,	la ville Khoram Abad
		entre 1992 et 2009

Approche de [Qin <i>et al.</i> , 2006] ré- seau bayésien	<ul> <li>Une méthode basée sur cette approche consiste à suivre ces étapes :</li> <li>Combiner les images bi-temporelles puis l'ACP est appliquée pour choisir les bandes nécessaires (qui vont être les données d'en- trée);</li> <li>Former l'ensemble d'apprentissage en appli- quant la méthode "minimisation, discrétisa- tion d'entropie";</li> <li>Appliquer le réseau bayésien basé sur le test de condition d'indépendance;</li> <li>Évaluation du résultat en utilisant l'en- semble d'apprentissage;</li> <li>Obtention de la carte de changement clas- sée.</li> </ul>	Le cadre de son appli- cation est la détection du changement bi- temporelles avec des images Landsat TM qui datent de 1994 et 2003 de la zone Beijing.
Fusion dans le cadre bayésien et par les champs de Markov [Bruz- zone et Melgani, 2003]	<ul> <li>Méthode non supervisée pour la détection de changements bi temporels basée sur la fusion et la différence d'image :</li> <li>Stratégie 1 : niveau pixel : <ul> <li>considérer chaque bande spectrale une source d'information</li> <li>Calcul de la différence d'image des bandes</li> <li>Estimation non supervisée de chaque image de différence</li> <li>Fusion des images dans le cadre bayésien</li> </ul> </li> <li>Stratégie 2 : niveau contextuel <ul> <li>Application de la même stratégie de fusion au niveau pixel</li> <li>Utilisation des champs de Markov aléatoires pour la fusion</li> </ul> </li> </ul>	Les auteurs ont éva- lué leurs stratégies de fusion pour la détec- tion de changements avec deux images multi- spectrales acquises par Landsat TM. Le but été la détection de chan- gements dans la zone d'études. Les résultats des stratégies proposées ont été comparés avec l'image issue de l'appli- cation AVC et la stan- dard différence d'image.

Analyse de tex- ture par ondelette [Lefebvre, 2011]	<ul> <li>Méthode de classification orientée-objet :</li> <li>Segmentation multi résolution de chaque image effectuer à partir d'une transformée d'ondelettes</li> <li>Caractérisation des objets en fonction de leurs luminances et de texture</li> <li>Application de la DST pour fusionner les critères de luminance et de texture</li> </ul>	Cette méthode a été ap- pliquée et évaluée dans le contexte de détec- tion de changements d'un milieu périurbain. Les données utilisées sont des images très haute résolution multi- dates issues de la pho- tographie aérienne
Analyse de tex- ture [Li et Leung, 2002]	<ul> <li>Différence d'images basée sur l'intensité et la texture :</li> <li>Calcul de la différence d'intensité et de texture</li> <li>La différence de texture se base sur la relation entre deux vecteurs gradients</li> <li>Intégration de la différence de texture par deux méthodes :</li> <li>La minimisation de fonction d'énergie en intégrant la contrainte de finesse de texture</li> <li>Combinaison de différence en appliquant une pondération de texture</li> </ul>	Cette méthode a été ap- pliquée pour la détec- tion du changement en temps réel en tenant

# 1.5 Choix d'une méthode de détection de changements

Le développement continu des méthodes de détection du changement est motivé par la recherche d'une méthode optimale applicable avec tous les types de données pour détecter et interpréter toutes les formes de changements. Cependant, aucune méthode n'est convenable pour être utilisée dans toutes les situations.

D'un point de vue théorique, les méthodes de détections de changements ont été discutées et comparées par plusieurs travaux [Baker et al., 2013, Hussain et al., 2013, Lu et al., 2005, Coppin et al., 2004, Singh, 1989]. Certains travaux ont appliqué quelques méthodes dans des situations particulières pour des finalités comparatives. Dans [Xu et al., 2009], les auteurs ont mis l'accent sur trois méthodes qui sont : la différence d'images, le ratio et la post-classification qui sont par la suite appliquées avec des images satellites. Les deux méthodes algébriques (différence, ratio) ont été utilisées avec des images de Beijing qui datent de 2001 et 2002 alors que l'approche de la poste classification est appliquée avec d'autres images acquises en 1995 et 2000 de la ville de

Wuhan. Cette comparaison a conduit à conclure que la méthode de ratio a fourni un résultat plus précis que la différence qui est, à son tour, plus précise que la post-classification. De plus le ratio, peut être convenable pour l'analyse des végétations et du sol. [Rogan et al., 2002] ont comparé les méthodes de Kauth Thomas, l'analyse du mélange spectral et deux techniques de classification qui sont le maximum de vraisemblance et l'arbre de décision. Ils ont appliqué ces méthodes dans le cadre du suivi de l'évolution de la forêt de la Californie à travers des images satellites acquises par Landsat TM en 1996 et 1999. Mas [Mas, 1999] a comparé six méthodes pour détecter les changements de la couverture du sol d'une zone côtière à l'aide de deux images Landsat acquises en 1974 et 1992. L'évaluation du résultat a montré que la post-classification supervisée a fourni un résultat ayant la précision globale la plus élevée par rapport aux autres méthodes (la différence d'images, l'NDVI, l'analyse par composantes principales sélective ACPS, la classification supervisée multi-dates et la combinaison de la post-classification avec une méthode qui améliore la le contraste de l'image). L'ACPS a généré une carte de changements plus précise que celle fournie par la différence. Par ailleurs, la méthode de régression d'images appliquée en contextes des changements urbains et de la couverture forestière a fourni des résultats légèrement meilleurs que ceux de la méthode de différence [Singh, 1989]. En outre, l'analyse par vecteur de changements semble être efficace pour analyser des changements saisonniers puisque c'est l'unique méthode qui prend explicitement en considération les fines variations temporelles [Lambin, 1996].

Généralement, les méthodes de détection de changements ne sont pas efficaces avec tous les types d'images. Et malgré le nombre important des méthodes de détection du changement présentées dans la littérature, aucune méthode ne fournit un résultat satisfaisant avec tous les types de données. En effet, dans les cas d'images moyennes ou haute résolution spatiale, les techniques qui raisonnent au plus bas niveau de l'image ont donné des résultats intéressants. Cependant, ces mêmes méthodes ont perdu le défi devant les images à très haute résolution puisqu'elles ne tiennent pas compte du lien entre les objets et leurs évolutions spatiales [Lefebvre, 2011, Chen *et al.*, 2012]. La détection de changements dans des images THR nécessite la prise en considération des dimensions spatiales pour garantir un résultat satisfaisant.

Bien que les méthodes basiques de détection du changement qui considèrent le pixel comme un élément de référence soient simples à utiliser et à comprendre, il est souvent difficile de préciser un seuil convenable pour obtenir une carte du changement. En outre, raisonner au niveau pixel ne permet pas de détecter des changements à petite échelle ni d'identifier les types de changements. L'utilisation de la différence d'images et du ratio induit des pixels isolés dans la carte du changement qui n'aide pas à l'interprétation du résultat. Les méthodes de classification ont la capacité de catégoriser les changements et permettent d'identifier le changement de une classe X vers une autre Y. A cela s'ajoute, qu'il est possible d'appliquer la post-classification sur une série d'images multi-temporelles issue de plusieurs types de capteurs.

La table suivante met en évidence les principaux avantages et limites des méthodes détaillées dans les sous-sections précédentes :

Approche	Avantages	Limites
Différence d'images	<ul> <li>Simple à mettre en place et à interpréter</li> <li>N'est pas couteuse</li> <li>Réduit la probabilité d'erreur [Xu et al., 2009].</li> </ul>	<ul> <li>Choix du seuil et de la bande spectrale</li> <li>Sensible à la précision des cor- rections</li> <li>Ne fournit pas une matrice de transitions</li> <li>Non convenable pour détermi- ner des changements à petite échelle</li> </ul>
Ratio d'images	<ul> <li>Simple</li> <li>Réduit les effets de l'angle de soleil, de l'ombre et de la topographie</li> </ul>	<ul> <li>Choix du seuil et de la bande spectrale</li> <li>Ne fournit pas une matrice de transition</li> <li>Distribution non normal du ré- sultat</li> </ul>
Régression d'images	<ul> <li>Réduit l'effet atmosphérique</li> <li>Capable de mesurer les conversions d'une catégorie à une autre [Coppin <i>et al.</i>, 2004]</li> </ul>	<ul> <li>Choix du seuil</li> <li>Non appropriée pour détecter des changements subtils [Cop- pin <i>et al.</i>, 2004]</li> </ul>
Indice de végéta- tion	<ul> <li>Permet la séparation des végé- tations du sol du reste</li> <li>Réduit les effets d'éclairement sur la réflectance des végéta- tions</li> </ul>	<ul> <li>Carte binaire de changements</li> <li>Très sensibles aux variations atmosphériques, ainsi qu'à la contribution spectrale des sols</li> </ul>
ACP	<ul> <li>Réduit le nombre des canaux et le bruit de l'image</li> <li>Les bandes de l'image résultat sont moins corrélées et chacune contient une information diffé- rente</li> </ul>	<ul> <li>Ne fournit pas une matrice de changements détaillée</li> <li>Dépend de la scène étudiée (disponibilité des informations préalables) ce qui induit une difficulté dans l'interprétation</li> </ul>

Tableau 1.2 – Avantages et limites des méthodes de détection de changements

AVC	<ul> <li>Capable de traiter plusieurs bandes à la fois</li> <li>Exploite l'information spatiale et temporelle</li> <li>Fournit des résultats détaillés sur le changement (matrice de transitions entre les classes)</li> </ul>	<ul> <li>Difficile de l'adapté pour l'ana- lyse de la trajectoire de change- ment</li> <li>Affectée par la précision des corrections</li> </ul>
Fusion	<ul> <li>Capable de modéliser des images multi-temporelles et multi-sources</li> <li>Traiter les imperfections des données</li> <li>Fournir une matrice de transi- tions</li> <li>Offrir plusieurs niveaux de rai- sonnement</li> </ul>	<ul> <li>Complexité temporelle peut être élevée</li> <li>Choix d'une méthode d'estima- tion</li> </ul>
Réseaux de neu- rones	<ul> <li>Se base sur l'apprentissage</li> <li>Intègre des données multicapteurs</li> <li>Intègre des informations complémentaires et contextuelles</li> <li>Méthode prédictive</li> </ul>	<ul> <li>La quantité des échantillons d'apprentissage</li> <li>Le temps d'apprentissage est élevé</li> </ul>
Post-classification	<ul> <li>Méthode multi-temporelle</li> <li>Implication des images multi- capteurs</li> <li>Utilisation des algorithmes de classification différents</li> <li>Modélise les transitions entre les classes</li> <li>Offrir plusieurs niveaux de rai- sonnement</li> </ul>	<ul> <li>La précision du carte de chan- gements dépend du celle de la méthode de post-classification</li> <li>La complexité temporelle est un facteur de la méthode de classification utilisée</li> <li>N'étudie pas la relation et la dépendance des informations entre les différentes dates</li> </ul>

Comme nous l'avons précisé précédemment, les méthodes de détection de changements peuvent être classées en fonction de leurs capacités à manipuler des séries d'images multitemporelles. La table ci-après catégorise ces méthodes en bi-temporelles et multi-temporelles :

Catégorie	Méthode	Méthode Bi-temporelle	
	Différence	X	
	Ratio	X	
Pivol	Régression	X	
1 1201	Indice de végétation	X	
	ACP	X	X
	AVC	X	X
Contextuelle	segmentation	X	X
Post-classification	Supervisée ou non	X	X
Fusion	théorie de l'incertain	X	X
Méthode prédictives	Réseaux de neuronnes	X	X
memore predictives	Champs de Markov	X	X

Tableau 1.3 – Choix d'une méthode de détection de changements en fonction du nombre d'images

Ce dernier tableau résume les types de données modélisées par les méthodes décrites précédemment selon la résolution des capteurs.

Tableau 1.4 – Choix d'une méthode de détection de changements en fonction de la résolution d'images

Type de méthodes	Basse résolution	Moyenne résolution	Haute résolution	Très haute résolution
Pixeliques	X	X		
Contextuelle		X	X	X
Fusion	X	X	X	X
Prédictives	X	X	X	X

Comme nous l'avons précisé précédemment, les méthodes de détection de changements peuvent être classées en fonction de leurs capacités à manipuler des séries d'images multitemporelles. La table ci-après catégorise ces méthodes en bi-temporelles et multi-temporelles :

# **1.6** Validation, interprétation et évaluation

A l'issue de l'application d'une méthode d'analyse et de détection de changements, il est indispensable d'évaluer et interpréter les résultats obtenus. Suite à la synthèse des méthodes de détection de changements, nous pouvons constater que ces méthodes produisent des modèles de changements assez différents. Ceci est dû, d'une part, aux résultats et à leur niveau d'analyse et de raisonnement. D'autre part, ces résultats dépendent des types et de la taille des informations traitées [Jianya Gong Qiming, 2008]. Par exemple, dans le cas des données de résolution faible ou modérée, les changements se produisent à l'échelle de sous-pixels [Strahler *et al.*, 2006]. Généralement, l'évaluation des méthodes de détections de changements est un enjeu délicat et difficile vue que la qualité du résultat est étroitement dépendante de plusieurs facteurs qui ont été discutés par plusieurs travaux [Pontius Jr *et al.*, 2004, Singh, 1989, Strahler *et al.*, 2006, Congalton, 1991]. L'évaluation peut être de deux types : quantitatif et qualitatif. En effet, certaines études comparatives des méthodes d'analyses et de détection de changements dans des contextes variés se sont contentées d'interpréter les résultats qualitativement [Xu *et al.*, 2009].

La validation du résultat obtenu nécessite l'appel à des techniques capables d'estimer la précision et la qualité des résultats. Généralement, l'évaluation de la précision est une tâche difficile et non évidente qui vise à estimer quantitativement la précision de la carte obtenue et demande la disponibilité de la vérité de terrain.

Pour les méthodes algébriques telles que la différence d'images et le ratio qui fournissent une carte de changements binaire, une matrice d'erreur binaire de changements/non-changements est souvent appliquée. Par contre, la matrice de transitions est utilisée pour analyser les changements entre les catégories (classes) modifiées. La traditionnelle matrice de confusion est généralement utilisée avec les méthodes de post et pré classification. Rappelons que l'un des avantages de ces méthodes est en fait leur capacité à identifier les classes d'origines (avant les changements) et les nouvelles classes (après les changements) c'est-à-dire de (...) vers (...). Pour cela, on peut utiliser la matrice de changements de type de (...) vers (...).

#### **1.6.1** Matrice binaire de changements

La matrice binaire de changements permet de calculer les taux de changements par rapport aux pixels inchangés. Elle a été utilisée dans certaines travaux de détection de changements tels que [Strahler *et al.*, 2006, Van Oort, 2007]. L'avantage de cette méthode se résume par sa simplicité à distinguer et quantifier les zones changées du non changées. Cependant, elle reste inappropriée pour mesurer les erreurs de classification.

Test	Références			
1050	Pas de changements	Changements	Total	
Changements	X <sub>11</sub>	$X_{12}$	$X_1$	
Pas de changements	$X_{21}$	$X_{22}$	$X_2$	
Total	$Y_1$	$Y_2$	Т	

Tableau 1.5 – Matrice binaire de changements

Pour calculer la précision globale PG de la méthode de détection de changements (table.1.5), on devise la somme des éléments du diagonale sur T [Van Oort, 2007].

$$PG = \left(\frac{X_{11} + X_{22}}{T}\right) \tag{1.10}$$

# 1.6.2 Matrice de changements

Le principe de la méthode de la matrice de changements se repose sur la classification de deux scènes prises à des dates différentes et une comparaison de ces deux cartes pixel par pixel.

Elle consiste à mettre en œuvre un tableau où ses lignes représentent les classes de la scène la plus anciennes alors que les colonnes contiennent les classes de la scène la plus récente [Strahler *et al.*, 2006].

	Occupation du sol à $t_2$					
t t1	Classes	$C_1$		$C_N$	Totale $t_1$	Perte
sol è	$C_1$	$P_{11}$		$P_{1N}$	$P_1+$	$P_1 + -P_{11}$
l du	:	:		:	:	:
ation	$C_N$	$P_{N1}$		$P_{NN}$	$P_N +$	$P_N + -P_{NN}$
cupa	Totale $t_2$	P+1		P + N	1	
ŏ	Gain	$P + 1 - P_{11}$		$P + N - P_{NN}$		

Tableau 1.6 – Matrice de changements

 $P_{ij}$  présente la proportion de transition entre les classes  $C_i$  et  $C_j$ . La diagonale de la matrice représente la persistance ainsi les  $P_{jj}$  expriment le non-changement de la classe. Les cellules hors diagonales représentent les transitions d'une classe à une autre. À titre d'exemple,  $P_{12}$  est la proportion de changement de la classe  $C_1$  vers la classe  $C_2$  alors que  $P_{11}$  est la proportion de pixels non changés. Les  $P_i$ + indiquent le nombre de pixels de la classe i de la carte de la date ancienne. D'autre côté, les  $P_j$ + sont la somme sur chaque colonne j des pixels de la classe jde la carte la plus récente. La dernière colonne est optionnelle, elle indique le nombre de pixels perdus de la classe entre les deux dates. De la même façon, on calcule le gain entre les deux dates de chaque classe qui est répertorié dans la dernière ligne. Ainsi, l'avantage de la matrice de changements est sa capacité à analyser l'évolution spatiale de l'occupation du sol au cours du temps. Cependant l'analyse et l'évaluation du carte de changements à l'aide de cette méthode ne sont souvent pas une tâche évidente à l'absence de la vérité de terrain de changements [Pontius Jr *et al.*, 2004].

#### 1.6.3 Matrice de confusion

La matrice de confusion est la méthode la plus basique et la plus utilisée pour évaluer les classifications supervisées et les cartes de changements issues des techniques de classification. Généralement, la dimension de la matrice de confusion (appelée aussi matrice d'erreur) est de l'ordre de  $N^2$  où N est le nombre de classes. Cette méthode est utilisée généralement pour comparer les cartes résultats de post et pré classification des images considérées.

## 1.6.4 Matrice de transitions

La matrice de transition est une méthode ayant des caractéristiques similaires à la matrice de confusion. Toutefois, si on est face à une représentation multi temporelle, la dimension de la matrice de confusion devient de l'ordre de  $N^2 \times N^2$  sachant qu'il permet de décrire le sens du changement (de.../vers) (figure.1.2). Autrement, c'est une matrice de confusion de détection du changement (de transitions et de confusion) [Congalton et Green, 2008, Strahler *et al.*, 2006],

		Références			
ant	Classes	$C_1$		$C_N$	Total
natic	$C_1$	$X_{11}$		$X_{1N}$	$X_1 +$
thér					
arte	$C_N$	$X_{N1}$		$X_{NN}$	$X_N +$
Ŭ	Total	X + 1		X + N	T

Tableau 1.7 – Structure de la matrice de confusion

qui permet d'évaluer les changements entre les classes. Ainsi, cette matrice contient des colonnes et des lignes pour présenter tous les types de transitions plus les lignes et les colonnes des classes simples de la matrice de confusion standard. Ainsi, la diagonale de cette matrice représente la pertinence et la bonne classification. Par contre, les cellules non diagonales indiquent les erreurs de classification et la confusion entre les classes. Un autre intérêt de cette matrice est son utilité pour déduire la matrice binaire de changement et la matrice de changements.

Dans le cas de problèmes de détection, l'analyste peut déterminer si la faible précision est due à la méthode de détection de changements, ou à une erreur de labellisation des classes de transitions, ou les deux. Si la précision de la matrice de changement est significativement plus importante que celle de la matrice de transition, alors il est clair que le changement général est détecté, mais la détection des classes du changement reste inexacte. Enfin, si les deux matrices produisent une précision similaire, alors les changements entre images et les types transitions sont détectés [Lefebvre, 2011].



FIGURE 1.2 – Exemple d'une matrice de transitions [Strahler et al., 2006]

# 1.6.5 Autres méthodes

Courbes d'évaluation de précision : Il s'agit d'une méthode basée sur la relation entre les seuils utilisés pendant la classification des zones changées et les figures d'évaluation de précision [Morisette et Khorram, 2000]. L'avantage de cette méthode c'est qu'elle peut aider au choix du seuil, en cas de détection du changement binaire, vu que c'est une tâche difficile et délicate. La courbe est une fonction de seuils. Ainsi, l'axe des abscisses présente les seuils alors que l'axe des ordonnées présente les valeurs de précisions et d'évaluation d'erreurs telles que : la précision globale, la précision de l'utilisateur pour le changement (commission), l'erreur d'omission.

Simulation de données : En imagerie médicale, l'évaluation du résultat de détection du changement est aussi un problème critique étant donnée l'absence de la vérité du terrain et le grand nombre des images utilisées. Afin d'évaluer le résultat obtenu de détection du changement à partir des images IRM des malades atteints par la sclérose en plaques [Boisgontier, 2010] propose de valider sa méthode par la simulation de différents types de changements (augmentations de la diffusion radiale, moyenne, longitudinal...) en reproduisant des lésions. Les simulations sont réalisées d'abord à partir d'une seule acquisition et puis en utilisant deux acquisitions et ceci par la modification des zones d'intérêt dans des images IRM de diffusion.

Dans [Almutairi et Warner, 2010] les auteurs ont traité la simulation de données en télédétection et ont montré que la précision des méthodes de détection du changement varie avec les changements affectant les caractéristiques et les propriétés des images. Ils ont conclu que les méthodes de classifications sont le moins sensibles aux changements simulés.

Evaluation des méthodes basées sur les objets : Les objets sont caractérisés par leurs formes, tailles, frontières... Certaines études s'intéressent à la détection du changement d'un objet particulier [Chen et Hutchinson, 2007, Tsai et al., 2011, Macleod et Congalton, 1998] se sont intéressées aux caractéristiques des objets pour interpréter le résultat obtenu. D'autre coté les mêmes techniques et paramètres de calcul de précision sont appliquées avec les méthodes basées pixels sont utilisées avec les méthodes basées objets [Lefebvre, 2011].

# 1.6.6 Rappel-Précision

Dans cette section nous présentons, les mesures mathématiques adaptées pour évaluer les cartes de changements obtenues.

L'une des méthodes les plus utilisées pour évaluer l'efficacité d'une méthode de reconnaissance (classification supervisée, clustering, indexation, détection de changements etc.) est la méthode "*Rappel-Précision*"(recall-precision) qui a été développée par [Vilain *et al.*, 1995]. Les deux mesures rappel et précision utilisent les métriques : Faux Négatives (FN), Faux Positives (FP), Vrais Positives (TP) et Vrais Négatives (TN).

- FN : calcule le nombre de pixels indiqués incorrectement non-transformés ;
- *FP* : calcule la quantité de pixels non transformés et qui ont été affectés à la classe *Changement*;
- TP : Représente le nombre de pixels correctement affectés à la classe Changement ;
- TN : calcule le nombre de pixels attribués par erreur à la classe Pas de changements.
- **Rappel** : appelé aussi sensibilité ou bien taux de vrais positifs. Elle est obtenue en divisant le vrai positif *TP* sur le nombre de pixels de la classe qui est égale à la somme des vrais positifs et des fausses négatifs. Elle prend ses valeurs dans l'intervalle [0, 1] où les valeurs

proches de 1 traduisent les bons taux de classification.

$$Rappel = \frac{TP}{TP + FN} \tag{1.11}$$

• **Precision** : appelée aussi valeur prédictive positive est obtenue en divisant le nombre de vrais positifs par le nombre total de pixels détectés positifs. Comme la mesure *Rappel*, *Precision* prend ses valeurs dans l'intervalle [0, 1].

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{1.12}$$

• **F-Score** : est une troisième mesure permettant d'évaluer la qualité de détection de changements qui est peut être définie en tant que la moyenne harmonique des mesures *Rappel* et *Precision*. Les valeurs proches de 1 de *F-Score* traduisent une classification de changements fiable.

$$F - score = 2 \times \frac{Precision \times Rappel}{Precision + Rappel}$$
(1.13)

• Accuracy : c'est une mesure permettant d'évaluer la performance de l'approche appliquée pour la détection de changements. Elle est obtenue en divisant le nombre de pixels associés à la classe sur le nombre totale de pixels.

$$Accuracy = \frac{TP * TN}{TP + TN + FP + FN}$$
(1.14)

# 1.6.7 Calcul de la précision

Les techniques d'évaluation décrites précédemment peuvent être exploitées davantage pour quantifier la précision de la méthode de détection du changement. En particulier, la matrice de confusion aide à calculer des mesures de précisions et d'erreurs.

- **Précision globale :** C'est le rapport entre la somme des valeurs de la diagonale (les pixels correctement classés) et le total des pixels.
- **Erreur d'omission :** Cette mesure est le rapport entre le total des valeurs dans les cellules non diagonales d'une ligne dans la matrice de confusion et la somme des valeurs des cellules de cette ligne. Elle représente les pixels incorrectement exclus d'une classe.
- **Erreur de commission :** C'est le rapport sur une colonne des pixels mal classifiés sur le nombre total d'une colonne dans une matrice de confusion. Elle représente le taux de pixels assignés incorrectement à une classe qui appartiennent en fait à une autre classe.
- Kappa : Le coefficient Kappa est un estimateur de qualité qui tient compte des erreurs en lignes et en colonnes. Il exprime la réduction proportionnelle de l'erreur obtenue par une classification, comparée à l'erreur obtenue par une classification complètement au hasard. Cette mesure est entre -1 et 1.
- **KAHT :** Mesure de précision basée sur l'analyse KAPPA, appelée aussi Khat statistique utile pour comparer les cartes de catégories semblables pour déterminer si elles sont significativement différentes [Congalton, 1991].

# **1.7** Applications

La détection de changements dans un ensemble d'images multi-temporelles a été l'objet de plusieurs applications dans une variété de domaines. Dans cette section nous présentons quelques applications de la détection du changement.

# 1.7.1 Détection de changements dans la télédétection

- Télédétection sur des zones urbaines : [Fournier, 2008] présente une chaine de traitements pour détecter des changements bi-temporelles de scènes urbaines d'images satellitaires panchromatiques haute résolution (< 1 m). Il commence par déterminer un masque de changements. Par la suite, il propose un nouvel algorithme basé sur l'analyse en composantes principales et les lignes de niveaux et qui exploitent l'invariance des lignes de niveau des images. Dans une seconde partie, Fournier aborde la classification des zones détectées comme changées à l'aide de l'algorithme K-moyenne en étudiant l'intérêt d'une composante géométrique dans la classification.</p>
- Télédétection pour le suivi de l'occupation et l'utilisation de sol : [Chen et al., 2003] ont proposé une méthode basée sur l'analyse par le vecteur du changement pour le suivi de l'occupation et l'utilisation de sol. Elle se déroule selon deux grandes étapes. Dans un premier temps, les auteurs ont appliqué leur méthode « Double-Window Flexible Pace Search » pour déterminer un seuil de la magnitude de changement, et puis une nouvelle méthode pour déterminer la catégorie de changements en utilisant le cosinus directeur de vecteur de changements. Ils ont validé leurs méthodes pour déterminer les changements multi-temporelles dans la zone de district de Haidian de Beijing en Chine en utilisant des mages issus du satellite Landsat TM.

Une méthode orientée objet a été présentée dans [Gamanya et al., 2009] afin de détecter les changements dans la ville Harare de Zimbabwe durant 13 ans à partir des images satellites. La première image date de 1989 est acquise par le satellite Landsat TM, la deuxième a été capturée par Landasat ETM en 2002. Cette méthode se base sur l'importance de l'information géométrique déduite à partir des objets qui constituent les images. Dans une première étape, les auteurs ont appliqué une segmentation hiérarchique qui intègre les caractéristiques spectrales et texturales des objets à détecter ainsi que leurs différentes de taille et de comportement et ceci en variant l'échelle [Baatz et Schape, 2000]. Par la suite, ils ont appliqué leur méthode pour faire la classification « Standardized Object-Oriented Automatic Classification » (SOOAC) qui se base sur la logique floue. Pour la construction de la fonction d'appartenance, ils ont pris en considération l'information spectrale, la forme, la texture, la relation entre les classes comme ils ont appliqué aussi les méthodes de détection de changements au niveau pixel tels que le ratio et le *NDVI*.

Télédétection pour la surveillance de l'écosystème Dans le cadre de son travail de thèse [Hoang, 2007] a traité le problème de la détection des changements de l'occupation du sol à partir de données satellitaires et multi-temporelles et de l'estimation générale de l'impact de ces changements sur la qualité des ressources en eau dans le bassin versant entre 1993 et 2003. Pour cela, il a appliqué dans un premier temps deux méthodes de détections de changements qui sont l'ACP et NDVI (indice de végétation). Le choix de l'ACP a été motivé par la capacité de cette méthode à réduire le bruit de l'image et créer une image sur laquelle chaque bande est peu corrélée aux autres. L'indice NDVI réduit les effets d'éclairement ou de pente sur la réflectance des couverts végétaux. Par la suite il a fait recours à la classification contextuelle en appliquant. Trois images Landsat ont été classifiées. Les classifications ont permis d'obtenir des informations quantitatives sur l'occupation du sol en 1993, 1999 et 2003. Puis il a comparé les résultats résultat de classification classe par classe afin de les évaluer.

## 1.7.2 Détection de changements dans les vidéos

- Détection de changements dans le champs de vision d'une caméra : "Weightless Neural Network"(WNN) qui se base sur un réseau de mémoire à accès aléatoire (RAM) est utilisé par [De Gregorio et Giordano, 2014] pour proposer leur méthode CwisarDH. Cette méthode vise à détecter des changements dans le champ de vision de caméra et le suivi des objets déformables. Elle se caractérise par sa capacité d'adaptation aux changements dynamiques. D'autre coté, les auteurs ont pris en compte des couleurs des pixels pour améliorer leur méthode.
- Reconnaissance des gestes acrobatiques en temps réel : L'objectif des travaux de thèse de [Cassel, 2005] identification des mouvements acrobatiques des sportifs en utilisant une série d'images vidéo d'un gymnaste. Afin d'atteindre cet objectif, un logiciel appelé "Vi-deoSkilles". Ce dernier opère sur deux niveaux d'abstraction qui sont : bas niveau et haut niveau. Le bas niveau vise à extraire des vecteurs caractéristique en appliquant un enchainement de méthodes (différence d'images, application d'un ensemble de filtre, seuillage). Le traitement haut niveau vise à analyser les mouvement acrobatique pour identifier leurs débuts et leurs fins et les changements de configurations corporelles. Pour cela, une segmentation des images est appliquée suivie d'application des fonctions permettant d'identifier les directions.

## 1.7.3 Détection de changements dans les images médicales

Suivie de la maladie de scélérose en plaques : La détection de changements dans images médicales est d'une importance primordiale puisque elle représente une méthodologie importante dans le diagnostic et le suivi de l'évolution de la maladie. Dans ce contexte, on trouve les auteurs [Bosc et al., 2003] ont proposé une approche multi-étapes afin de suivre l'évolution de la lésion de sclérose chez les patients. Les images ont été acquises périodiquement chaque deux mois et pendant deux ans. La méthodologie adaptée se repose l'idée de comparaison des résultats de segmentations cérébrales où des étapes de pré traitement sont effectuer afin de garantir la précision de la décision. En effet, les auteurs ont appliqué la méthode atlas afin d'extraire le cerveau de l'image IRM. Par la suite, un procédure itératif de recalage est appliqué pour aligner les images. Cette étape est suivie par la normalisation de l'intensité des images. Finalement, des indices de statistiques ont été appliqués et comparés afin de décider sur les changements.

Pour les même contexte et afin de établir un système dédié au suivi des pathologies neuro-, [Grigis, 2012] propose une autre approche basée sur

# 1.8 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté un état d'art de la détection de changements en introduisant sa problématique. Nous avons montré que le processus de détection de changements se décompose en un ensemble de tâches indispensables qui sont : le pré-traitement des images et le choix de la méthode de détection de changements selon la problématique et les données.

Nous avons présenté quelques approches répondues d'analyse et de détection de changements en ressortant leurs avantages et leurs limites. Cette comparaison avait pour bute de guider le choix d'une approche appropriée pour détecter les changements multi-temporels. Ainsi, nous avons souligner le fait de l'incapacité des différentes méthodes à traiter avec fiabilité touts les types de la problématique de détection de changements. En revanche, nous avons souligné dans ce chapitre les intérêts et les avantages desméthodes basées sur le raisonnement approximatif notamment la fusion par les théories de l'incertain. Ces dernièrespermettent de manipuler des images multi-temporelles (indépendantes du nombre et de types d'images impliquées ). A cela s'ajoute leurs capacités à manipuler les imperfections des informations à différents niveaux sémantiques. En effet, l'un des atouts majeurs de ces formalismes mathématiques réside dans leur capacité à manipuler des informations au niveau pixel, caractéristiques, objet et même décision. La majorité des travaux existants en contexte de détection de changements appliquent les théories de l'incertain au niveau décision afin de combiner les décisions issues de méthodes de détection de changements.

En se reposant sur l'étude bibliographique exposée dans ce chapitre ainsi que l'analyse théorique des méthodes existantes, nous proposons de développée une nouvelle approche de détection et d'analyse de changements permettant, d'une part, d'examiner et de manipuler les imperfections et de d'autre part obtenir une carte binaire de changements tout en connaissant les directions des transformations produites. Ce travail de recherche vise, d'un angle de vu théorique et mathématique, d'analyser, d'exploiter voir de fouiller les imperfections pour extraire des informations sur les changements multi-temporels. Pour cela, il faut adopter une théorie mathématique permettant de gérer les imperfections de l'information.

L'objectif de ce travail de thèse et de développer une approche de détection de changements où l'outil principal est un formalisme de l'incertain. Pour cela, mené une étude théorique sur les théories de l'incertain pour choisir la plus appropriée est une tâche nécessaire. En revanche, pour une analyse concise de la problématique et pour mieux comprendre les atouts théoriques de chaque formalisme, il est primordiale de définir les informations et leurs caractéristiques en soulignant chaque forme d'imperfection. Ceci est l'objet du chapitre suivant.

# Gestion des imperfections de l'information par les théories de l'incertain

# Sommaire

2.1	Intro	oduction	<b>34</b>
2.2	Qua	lités et caractéristiques de l'information	35
	2.2.1	Définitions et terminologies liées à l'information	35
	2.2.2	Qualité de l'information	37
	2.2.3	Imperfections de l'information	39
	2.2.4	Causes des imperfections de l'information	42
2.3	Thé	pries de l'incertain	43
	2.3.1	Théorie des probabilités	43
	2.3.2	Théorie des possibilités	44
	2.3.3	Théorie de Dempster-Shafer	46
	2.3.4	Extensions de la théorie de Dempster-Shafer	48
2.4	Fusi	on d'informations par la DST	50
	2.4.1	Combinaison des sources fiables	50
	2.4.2	Combinaison des sources non fiables $\ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots$	51
2.5	Thé	orie de Dempster-Shafer en détection de changements	51
2.6	Just	ification du choix de la théorie de Dempster-Shafer pour la	
	déte	ction de changements	53
2.7	Con	clusion	53

# 2.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous mettons l'accent sur l'information, sa définition, ses qualités et ses caractéristiques (imperfections). Ainsi, nous soulignons la différence entre les trois terminologies : information, donnée et connaissance. Par la suite, nous définissons la source d'informations et ses aspects et ses caractéristiques. Nous s'attardons dans cette partie sur la représentation et les qualité de l'information.

Un intérêt particulier sera accordé aux différents types d'imperfections qui accompagnent les informations (incertitude, imprécision, conflit...). La présence de ces imperfections dans un processus de détection de changements est inévitable (dés l'acquisition des images jusqu'à la décision sur la transformation du pixel en passant par l'analyse conjointe des images multi-temporelles et leurs interprétations) ce qui nécessite la considérations et la gestion de ces imperfections pour garantir la fiabilité du résultat final. Pour cela , il est important de bien les définir et de étudier les éventuelles causes.

Ensuite, nous allons exposer les différentes théories de l'incertain dédiées pour la modélisation et le traitement des informations imparfaites qui sont : la théorie des probabilités, la théorie des possibilités et la théorie de Dempster-Shafer.

L'accent est mis particulièrement sur la théorie de Dempster-Shafer puisque nous l'adaptons comme l'outil principal pour détecter, analyser et interpréter les changements dans des images multi-temporelles. L'application de la théorie de Dempster-Shafer dans des contextes de détection de changements sera discutée à la fin de ce chapitre tout en justifiant son choix pour l'adapter dans ce travail de recherche. Nous avons montré l'intérêt du confit en tant que source implicite qui fournit une information potentiellement importante sur les zones transformées entre deux instants.

# 2.2 Qualités et caractéristiques de l'information

Il est primordial d'entamer ce chapitre par mettre l'accent sur les différentes notions et terminologies liées à l'analyse et l'interprétation de l'information. Ainsi, dans cette section nous allons soulever l'ambiguïté entre donnée, information et connaissance. Par la suite, on va définir la source de l'information et les différentes qualités et caractéristiques des informations. Toutes ces terminologies sont nécessaires pour évoquer la problématique de détection de changements à l'aide des théories de raisonnement approximatif.

# 2.2.1 Définitions et terminologies liées à l'information

# 2.2.1.1 Données, information et connaissances

Les termes données, information et connaissance sont, souvent, utilisés dans l'analyse et le traitement de l'information avec beaucoup de confusions et d'ambiguïtés. Ainsi, il est important de souligner la différence et la relation entre ces termes clés. Ces trois concepts présentent trois niveaux d'abstractions ayant une relation hiérarchique ascendante qui commence des données vers les connaissances. Le passage d'un niveau d'abstraction à un autre se fait ainsi à travers des outils et des techniques bien déterminés.

- **Donnée :** Ce terme désigne l'état brut qui peut être un signal ou une longueur d'onde provenant d'un instrument physique tels que : les capteurs, les caméras, les séismogrammes. Les données sont des entités ou des mesures représentées sous forme de valeurs. Les données dans leurs états bruts ne portent pas une signification claire et non ambigüe.
- **Information :** Elle résulte de la procédure de traitement des données brutes qui a visé à les adapter dans un contexte informatif. Elle peut avoir plusieurs formes complexes telles que : audio, vidéo et image.

**Connaissance :** Représente le troisième niveau d'abstraction. Elle peut être vue en tant qu'une compréhension du phénomène observé. Elle résulte du traitement, apprentissage et l'évaluation de l'information.

La figure 2.1 illustre la procédure d'acquisition d'une image d'une scène donnée par un satellite et le processus du passages des données vers les connaissances. Les réponses spectrales représentent les données qui seront exploitées par une procédure afin de générer une image multi-spectrales. Cette dernière représente les informations. Les connaissances obtenues sont les différentes classes identifiées.



FIGURE 2.1 – Passage des données vers les connaissances

## 2.2.1.2 Sources d'information

Une source peut être un capteur, un satellite, une image, une base de données ou un expert qui fournit des informations (resp. des données). Généralement, une source est caractérisée par ses qualités qui doivent être prises en considération dans les étapes de traitements des informations. En effet, une source peut être soit objective soit subjective. Les informations provenant d'une source subjective sont généralement exprimées sous une forme non numérique tels qu'une description linguistique ou un intervalle de valeurs (exemple : {Grand, petit, très petit}). Ainsi, les experts et les observateurs sont les principales sources subjectives puisqu'ils expriment leurs informations sous forme d'observations, hypothèses, des croyances. En revanche, les capteurs, les satellites et les instruments électroniques appartiennent à la famille des sources objectives. Chaque source, que se soit objective ou subjective est caractérisée par sa *fiabilité* et sa *pertinence* [Bloch *et al.*, 2001]. La fiabilité traduit la crédibilité de la source et la sureté des informations fournies. Cette caractéristique est souvent exprimée à travers un coefficient de fiabilité qui est généralement déterminé empiriquement ou par des méthodes de raisonnement adaptées au contexte [Martin *et al.*, 2008, Bloch, 2008, Bloch et Marte, 2004]. Le degré de fiabilité d'une source subjective traduit la confiance en cette source [Rogova et Bosse, 2010].

Selon [Pichon *et al.*, 2012] la fiabilité d'une source remet en cause deux autres caractéristiques qui sont la pertinence et la crédibilité. La pertinence de la source décrit à quel point la source fournit des informations importantes et qui concernent le sujet d'étude. Par contre, une source est crédible si elle fournit la totalité de ses informations. À titre, d'exemple la source fournit des information qu'elle-même les altère.

#### 2.2.1.3 Représentations des informations

Etant donnée une source d'information S, les informations qu'elle fournit forment l'ensemble des observations (Exemples : niveaux de gris, règles, radiances, fréquences...) :  $X = \{x_1, ..., x_n\}$ avec n est la cardinalité de l'ensemble X. Les  $x_i$  sont les valeurs qui représentent le problème étudié. Ces informations portent sur un ensemble qu'on note  $\Omega$  qui est, généralement, appelé ensemble de définition de l'information dont les éléments représentent les hypothèses qui modélisent les informations (classes, modèles...). L'ensemble de définition de l'information se caractérise principalement par deux propriétés mathématiques qui sont l'exhaustivité et l'exclusivité :

- L'ensemble  $\Omega$  est dit exhaustif lorsqu'il contient toutes les hypothèses qui représentent le problème abordé. En d'autres termes, chaque observation  $x_i$ , i = 1, ..., n est représentée par l'un des éléments de  $\Omega$ . Cette situation est décrite par le raisonnement sous la condition du monde fermé.
- L'ensemble  $\Omega$  est dit exclusif lorsque quel que soit l'observation  $x_i$  de l'ensemble X, elle est représentée par un seul élément de l'ensemble.

L'association d'une information de X à un élément de  $\Omega$  se fait à l'aide d'une fonction mathématique. Inversement, un élément de l'ensemble de définition peut être caractériser par un ou plusieurs observations de l'ensemble X. Cependant, dans certaines situations la fonction mathématique ne permet pas de déterminer avec certitude le vrai élément de  $\Omega$  qui correspond à  $x_i$  même si  $\Omega$  est exhaustif et exclusif. Cette situation est le résultat de la qualité et les caractéristiques de l'information traitée. Plus précisément, une information est dite imparfaite s'il n'est pas possible de déterminer avec certitude l'élément correspondant dans l'ensemble  $\Omega$ . La figure 2.2 illustre un schéma simplifié de la processus de l'association des éléments de X à ceux de  $\Omega$ .

# 2.2.2 Qualité de l'information

La qualité de l'information, QI, a été définie en tant qu'une mesure dans laquelle les informations ont des caractéristiques, du contenu, de forme et de temps, qui leur donnent une valeur pour les utilisateurs [O'brien, 2000]. Dans un système de traitement d'information que se soient mono-source ou bien multi-sources, il est fondamental de tenir compte de la qualité de



FIGURE 2.2 – Association des informations aux éléments de  $\Omega$ 

l'information pour de meilleurs, traitement, analyse et interprétation.

Pour estimer, la qualité de l'information , il faut identifier ses différents attributs et critères qui sont des fois spécifiques à l'utilisateur et/ou l'expert [Rogova et Bosse, 2010, Harrathi et Calabretto, 2006]. En conséquence, on trouve dans la littérature plusieurs taxonomies des attributs de la qualité de l'information. L'une des plus cité est celle de [Wang et Strong, 1996] où les auteurs estiment que les attributs peuvent concerner les aspects : intrinsèque , contextuelle, représentatif, et accessibilité de l'information. Une discussion intéressante de cette taxonomie est présentée dans le travail de thèse de [Todoran, 2014].

Par ailleurs, une autre classification des attributs de la qualité de l'information est décrite dans [Rogova et Bosse, 2010] ou les auteurs indiquent trois grandes catégories de la qualité dans un système de fusion qui sont : la qualité de la source d'information, la qualité du contenu l'information et la qualité de la représentation de l'information.

Le tableau 2.1 résume les différents attributs pour chaque catégorie :

Qualité de la source d'infor- mation	Qualité du contenu d'infor- mation	Qualité de la représentation d'information
Objectivité	Disponibilité	Compréhensibilité
Réputation	Obsolescence	Complétude
Crédibilité	Pertinence	Interprétabilité
Fiabilité	Accessibilité	Obsolescence
Pertinence	Complétude	
Véracité		
Niveau d'expertise		

Tableau 2.1 – Attributs de la qualité de l'information

La majorité des attributs relatifs à la première catégorie ont été exposés dans la section 2.2.1.2 "Sources d'information". En revanche, les différents attributs gravitent autour les considérations à tenir en compte pour accorder un degré de confiance à la source et par la suite la choisir dans la problématique.

Par ailleurs, les attributs relatifs à la qualité du contenu de l'information et qui sont principalement au nombre de cinq peuvent révéler à quel point il est intéressant de considérer cette information.

- Pertinence : Il concerne l'utilité de l'information dans le processus de traitement d'information.
- Obsolescence : En anglais c'est "Timeliness", cet attribut concerne l'utilité de l'information à l'instant où est elle est devenue disponible. Ainsi, c'est une qualité temporelle.
- Complétude : L'information doit être complète est permet de fournir des connaissances intégrales sur le sujet d'étude.
- Accessibilité et disponibilité : Les informations doivent être accessibles facilement et disponibles quand l'expert veut les utiliser.

Le passage donnée - information ou / et l'exploitation de l'information dans un système de prise de décision implique nécessairement une présentation particulière. Cette représentation doit garantir les quatre attributs de la qualité qui sont : la compréhensibilité, la complétude, l'interprétabilité et l'obsolescence pour obtenir à la fin une décision fiable.

Bien que l'information peut être décrite par ses qualités et ses différents attributs, elle est couramment manipulée dans des systèmes de traitement conjoint d'informations en tenant compte de ces différentes *imperfections*. Les notions liées à l'imperfection de l'information sont exposées dans la section suivante.

# 2.2.3 Imperfections de l'information

Les imperfections sont des caractéristiques qui altèrent l'aspect brut et réel de l'information de sorte qu'il devient relativement difficile de prendre une décision fiable à l'aide de cette information. Les formes de l'imperfection sont multiples et les définitions sont des fois étroitement liées aux contextes des applications. Par ailleurs, nous trouvons dans la littérature que les termes et les descriptions des imperfections sont nombreux. Nous nous limitons dans la suite à la description des formes les plus communes qui sont l'incertitude, l'imprécision, l'ambiguïté, l'incomplétude et le conflit.

#### 2.2.3.1 Incertitude

L'incertitude est l'imperfection la plus étudiée en traitement d'information vu sa complexité et son effet sur la fiabilité de la décision. C'est une caractéristique de l'état cognitif de l'information. Elle apparait, principalement, à cause du manque de connaissances sur la production d'un événement. À titre d'exemple, l'altération du niveau de gris d'un pixel dans une image de télédétection entre deux instants peut traduire un changement comme elle peut être causée par une simple variation spectrale due aux conditions d'acquisition. Ainsi, la prise de décision en ignorant la vraie cause de cette altération est décrite par l'incertaine.

Pour mieux gérer l'incertitude, les chercheurs se sont intéressés à ses différentes causes qui ont étés principalement deux : l'aspect aléatoire et l'aspect épistémique. Ainsi, les incertitudes sont décrites selon leurs causes [Zimmermann, 2000]. Cependant, d'autres travaux qui sont relativement récents détaillent encore plus les causes, ainsi [Pal et Bezdek, 1994, Blockley, 2013] rajoutent un troisième type qui est l'incertitude floue.

- Epistémique : cette incertitude résulte de l'incomplétude ou de manque des informations voir l'insuffisance des données des expérimentation. Cette forme d'incertitude peut être réduite en fonction d'informations, ou connaissances, supplémentaires.
- Aléatoire : l'incertitude est décrite par aléatoire lorsqu'elle est due à la variabilité aléatoire lors de l'acquisition de l'information. Ceci implique la prédiction de la décision ignorée.
- Floue : l'incertitude est dite floue si l'information a une deuxième autre imperfection qui est l'ambigüité et/ou l'imprécision que nous allons les expliquées dans ce qui suit.

# 2.2.3.2 Imprécision

Une information est dite imprécise si elle est représentée, par exemple, par un ensemble ou bien un intervalle de valeurs. L'imprécision concerne l'aspect quantitatif exact de l'information. Elle peut être vue en tant que l'incapacité d'associer une valeur unique à l'information. À titre d'exemple, la vraie valeur de x est dans {20, 30, 50, 60} mais elle est inconnue. En termes de classifications de formes, soit une forme (pixel, région, objet ...), on sait que la vraie classe de x appartient à,  $\Omega$  mais on l'ignore. Ceci peut correspondre à la situation où la vraie classe appartiennent à un sous-ensemble,  $A \subseteq \Omega$ .

## 2.2.3.3 Ambiguïté

Une information est dite ambigüe si elle supporte deux interprétations ou plus à la fois. Autrement dit,  $x_i$  peut être associé à plus qu'un élément de  $\Omega$ . Cette imperfection peut traduire l'exclusivité de  $\Omega$ . À titre d'exemple, étant donnée une image en niveaux de gris, l'estimation d'un expert des ensembles des niveaux de gris associés respectivement aux classes  $C_i$  et  $C_j$  sont  $N_i = \{20, 21, ..., 85\}$  et  $N_j = \{75, 76, ..., 120\}$ . Il est clair que l'intersection des deux ensembles de niveaux de gris est le sous-ensemble  $I = \{75, 76, ..., 84, 85\}$ . Les différentes valeurs de I traduisent l'ambigüité de l'information puisqu'elles représentent deux classes.

# 2.2.3.4 Incomplétude

Une information est dite incomplète si elle n'est pas fournie en totalité. C'est l'absence d'une partie de l'information causée par l'incomplétude des données qui engendre à son tour des connaissances manquantes. À titre d'exemple, une image satellitaire qui porte sur une zone donnée sauf qu'à cause des nuages une région n'est pas bien identifiée. Ceci va entrainer l'application de certains pré-traitements ou l'utilisation d'une autre image.

# 2.2.3.5 Conflit

Le conflit entre les informations multi-sources apparait, notamment, lorsque ces dernières souffrent de l'incertitude et l'imprécision ou bien lorsque les sources sont incompatibles (n'observent pas le même sujet). Le conflit résulte de l'exploitation conjointe des informations (fusion) par contre sa manipulation est une tâche nécessaire, mais non évidente. Prendre une décision en présence du conflit conduit à un résultat final non fiable et inconsistant. C'est le cas par exemple où deux sources qui indiquent deux classes différentes en tant que la vraie classe d'une observation donnée. Cette situation engendre le conflit entre les deux sources.

#### 2.2.3.6 Autres terminologies des imperfections

Nous constatons à travers les définitions existantes [Bouchon-Meunier, 2013, Bloch et Maitre, 2004, Motro, 1997] que la *redondance* et la *complémentarité* des informations multi-sources sont classées en tant que imperfections. Sachant que la redondance est le fait de fournir la même information concernant une même observation. Et la complémentarité est la construction de l'information par l'association des pièces d'information qui portent sur la même observation. Cependant, il est clair que ces deux caractéristiques d'information, notamment, la complémentarité des informations multi-sources permet de construire une meilleure vision du phénomène étudié et/ ou l'observation et qu'ils sont utiles et aident à réduire les autres imperfections exposées dans la section précédente. Les terminologies *inconsistance* et *contradiction* sont souvent utilisées pour exprimer le conflit.

Les termes *vague* et *flou* sont toujours confondus à tort avec l'imprécision et ou l'ambigüité. Cependant, l'imperfection vague est une forme d'imprécision qui est causée principalement par le type de l'information (l'information est symbolique ou bien exprimée avec le langage humain). Par ailleurs, le flou, à son tour, est utilisé pour indiquer l'ambigüité de l'information.

Le terme *ignorance* est souvent employé en tant qu'une imperfection pour décrire l'état cognitif sur la décision notamment lorsque la vraie hypothèse de  $\Omega$  qui correspond à l'observation x est inconnue.

# 2.2.3.7 Relations entre les imperfections

Dans la littérature, la dualité incertitude-imprécision a été toujours soulignée par les chercheurs [Motro, 1997, Smets, 1997, Lelandais *et al.*, 2014]. Ces deux imperfections sont intimement liées et la présence de l'une implique automatiquement la présence de l'autre malgré que l'imprécision est un défaut quantitatif et l'incertitude est un défaut qualitatif et les deux représentent une ignorance partielle ou totale de la vérité. Par ailleurs, une décision est fiable si elle est précise et certaine. Ainsi, une procédure de traitement d'informations imparfaite vise, principalement, à réduire autant que possible l'incertitude et l'imprécision. Par ailleurs, lorsque l'information est certaine, toute forme d'imprécision et d'ambigüité ne figurent pas dans le contexte.

[Smets, 1997] estime qu'il existe, à la base, trois formes d'imperfections qui sont : l'incertitude, l'imprécision et l'inconsistance. Les taxonomies existantes des imperfections sont nombreuses [Haouas et Dhiaf, 2014b, Rogova et Bosse, 2010, Jousselme *et al.*, 2003, Smithson, 1990]. Cependant, certains chercheurs interprètent que le conflit, l'imprécision, l'ambigüité sont les causes de l'incertitude. Autrement, l'incertitude est l'imperfection principale et les autres ne sont qu'une conséquence. [Smithson, 1990] estime que l'ignorance est l'origine de toutes les imperfections et en premier lieu l'incertitude. Alors que [Rogova et Bosse, 2010] soulignent que l'incomplétude est à l'origine de l'apparition de l'incertitude et l'imprécision est que le conflit est la cause de l'imprécision lorsqu'elle est due aux erreurs qui accompagnent l'information.

Finalement, il est clair que la majorité des formes d'imperfection sont intimement liées les unes aux autres et l'incertitude, l'imprécision et le conflit sont les caractéristiques de l'information les plus difficiles à gérer

#### 2.2.4 Causes des imperfections de l'information

Les imperfections qui accompagnent les informations sont les résultats de l'interaction de plusieurs facteurs. Dans cette section, nous nous referons aux imperfections dans le contexte de la télédétection. Avant d'entamer les causes explicites, nous soulignons d'abord les causes intrinsèques voir implicites des imperfections. En effet, l'incertitude, l'imprécision et l'incomplétude sont des imperfections propres aux informations issues d'une seule source. Ainsi, elles sont nommées imperfections intrinsèques. Comme mentionné dans la section précédente certains travaux accusent l'incomplétude et l'ignorance d'êtres les causes directes de l'apparition des autres imperfections. Ainsi, pour remédier à l'incomplétude, il faut trouver ses propres causes. En revanche, il est difficile de fournir avec exhaustivité toutes les causes plausibles. Dans le même ordre d'idées, et puisque l'incomplétude représente le croisement de la qualité du contenu de l'information et les imperfections, nous pouvons déduire que la qualité des sources est la principale cause. Ceci nous ramène à examiner les circonstances de l'acquisition et les aspects techniques de la source.

En télédétection, plusieurs instruments physiques peuvent fournir des images des zones de la terre tels que les satellites, les radars, les appareils photographiques. Ainsi, les imperfections qui accompagnent l'information déduite (image) sont des facteurs directs des qualités de la source et la représentation du contenu de l'information. Par ailleurs, il faut souligner les caractéristiques et les types des instruments physiques. Pour les satellites, nous distinguons ceux dotés par des capteurs : faibles, moyennes , hautes et très hautes résolutions. Ainsi, les images obtenues, par exemple, par un satellite basse résolution ne permettent pas de discerner avec certitude ni précision les différents objets présents dans la zone d'étude. En outre, même avec un capteur haute résolution, l'ombre des arbres, les nuages les obstacles rendent l'information fournie est incomplète. Les conditions climatiques et l'état technique du capteur (mauvais fonctionnement, état de défaillance...) engendrent à leurs tours des informations sils ne sont pas mis en œuvre avec objectivité et d'une manière rigoureuse ceci va causer l'apparition des imperfections. Les différentes causes que nous venons de détailler gravitent autour des imperfections intrinsèques c'est-à-dire des imperfections attachées aux informations mono-source.

Les imperfections qui apparaissent lors de l'exploitation conjointe des informations multisources peuvent être causées par :

- L'hétérogénéité des sources : les images sont issues de différents capteurs (exemple : Spot et Radar [Hammami, 2017]);
- La différence en termes de qualité des sources;

- L'interaction des imperfections comme expliquées ci-dessus;
- La différence dans le temps d'acquisition des images multi-sources.

# 2.3 Théories de l'incertain

Le traitement de l'information imparfaite est une tâche primordiale dans les systèmes d'analyse et de décision. En effet, la réduction de l'incertitude et l'augmentation de la précision des informations participent considérablement à l'amélioration de son interprétation et analyse et par la suite dans la fiabilité et la robustesse de la décision finale.

Les théories de l'incertain sont les approches les plus communes pour la modélisation et le traitement de l'information imparfaite [Bloch, 2008, Haouas, 2013] vu qu'elles se reposent sur des cadres mathématiques riches. Ces théories sont principalement : la théorie des probabilités, la théorie de Dempster-Shafer, la théorie des possibilités. Chaque formalisme se distingue par son propre raisonnement pour interpréter et modéliser les informations. De plus, chacun a une capacité bien particulière face à chaque type d'imperfection. Ainsi, il est pratiquement difficile de décider sur la supériorité de l'une par rapport à l'autre.

#### 2.3.1 Théorie des probabilités

Les probabilités et la prédiction des phénomènes aléatoires s'inscrivent dans le contexte du premier formalisme dédié pour traiter les incertitudes aléatoires qui est la théorie des probabilités [Kolmogorov, 1956, Reichenbach, 1971]. Une modélisation probabiliste cherche à « trouver » l'unique singleton qui se réalise dans l'univers  $\Omega = \{C_1, C_2, \ldots, C_M\}$ . Ce dernier est un ensemble exhaustif et exclusif de singletons (hypothèses, classes, décisions...) qui représentent le phénomène étudié. La réalisation des éléments de  $\Omega$  est exprimée à travers une distribution de probabilités Pr (.). Ainsi, chaque singleton  $C_i$   $(i = 1, \ldots, M)$  a une valeur de probabilité Pr  $(C_i)$ .  $Pr : \Omega \to [0, 1]$  qui doit vérifier les axiomes suivants :

$$Pr: \begin{cases} C_M \to Pr(C_M) \\ \sum_{C_i \in \Omega} \Pr(C_i) = 1 \end{cases}$$

$$(2.1)$$

Une distribution de probabilité représente les différentes valeurs de probabilités de réalisations de chaque élément de  $\Omega$ . En cas d'incertitude probabiliste, il existe au moins deux éléments de  $\Omega$  ayant une valeur de probabilité non nulle. Ainsi,  $\Pr(C_i)$  représente la certitude partielle que la classe  $C_i$  est l'unique singleton qui se réalise. Une distribution de probabilité vérifie les propriétés suivantes :

•  $\forall A, B \subseteq \Omega, \Pr(A \cup B) = \Pr(A) + \Pr(B) - \Pr(A \cap B);$ 

•  $Pr(A) + Pr(\bar{A}) = 1$  avec  $\bar{A}$  est lévenement complémentaire de A;

•  $Pr(\emptyset) = 0.$ 

La théorie des probabilités est répondue par son fondement mathématique solide qui lui offre la capacité de traiter l'incertitude.

# 2.3.2 Théorie des possibilités

La théorie des possibilités a été introduite par [Zadeh, 1978]. Elle est considérée comme une généralisation de la théorie des ensembles flous [Zadeh, 1965]. Cette dernière est connue par sa capacité à modéliser les informations ambiguës ayant une appartenance graduelle aux différentes classes (hypothèses). Ainsi, la théorie des possibilités a été mise en point afin de pouvoir manipuler les informations entachées par l'incertitude notamment l'épistémique. Un intérêt particulier a été accordé au formalisme possibiliste par Dubois et Prade qui ont participé à son développement et son application dans plusieurs axes de recherches [Dubois et Prade, 1988a, Dubois et Prade, 1992, Dubois et Prade, 1994, Dubois et Prade, 1998].

Avant d'exposer les principaux concepts de la théorie des possibilités, nous allons présenter quelques fondements et propriétés relatifs à la théorie des ensembles flous.

#### 2.3.2.1 Fondement de la théorie des ensembles flous

Cette théorie a été fondée autour de l'idée de l'appartenance d'un élément donné à plusieurs ensembles ce qui se contredit avec le raisonnement ensembliste classique où chaque élément ne peut appartenir qu'à un unique ensemble. Soient  $\Omega$  un ensemble de classes exhaustif appelé univers de discours et A un ensemble de  $\Omega$ . A est défini par une fonction (distribution)  $\mu$  qui représente l'appartenance de chaque observation à cet ensemble.

$$\begin{cases} \mu_A : \Omega \to [0, 1] \\ x \to \mu_A(x) \end{cases}$$
(2.2)

où  $\mu_A(x)$  est le degré d'appartenance de l'observation x à A. Ainsi, si  $\mu_A(x) = 0$  ceci veut dire que l'observation x n'appartient pas à A. Dans le cas où  $\mu_A(x) = 1$ , x appartient en totalité à A. Par ailleurs, x appartient partiellement à A si son degré vérifie :  $0 < \mu_A(x) < 1$ . Dans le raisonnement flou, il est possible que plusieurs observations aient un degré d'appartenance maximal (c'est-à-dire égal à 1) à l'élément flou A. Ces observations constituent le noyau de la fonction d'appartenance. Les éléments ayant un degré compris entre ]0,1] représentent le support de la fonction.

Pour définir la fonction d'appartenance, les formes mathématiques linaires sont fréquemment appliquées de part leurs simplicités et efficacités à la fois. En effet, l'une des fonctions : trapézoïdale (la fonction triangulaire est une fonction trapézoïdale où le noyau est formé par une seule observation), gaussienne et en forme S est choisie. Il n'existe pas de règles pour choisir l'une des fonctions, mais ceci dépend étroitement de l'expert et des connaissances supplémentaires disponibles [Alsahwa, 2014]. Ainsi, ces formes mathématiques sont convenables pour représenter des informations ambiguës, imprécises ou vagues. À titre d'exemple, modéliser la température, segmenter une image médicale, etc [Touil et Kalti, 2016].

#### 2.3.2.2 Fondement de la théorie des possibilités

Les fondements mathématiques possibilistes sont rassemblés sous forme d'une extension des concepts et axiomes flous. La notion d'appartenance graduelle à chaque ensemble reste l'idée fondamentale des théories. Cependant, afin de tenir compte de l'incertitude à côté de l'ambiguïté la théorie des possibilités offre de nouvelles fonctions et interprétations.

Étant donné un univers de discours  $\Omega$  qui représente un ensemble exhaustif et exclusif de M classes singletons, la réalisation de l'unique classe  $C_i$  est estimée à travers deux mesures appelées possibilité  $\Pi(.)$  et nécessité N(.). Le degré de confiance accordé à chaque élément de  $\Omega$  pour qu'il soit l'unique singleton qui va se réaliser est appelé degré de possibilité est noté  $\pi$ . Ainsi, la distribution de possibilités associe à chaque élément de  $\Omega$  un degré dans l'intervalle [0, 1]. L'une des caractéristiques intéressantes de cette distribution est la possibilité d'attribuer à plusieurs observations un degré de possibilité maximal. Ceci s'interprète comme suit :

- Ignorance totale :  $\forall C \in \Omega, \ \pi(C) = 1;$
- Ignorance partielle :  $\exists$  aux moins deux classes  $C_i$  et  $C_j \in \Omega$  tels que  $\pi(C_i) = \pi(C_j) = 1$ ;
- Certitude :  $\exists ! C_i \in \Omega$  tels que  $\pi(C_i) = 1$  et  $\forall C_j \neq C_i, \ \pi(C_0) = 0, \ C_j \in \Omega$ .

A ce stade, il reste difficile de gérer les cas de l'ignorance totale et de l'incertitude. Dans ce contexte, les deux mesures duales  $\Pi$  et N se présentent et qui se sont dérivées de la distribution de possibilité  $\pi(.)$ . Étant donné un événement composé  $A \subseteq \Omega$ , la possibilité et la nécessité de A s'obtiennent comme suit :

$$\Pi(A) = \max_{C_i \in A} (\pi(C_i));$$

$$N(A) = 1 - \Pi(\bar{A}).$$
(2.3)

avec A désigne l'évènement complémentaire de A.  $\Pi$  permet d'estimer la possibilité que l'unique classe qui va se produire appartienne à cet événement. En outre, la mesure de nécessité permet d'estimer la certitude de la réalisation de l'événement A. Si N(A) = 1, la réalisation de l'événement A est complètement certaine (l'unique classe qui va se réaliser est forcément dans A). Dans le cas contraire, N(A) = 0 l'incertitude de la réalisation de A est maximale.

Les deux mesures vérifient les propriétés mathématiques ensemblistes suivantes :

<

- $\Pi(\varnothing) = 0$  et  $N(\varnothing) = 0$ ;
- $\Pi(\Omega) = 1$  et  $N(\Omega) = 1$ ;
- $\forall A, B \subseteq \Omega, \Pi(A \cup B) = \max(\Pi(A), \Pi(B));$
- $\forall A, B \subseteq \Omega N(A \cup B) \ge \max(N(A), N(B));$
- $\forall A, B \subseteq \Omega, \Pi(A \cap B) \le \min(\Pi(A), \Pi(B));$
- $\forall A, B \subseteq \Omega N(A \cap B) = \min(N(A), N(B)).$

Bien que la théorie des possibilités semble simple et se croise avec le raisonnement humain, cette théorie reste peu sophistiquée pour manipuler des informations hautement conflictuelles, de traiter conjointement des sources représentées par des cadres de discernements différents et traiter le cas de l'ignorance totale.

# 2.3.3 Théorie de Dempster-Shafer

# 2.3.3.1 Modélisation et fonction de masse

La théorie de Dempster-Shafer, "DST", ou encore la théorie des fonctions de croyance ou de l'évidence est le résultat des travaux de Dempster en 1967 sur les probabilités inférieures et supérieures [Dempster, 1967]. Elle a été reprise et développée par Shafer en 1976 en lui donnant le nom théorie de l'évidence [Shafer, 1976, Shafer, 1992]. Elle se repose sur un cadre mathématique solide issu du raisonnement probabiliste ce qui lui offre l'avantage de traiter plusieurs formes d'imperfections d'information telles que : l'incertitude épistémique et aléatoire, l'ambiguïté et notamment le conflit. Elle se distingue des théories des probabilités et des possibilités par sa modélisation riche qui porte sur les sous-ensembles de l'ensemble de classes  $\Omega$  (référentiel fini). Ce dernier est désigné généralement par le nom " cadre de discernement". Il doit être exhaustif et exclusif, en d'autres termes il doit contenir toutes les classes possibles qui modélisent le problème. Tandis que l'ensemble de ses parties  $\mathcal{P}(\Omega)$  est, généralement, noté  $2^{\Omega}$  est nommé l'ensemble des puissances. Les croyances mises par la source sur les différents éléments de  $2^{\Omega}$ sont exprimées à l'aide d'une fonction appelée fonction masse de croyances m(.). La distribution de masses de croyance est fréquemment désignée par BBA (Basic Belief Assignement) et ses valeurs sont comprises dans l'intervalle [0, 1]. La définition d'une fonction de masse doit vérifier les contraintes probabilistes suivantes :

$$\begin{pmatrix}
m(\emptyset) = 0 \\
\sum_{A \in 2^{\Omega}} m(A) = 1
\end{cases}$$
(2.4)

où  $\emptyset$  désigne l'ensemble vide. La masse m(A) d'un ensemble composé A traduit que l'unique et inconnue classe qui va se produire est incluse dans A.

Par définition, si un élément A de  $2^{\Omega}$  a une masse m(A) > 0 il est appelé élément focal. On note dans la suite de ce manuscrit par  $\mathcal{F}$  l'ensemble des éléments focaux qui s'appelle également noyau de la fonction de masse.

Il existe certains cas où la distribution de masse génère des ensembles d'éléments focaux  $\mathcal{F}$  et qui peuvent traduire la qualité de la source et de l'information :

- Fonction de masse simple : m(.) est dite simple si  $\mathcal{F}$  est formé par deux éléments uniquement dont l'un est  $\Omega$ .
- Fonction de masse catégorique : Une fonction de masse est dite catégorique si la cardinalité de  $\mathcal{F}$  est exactement égale à 1.
- Fonction de masse catégorique certaine : Réciproquement, la source est dite certaine et précise si et seulement si  $\mathcal{F}$  est formé par un seul élément qui est un singleton.
- Fonction de masse vide : Elle correspond à l'ignorance totale où l'unique élément focal

est l'ensemble  $\Omega$ . Cette fonction traduit l'imprécision de la source et sa incapacité à indiquer la vraie classe qui se réalise.

- Fonction de masse dogmatique : La fonction de masse m(.) est dite dogmatique si  $\Omega$  ne figure pas parmi les éléments de  $\mathcal{F}$ .
- Fonction de masse bayésienne : C'est le cas où  $\mathcal{F}$  est formé que par des singletons. Ainsi, m(.) est une distribution de probabilité.

#### 2.3.3.2 Fonctions déduites de la fonction de masse

La théorie de Dempster-Shafer est riche en termes de fonctions permettant d'exprimer et de manipuler les imperfections d'une manière concise. Nous parlons des fonctions de croyance Cr(.) et de plausibilité Pl(.).

La croyance d'un élément A est la somme des masses de tous les éléments inclus dans A. Elle traduit le degré de croyance minimal de la réalisation de A.

$$\forall A \subseteq \Omega, \ Cr(A) = \sum_{B \subseteq A, B \neq \emptyset} m(B)$$
(2.5)

La fonction de plausibilité est interprétée en tant que le degré de croyance maximal attribué à l'élément A. Pl(A) est la somme des masses des éléments qui ont une intersection non vide avec A.

$$\forall A \subseteq \Omega, \ Pl(A) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m(B)$$
(2.6)

La fonction de plausibilité peut être déduite à partir de celle de croyance comme indiquer par l'équation 2.7 :

$$Pl(A) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m(B) = 1 - Cr(\overline{A})$$
(2.7)

Ainsi, il est clair que pour tout élément de  $2^{\Omega}$  on a :

$$\forall A \subseteq \Omega, Cr(A) \le Pl(A) \tag{2.8}$$

Pour chaque élément A de  $2^{\Omega}$ , un intervalle I(A) qui quantifie le degré d'incertitude concernant sa réalisation est obtenu, où les valeurs Cr(A) et Pl(A) sont respectivement ses bornes inférieure et supérieure :

$$\forall A \subseteq \Omega, I(A) = [Cr(A), Pl(A)] \tag{2.9}$$

I est appelé également intervalle de croyance.

Il existe d'autres fonctions dérivées de la fonction de masse telles que les fonctions de communalité et d'implicabilité. Ces deux dernières notées q(.) et b(.) sont données respectivement par les équations 2.10 et 2.11.

$$q(A) = \sum_{B \supseteq A} m(B), \ \forall A \subseteq \Omega$$
(2.10)

$$b(A) = \sum_{A \subseteq B} m(B), \ \forall A \subseteq \Omega$$
(2.11)

La valeur de q(A) estime la de la croyance allouée aux sur-ensembles de l'événement A. La fonction d'implicabilité b(.) représente la totalité de croyances accordées aux sous-ensembles de A.

#### 2.3.3.3 Critères de décision

La prise de décision au sein de la DST est la dernière étape qui consiste à déterminer l'unique classe qui se produit. Elle doit être constatée même si l'incertitude épistémique persiste encore et le nombre des éléments focaux est supérieur à 1. En d'autres termes, il reste des éléments de connaissance manquants pour pouvoir décider avec certitude et précision. Ainsi, la prise de décision revient à appliquer une règle qui respecte un critère spécifique. On parle alors des critères prudents (pessimistes) et indulgents (optimistes) qui correspondent respectivement à la maximisation de la crédibilité et de la plausibilité.

$$B = \arg\max_{A \in 2^{\Omega}} Cr(A) \tag{2.12}$$

$$B = \arg\max_{A \in 2^{\Omega}} Pl(A) \tag{2.13}$$

Bien que ces règles semblent simples et largement répondues et appliquées, certains travaux ont essayé de trouver des alternatives plus complexes, mais ils sont restés moins exploiter à cause de leurs difficultés dans la mise en œuvre tels que [Strat, 2013, Srivastava, 1997, Yager, 1992]. Les auteurs de [Dezert *et al.*, 2016] ont proposé une nouvelle règle de décision basée sur la distance de l'intervalle de croyance.

#### 2.3.4 Extensions de la théorie de Dempster-Shafer

Rappelons que la modélisation au sein de la DST doit obéir à deux principales contraintes qui sont l'exhaustivité et l'exclusivité du cadre de discernement. Cependant, dans certains problèmes ces deux contraintes ne peuvent pas être respectées et ceci revient principalement à la qualité des sources et à la pauvreté des connaissances qui les accompagnent.

On trouve dans la littérature deux principales extensions qui sont : le Modèle de Croyance Transférable, MCT, proposé par Smets et qui raisonne sous l'hypothèse du monde ouvert [Smets, 1992, Smets *et al.*, 1991] et la théorie de Dezert et Smarandache, DSmT, qui permet de modéliser la non-exclusivité du cadre de discernement [Dezert, 2002, Dezert et Smarandache, 2006].

#### 2.3.4.1 Description brève du Modèle de Croyance Transferable

Le Modèle de croyance Transférable a été élaboré et présentée par [Smets *et al.*, 1991]. Le premier intérêt de cette extension est le raisonnement sous l'hypothèse du monde ouvert où  $\Omega$  peut être non exhaustif. Cette hypothèse est modélisée par l'attribution d'une masse non nulle à l'ensemble vide. Si cette masse est maximale et est égale à 1 ceci confirme le fait que la vraie classe qui se produit n'est pas modélisée explicitement. Raisonner dans le cadre de la MCT revient à manipuler les informations à deux niveaux distincts :

- Niveau crédale : Il concerne les étapes de modélisation, estimation et combinaison. Il correspond à deux principales parties qui sont statique et dynamique. La partie statique c'est l'étape de la représentation de l'information (Modélisation et Estimation). La partie crédale dynamique concerne toute opération qui conduit à la transformation de la distribution de masse. Ainsi, l'affaiblissement de la masse par le facteur de fiabilité de la source, le conditionnement ou le déconditionnement et la combinaison s'intègrent dans cette partie dynamique [Itoh et Inagaki, 1995].
- Niveau pignistique : Il concerne l'étape de prise de décision dans un processus de traitement par la DST et le MCT. Dans cette extension Smets a proposé une règle de décision de compromis qui consiste à maximiser la distribution pignistique appelée aussi probabilité pignistique. La probabilité pignistique permet de prendre la décision sur les singletons en distribuant équitablement la masse allouée à un élément composé sur ses classes singletons comme illustré par l'équation suivante :

$$BetP(C_i) = \frac{1}{1 - m(\emptyset)} \sum_{A \in 2^{\Omega}} \frac{|C_i \cap A|}{|A|} \times m(A), \ \forall \ C_i \in \Omega$$
(2.14)

Finalement, la décision revient à choisir la classe ayant la probabilité pignistique maximale :

$$C = \arg\max_{C_i \in \Omega} Bet P(C_i) \tag{2.15}$$

# 2.3.4.2 Description brève de la Théorie de Dezert et Smarandache

La théorie de Dezert et Smarandche, DSmT, connue aussi par le nom de la théorie du raisonnement plausible et paradoxal est justifiée par la nécessité de surmonter la limite de modélisation liée à la contrainte de l'exclusivité. En effet, cette extension offre un nouveau cadre de modélisation encore plus riche où les masses peuvent être attribuées aux conjonctions des classes à côté des disjonctions et des singletons. On parle dans ce cas de l'ensemble hyperpuissance noté généralement par  $D^{\Omega}$ . Soit  $\Omega = \{C_1, \ldots, C_M\}$  un cadre de discernement dit généralisé et qui est exhaustif on a :

- $\forall C_i, i = 1, \dots, Met \varnothing \in D^{\Omega}$ ;
- $\forall A_i \text{ et } \in D^{\Omega} \text{ on } a A_i \cup A_j \in D^{\Omega} \text{ et } A_i \cap A_j \in D^{\Omega}.$

Ainsi, la croyance est obtenue par la fonction de masse généralisée notée m(.) et est définie sur  $D^{\Omega}$  à valeur dans [0,1]:

$$\begin{cases} m(\emptyset) = 0\\ \sum_{A \in D^{\Omega}} m(A) = 1 \end{cases}$$
(2.16)

La masse d'un élément composé par conjonction traduit principalement le paradoxe ou la contradiction entre eux. Ceci peut être interprété en tant que deux classes ou plus qui peuvent être vraies en même temps ce qui représente la base du raisonnement paradoxal. Ce raisonnement, engendre une complexité temporelle et spatiale (support de stockage) énormes puisque la cardinalité de  $D^{\Omega}$  suit les nombres de Dedekind [Dezert et Smarandache, 2009]. L'exemple 2.1 illustre comment la cardinalité de  $D^{\Omega}$  évolue en fonction de  $\Omega$ .

**Exemple 2.1**  $|\Omega| = 4$ ,  $|D^{\Omega}| = 167$ ,  $si |\Omega| = 5$ ,  $|D^{\Omega}| = 7580$ ,  $|\Omega| = 8$ ,  $|D^{\Omega}| = 561 \times 10^{20}$ .

À partir de la fonction de masse généralisée, les fonctions de croyance et de plausibilité généralisées sont définies d'une manière analogue à ceux de la théorie de Dempster-Shafer (eq.2.5 et eq.2.6).

$$\begin{cases} Cr(A) = \sum_{B \subseteq A, B \neq \emptyset} m(B), \ \forall A \in D^{\Omega} \\ Pl(A) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m(B), \ \forall A \in D^{\Omega} \end{cases}$$
(2.17)

# 2.4 Fusion d'informations par la DST

La combinaison d'informations issues de plusieurs source présente un atout principal des théories de la fusion généralement. La DST se distingue par sa capacité à combiner des sources hétérogènes [Premaratne *et al.*, 2007] après les avoir représentées sous forme de distributions de masses. A cela s'ajoute, un avantage très intéressant qui est l'exploitation conjointe des sources ayant des cadres de discernement différents, mais compatibles (qui représentent le même problème observé). Ceci est réalisé en appliquant une fonction de transformation pour unifier les cadres de discernement. Cette fonction consiste soit à raffiner (fonction de raffinement) un cadre par rapport à l'autre ou à faire l'opération inverse appelée grossissement [Ramasso *et al.*, 2007].

La combinaison des informations multi-sources a comme objectif principal l'obtention d'une information unifiée complète, certaine et précise. Ce qui permet d'augmenter la fiabilité de l'information dans un cadre unifié.

La théorie de Dempster-Shafer offre un ensemble de règles de combinaison dont la cardinalité ne cesse d'augmenter. Ses objectifs principaux sont soit une combinaison fiable des sources qui sont en conflit soit la combinaison des sources ayant une relation de dépendance [Cattaneo, 2003]. Dans la suite, l'accent sera mis sur les sources distinctes et indépendantes.

Étant données deux sources d'évidences  $S_1$  et  $S_2$  qui fournissent leurs croyances sur un cadre de discernement  $\Omega$ , les informations fournies par  $S_1$  et  $S_2$  sont représentées sous forme de distributions de masses notées respectivement  $m_1$  et  $m_2$ .

## 2.4.1 Combinaison des sources fiables

La première règle de combinaison a été développée par [Dempster, 1967]. Elle est appelée la somme conjonctive (ou somme orthogonale) et s'applique pour fusionner des sources fiables. Elle se caractérise par ses aspects conjonctif, commutatif et associatif. La masse combinée d'un élément A est donnée par l'expression suivante :

$$m(S_1 \cap S_2)(A) = \sum_{B \cap C = A, \{B, C\} \in 2^{\Omega}} m_1(B) \times m_2(C), \forall A \in 2^{\Omega}$$
(2.18)

Cependant, il est difficile d'avoir deux sources ou plus qui sont fiables. De plus, la combinaison des sources non fiables conduit à l'apparition du conflit. Ce résultat peut être déduit à travers la distribution de masse combinée non normalisée où la masse de l'ensemble vide est strictement non-nulle  $(m(\emptyset) > 0)$  comme le montre l'exemple suivant : Soient  $\Omega = \{C_1, C_2, C_3\}$  avec

 $m_1(C_1) = 1$  et  $m_2(C_3) = 1$ . La distribution de masse combinée est alors :

$$m_{S_1 \cap S_2}(C_1) = 0, m_{S_1 \cap S_2}(C_2) = 0, m_{S_1 \cap S_2}(C_3) = 0$$

par contre la masse  $m(\emptyset) = 1$  cette masse traduit que l'une des sources n'est pas fiable et la vraie classe n'est pas modélisée dans  $\Omega$  ce qui se contre dit avec les axiomes de la théorie (distribution de masse normalisée et hypothèse du monde fermé).

Pour remédier à ce problème, la règle de combinaison orthogonale a été proposée par Dempster (appelée aussi la règle de Dempster). Elle consiste à normaliser la somme conjonctive par la somme des masses non conflictuelles comme indiqué par l'équation suivante :

$$\begin{cases} m(S_1 \oplus S_2)(A) = \frac{\sum\limits_{B \cap C = A, \{B, C\} \in 2^{\Omega}} m_1(B) \times m_2(C)}{1-K} \\ K = \sum\limits_{B \cap C = \varnothing} m_1(B) \times m_2(C) \end{cases}$$
(2.19)

La quantité  $K \in [0, 1]$  est appelée la masse conflictuelle ou inconsistance. Lorsqu'elle est maximale ceci traduit que cette règle ne peut pas être appliquée et les sources sont complètement conflictuelles.

# 2.4.2 Combinaison des sources non fiables

Dans certaines situations, il est possible d'affronter le problème de combinaison de sources de différents degrés de fiabilités ou même des sources non fiables. Cette situation ne peut pas être traitée par les règles de combinaison conjonctives. De plus, parfois il est difficile de distinguer les sources non fiables. Ainsi, tenir compte de la nature des sources d'informations tout au long de la procédure de fusion est nécessaire et était l'objet de quelques travaux [Sentz *et al.*, 2002, Bi *et al.*, 2004, Murphy, 2000]. La majorité des solutions proposées se présentent sous forme de règles de combinaison. L'une des premières règles proposées dans ce sens est l'opérateur disjonctif de Dubois et Prade [Dubois et Prade, 1988b] :

$$m(S_1 \cup S_2)(A) = \sum_{B \cup C = A} m_1(B) \times m_2(C) \ A \in 2^{\Omega}$$
(2.20)

Les mêmes chercheurs ont défini une deuxième règle de combinaison ayant un comportement adaptatif et qui exploite le pessimisme de l'opérateur orthogonal et l'optimisme de la règle disjonctive. Afin de pallier les limites de la combinaison orthogonale de Dempster, un grand nombre de règles a été proposé dont les plus citées sont les règles de Yager [Yager, 1987], la famille des PCR (de 1 à 6) « Porportional Conflict Redistribution » qui ont été défini par [Osswald et Martin, 2006, Smarandache et Dezert, 2005].

# 2.5 Théorie de Dempster-Shafer en détection de changements

Bien que la théorie de Dempster-Shafer représente un cadre mathématique assez intéressant, son application en détection de changement a été réduite à l'amélioration de décision sur les cartes de changements. En effet, la majorité dominante des travaux existants dérive des cartes
## Chapitre 2. Gestion des imperfections de l'information par les théories de l'incertain

de changements bi-classes {changement, non-changement} à travers différentes méthodes et indices de détections de changements. La DST est appliquée, classiquement, pour combiner les différentes cartes obtenues [Le Hégarat-Mascle et Seltz, 2004]. En outre, les travaux ayant utilisé la DST en tant que méthode principale pour identifier les zones transformées dans des images multi-temporelles ne sont pas nombreuse et ceci revient, principalement, aux considérations théoriques et conceptuelles qui ne permettent pas la manipulation de la dimension temporelle ou bien les informations dynamiques. Ainsi, les auteurs [Le Hégarat-Mascle et Seltz, 2004] dérivent un ensemble d'indices de changements en utilisant la méthode de différence d'images entre plusieurs caractéristiques telles que l'indice de végétation normalisé, l'évolution de la texture et l'information mutuelle afin détecter les changements dans la montagne Sainte Victoire sachant que les images utilisées ont été acquises par les capteurs SPOT et HRV afin d'estimer les dommages de l'incendie. [Hachicha et Chaabane, 2009] ont appliqué la distance Gamma Kullback-Leiber le ratio des images pour dériver deux cartes de changements qui sont par la suite combinées à l'aide de la DST.

Plus récemment, le travail de recherche de [Sghaier et Lepage, 2015] avait pour but la détection des dégâts des routes dans des images de très haute résolution. Les auteurs ont fait recours dans un premier lieu à la méthode de transformation par ondelette et la distance Kullback-Leiber pour dériver plusieurs cartes de changements qui sont à la fin combinées à l'aide de la DST. Dans le même contexte de détection de changements, [Du *et al.*, 2013] ont proposé une approche de détection de changements en utilisant une image panchromatique et une autre multi-spectrale. L'innovation de l'approche réside dans la génération de plusieurs images hautes résolutions colorées à l'aide d'un ensemble de technique de pan-sharpening. Le nouvel ensemble d'images est comparé à l'aide du vecteur de changements. Par la suite, un ensemble de cartes de changements qui corresponde à plusieurs valeurs de seuils ont été combinées à l'aide de la *DST*.

En revanche, le travail de recherche de [Liu *et al.*, 2011] avait pour but d'adapter la DSTdans un contexte multi-temporel et ceci en tenant compte de la dimension temporelle dans la modélisation du problème. En conséquence, une nouvelle extension de la DST été proposée et qui s'appelle « Raisonnement Evidentiel Dynamique », RED, en introduisant un opérateur de changements qui permet de modéliser la transition d'un état à l'instant  $t_1$  vers un deuxième état à l'instant  $t_2$ . Cet opérateur est représenté par une flèche  $\rightarrow$ . Donc le changement de  $C_i$  vers  $C_j$  est exprimé par  $C_i \rightarrow C_j$ . En fonction de cet opérateur, un espace de puissance d'états de transitions  $T^{\Omega}$  pour traiter tous les états de transitions possibles a été défini. A cela s'ajoute le cadre de discernement de transitions exprimé comme suit :

$$\Omega_{1\to n} = \Omega_1 \times \Omega_2 \times \ldots \times \Omega_n = \{ t_{x_1, \dots, x_n} | x_i \in \Omega_i, \ i = 1, 2, \dots, n \}$$
(2.21)

Cette modélisation permet de tenir compte de toute forme de transition entre aux moins deux cadres de discernement exhaustifs et exclusifs.

## 2.6 Justification du choix de la théorie de Dempster-Shafer pour la détection de changements

La théorie de Dempster-Shafer est un formalisme assez riche en termes de modélisations et de fonctions mathématiques ce qui lui offre la capacité de traiter différentes formes d'imperfections de l'information l'incertitude épistémique, l'imprécision et notamment le conflit. En effet, la détection et l'analyse de changements dans des images satellitaires reviennent à manipuler des informations multi-temporelles ce qui entraine l'apparition de l'incertitude, l'imprécision et le conflit. La complexité de la détection de changements est causée à la base par la difficulté de faire la différence entre un changement sémantique et une simple variation spectrale. Plus précisément, les conditions d'acquisitions, les saisons, les conditions atmosphériques et l'hétérogénéité des capteurs utilisés engendrent des changements dans les valeurs de niveaux de gris.

Étant donné un pixel qui a appartenu à une classe  $C_i$  à l'instant  $t_1$  et à l'instant  $t_2$  il a changé d'appartenance vers la classe  $C_j$ . Ce changement entraine le conflit entre les sources (les images aux différents instants représentent les sources d'informations multi-temporelles). Comme mentionné précédemment, la gestion du conflit est une tâche complexe qui demande une analyse très fine pour le quantifier voir l'éliminer. Ainsi, la théorie de Dempster-Shafer s'avère la plus appropriée pour traiter cette situation grâce aux différentes stratégies de gestion du conflit qu'elle offre.

Par ailleurs, la contribution principale de ce travail de thèse est l'exploitation de l'information conflictuelle en tant qu'une nouvelle source qui fournit des informations potentiellement importantes sur les changements multi-temporels. Pour ces différentes raisons, nous nous sommes orientées vers le raisonnement évidentiel.

### 2.7 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté brièvement les différentes caractéristiques et qualités de l'information en accordant un intérêt particulier aux causes des imperfections de l'information. Les méthodes mathématiques les plus répondues pour manipuler les informations imparfaites et notamment l'information incertaine et qui sont la théorie des probabilités, la théorie des possibilités et la théorie de Dempster-Shafer ont été décrites en montrant leurs intérêts et capacités. L'objectif scientifique de cette thèse ainsi que l'idée principale sur laquelle repose notre contribution ont été nos principales motivations pour s'orienter vers la DST. En effet, la flexibilité, la richesse de sa modélisation et le large nombre de fonctions et mesures proposées par les différentes contributions (mesures d'incertitude et de conflit) au sein de la DST permettent de fournir le formalisme le plus adéquat pour analyser le conflit multi-temporel et réduire les incertitudes de changements et non-changements.

# Modélisation du problème de détection de changements par la DST

#### Sommaire

3.1	Intro	oduction	<b>54</b>
3.2	Choi	x de l'algorithme de clustering Fuzzy C-Means	55
	3.2.1	Aperçu général des algorithmes de clustering	56
	3.2.2	Algorithme C-Moyennes-Floues (FCM)	57
3.3	État	de l'art des indices de validité de clustering	60
	3.3.1	Indices flous	61
	3.3.2	Indices durs (non flous)	63
	3.3.3	Discussion des indices de validité de clustering internes	64
3.4	App	roche proposée pour l'extraction du cadre de discernement	66
	3.4.1	Détermination du nombre de classes	66
	3.4.2	Algorithme de clustering multi-centroïdes basé sur le FCM $\ . \ . \ . \ .$	69
3.5	Expe	érimentations	73
	3.5.1	Données des expérimentations	73
	3.5.2	Évaluation de l'indice de validité de clustering	74
	3.5.3	Évaluation de l'approche de clustering multi-centroïdes	82
3.6	Cone	clusion	92

#### 3.1 Introduction

L'objectif de nos travaux de recherche consiste à définir une approche de détection de changements entre deux images bi-temporelles basée sur le formalisme évidentielle. Cette approche raisonne, principalement au niveau pixelique qui est très sensible à l'erreur. Nous allons proposer une solution permettant de réduire cette erreur notamment dans la première étape de notre système qui est la caractérisation des classes qui forment le cadre de discernement  $\Omega$ .

La première étape d'application de la théorie de Dempster-Shafer est la modélisation qui consiste à représenter la source d'évidence S sous forme d'un ensemble de classes exhaustif et exclusif qui est  $\Omega$ . Cette étape nécessite des connaissances *a priori* sur les différentes classes (i.e., leur nombre, leurs caractéristiques) qui ne sont souvent pas disponibles dans le cas des images de télédétections. Cette étape est relativement déterminante pour le reste du système de détection de changements, notamment dans l'analyse de la direction de changements. En effet, si le nombre de classes impliquées est inférieur au vrai nombre, ceci peut entrainer une sousestimation des changements produits c'est-à-dire certains changements ne seront pas détectés comme significatif car ils seront identifiés comme variations spectrales au sein de la même classe. Réciproquement, dans le cas d'une sur-classification (le nombre de classes utilisé est supérieur à la cardinalité de  $\Omega$ ), on est confronté à une sur-estimation de changements. En d'autres termes, les variations spectrales seront détectées en tant que des vrais changements.

Dans ce chapitre, nous nous focalisons sur cette problématique de définition d'un cadre de discernement exhaustif et exclusif en l'absence de vérité de terrain et des connaissances d'experts. Pour cela, deux principales étapes seront définies et formulées qui sont : déterminer le nombre de classes présentes dans une image donnée et la caractérisation de ces classes et leurs contenus informationnels.

Pour réaliser l'apprentissage de l'image et caractériser ses classes, nous avons procédé par classification non supervisée "clustering". Cette méthodologie vise à regrouper les observations, les caractéristiques, les objets et même les sémantiques en des ensembles distincts appelés souvent clusters. Les éléments d'un cluster donné partagent les mêmes caractéristiques tout en étant dissimilaires par rapport à ceux des autres clusters. Chaque cluster est représenté par un élément particulier appelé fréquemment centroïde ou aussi vecteur prototype. Cependant, la majorité des méthodes existantes considère le nombre de classes comme paramètre d'entrée. Pour cela, nous nous sommes orientés vers les méthodes d'évaluation des résultats de clustering pour dépister le nombre optimal de classes. Cette méthode est appelée la validité de cluster "Cluster Validity CV". Elle se base sur des indices mathématiques qui estiment la qualité d'un résultat de clustering donné. Le problème d'évaluation basée sur la méthode CV peut être réduit en la recherche du nombre de classes qui optimise le résultat de clustering  $C_{op}$ .

Dans la suite de ce chapitre, nous nous intéressons, dans un premier temps, aux méthodes de clustering les plus connues. Ensuite, nous exposons un état de l'art sur les indices de validité de clustering "CVI". Dans la troisième partie, nous proposons un nouvel algorithme de clustering basé sur l'algorithme C-Moyennes-Floues (Fuzzy-C-Means "FCM"). L'algorithme proposé consiste à représenter chaque cluster par un ensemble de centroïdes dans le but d'améliorer sa caractérisation. Pour déterminer le nombre de classes présent dans une image, nous avons proposé un nouvel indice de validité de clustering flou appelé "H". Une étude expérimentale de l'algorithme et de l'indice proposés est à la fin menée sur différents types d'images afin d'évaluer leurs robustesses.

#### 3.2 Choix de l'algorithme de clustering Fuzzy C-Means

Le clustering désigne l'ensemble des méthodes et des algorithmes de classification non supervisée des patterns indépendamment de leurs natures et leurs structures (pixels, objets, items, ontologies, vecteurs de caractéristiques...). Le clustering a été abordé dans plusieurs contextes d'applications et de disciplines de recherche afin de réaliser l'apprentissage non supervisé, la segmentation, la reconnaissance d'objet, la prise de décision, la fouille de données [Perera *et al.*, 2009, Ma *et al.*, 2012, Zheng *et al.*, 2014, Chuang *et al.*, 2016, Yugander et Reddy, 2017]. En général, il représente l'étape primordiale dans les systèmes et approches d'analyses de données. En conséquence, il est fort important d'assurer un résultat de clustering fiable pour garantir la robustesse du résultat final.

Le nombre d'algorithmes et de techniques de clustering ne cesse d'augmenter afin d'offrir une meilleure caractérisation des clusters tout en optimisant le temps d'exécution et en tenant compte des types des données et des bruits qui peuvent les accompagner. En général, un algorithme de clustering doit assurer une homogénéité maximale de chaque cluster et une dissimilarité maximale entre les paires de clusters. Pour obtenir un résultat de clustering ayant ces deux principales caractéristiques, les algorithmes de clustering utilisent en général une mesure de similarité pour comparer les clusters et leurs éléments.

#### 3.2.1 Aperçu général des algorithmes de clustering

Dans cette section nous allons présenter et discuter dans l'ensemble quelques algorithmes de clustering bien cités dans la littérature. Les taxonomies des méthodes sont multiples et dépendent de l'intérêt visé. Dans cette partie, l'intérêt est accordé à la méthodologie de clustering hiérarchique et celle basée sur la représentation par centroïdes.

#### 3.2.1.1 Clustering hiérarchique

Les données sont classifiées sous forme de différents niveaux de granularité ayant une allure d'un arbre binaire de clusters. Ceci leur donne la forme d'une représentation hiérarchique qui s'appelle dendrogramme [Johnson, 1967]. On distingue deux familles d'approches hiérarchiques selon leurs façons de raisonnement qui sont les approches ascendantes et les approches descendantes. La première famille commence le processus de clustering par un seul objet pour chaque cluster (le nombre de clusters est considéré égal au nombre d'objets). Par la suite, les clusters seront fusionnés au fur et à mesure pour obtenir un seul groupe d'objets à la fin du processus. En outre les algorithmes ascendants sont nombreux tels que CLINK, ALINK, SLINK, CURE, CHAMELON [Sneath et Sokal, 1973, Guha *et al.*, 1998, Karypis *et al.*, 1999].

Inversement, les approches descendantes partent de l'ensemble de données en tant qu'un seul cluster et le devisent récursivement en un ensemble de clusters. Le processus de clustering s'arrête lorsqu'un critère de convergence est vérifié qui est généralement le nombre de clusters demandé ou bien lorsqu'on obtient autant de clusters que d'objets. Généralement, les algorithmes hiérarchiques ne demandent pas une information *a priori* concernant le nombre de classes. Parmi les algorithmes hiérarchiques descendants (divisive) nous citons MONA et DIANA (Divisive ANAlysis), PDDP (Principal Direction Divisive Partionning) qui sont détaillés dans [Kaufman et Rousseeuw, 1990, Boley, 1998].

Ce type d'algorithmes souffre principalement de la complexité temporelle qui dépasse  $O(n^2)$ 

pour la majorité d'entre eux et qui peut atteindre  $O(n^3)$  tel que expliqué dans [Zhao et Karypis, 2002]. Un autre inconvénient de cette famille d'algorithmes est l'aspect non itératif. Autrement, si un cluster est obtenu par fusion ou par division il n'est plus possible de le réviser ou le changer. Les algorithmes hiérarchiques sont très sensibles aux bruits et ne peuvent pas être appliqués avec des données volumineuses car ils sont très couteux en termes de temps et d'espace [Xu et Wunsch, 2005].

#### **3.2.1.2** Clustering par regroupement (partitionnement)

Les algorithmes de regroupements basés sur les vecteurs prototypes tels que le *C-Moyennes*-*Flous, K-moyennes, K-harmonique moyenne* et *Espérance Maximisation* (EM) [Bezdek *et al.*, 1984, Macqueen, 1967, Zhang *et al.*, 1999, Dempster *et al.*, 1977] se basent sur l'idée de représenter chaque cluster par un vecteur prototype appelé aussi centroïde. Ces derniers sont initialisés manuellement ou aléatoirement. Par la suite, ils sont mis à jour jusqu'à la convergence itérative de l'algorithme. La décision sur la convergence est établie à l'aide de certains critères et fonctions objectifs.

Ces algorithmes ont deux aspects de raisonnement distincts qui sont : dur et flou.

- Le clustering dur : adapte un raisonnement pessimiste où l'observation ne peut appartenir qu'à un et un seul cluster;
- Le clustering flou : tolère aux observations d'appartenir à plus d'un cluster avec des degrés d'appartenance entre 0 et 1. Il est le résultat de la combinaison de clustering dure avec le raisonnement approximatif flou. Ceci permet d'obtenir des clusters avec des frontières "flexibles".

Ce type d'algorithmes se distinct par rapport à la famille hiérarchique par sa rapidité de convergence (complexité linéaire) et sa simplicité d'implémentation même avec des données multi-dimensionnelles et volumineuses.

#### 3.2.2 Algorithme C-Moyennes-Floues (FCM)

L'algorithme C-Moyennes-Floues ou en anglais « Fuzzy-C-Means » (FCM) est l'un des algorithmes de clustering les plus répandus dans différents domaines de recherche tels que la classification des images satellitaires et médicales, la fouille de données [Masood et al., 2013, Turčan et al., 2003, Mai et Ngo, 2015]. Il peut être vu en tant que la combinaison de l'algorithme Kmeans [Macqueen, 1967] et la théorie des ensembles flous définie par [Zadeh, 1968]. Il a été développé par [Dunn, 1973] et amélioré par [Bezdek, 1981]. L'intégration de la notion floue dans la définition des centroïdes donne l'avantage aux pixels d'avoir un degré d'appartenance non nul à chaque cluster. Ainsi, la notion de chevauchements entre les clusters est prise en compte contrairement à l'algorithme de clustering dur K-means. En conséquence, l'ambiguïté d'appartenance est traitée ce qui présente l'avantage principal de cet algorithme.

Soit  $X = \{x_1, \ldots, x_N\} \in \mathbb{R}^b$  l'ensemble des données b-dimensionnelles où les  $x_i$  peuvent êtres des pixels, des objets, des vecteurs caractéristiques et mêmes des formes. On cherche à partitionner X en M clusters où M et X sont fournis comme paramètres d'entrée. L'algorithme FCM

se base sur l'optimisation itérative d'une fonction objective, qu'on note par J, afin de trouver la combinaison optimale des centroïdes  $V = \{v_1, ..., v_M\}$  associés aux clusters. Cette combinaison se caractérise par l'homogénéité, la compacité et la séparation maximales des clusters. En effet, l'algorithme converge si et seulement si J évolue de peu entre deux itérations successives.

$$J^{(t)} = \sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} \mu_{ij}^{m} * ||x_i - v_j||^2$$
(3.1)

avec  $||x_i - v_j||^2$  est la distance entre l'élément  $x_i$  et le centroïde  $v_j$  qui est souvent la distance euclidienne. Initialement, les M centroïdes sont choisis aléatoirement. Le degré d'appartenance noté  $\mu_{ij}$  de chaque  $x_i$  à chaque  $v_j$  à l'itération t est obtenu par l'équation suivante :

$$\mu_{ij}^{(t)} = \sum_{k=1}^{M} \left(\frac{d_{ij}}{d_{ik}}\right)^{\frac{-2}{m-1}}$$
(3.2)

où m > 1 est appelé paramètre de fuzzification qui fixe le chevauchement flou entre les clusters. En d'autres termes, ce paramètre précise à quel point les contours des clusters sont flous. Généralement, m est fixé à 2. Pour calculer les valeurs des centroïdes à l'itération t, l'équation suivante est appliquée :

$$v_j^{(t)} = \frac{\sum_{i=1}^{N} \mu_{ij}^m * x_i}{\sum_{i=1}^{N} \mu_{ij}^m}$$
(3.3)

Les équations 3.2 et 3.3 sont mises à jour à chaque itération jusqu'à la vérification de la condition  $|J^{(t)} - J^{(t-1)}| \leq \varepsilon$ . En analysant les différentes expressions de centroïdes et des degrés d'appartenances, on peut constater que les deux contraintes suivantes sont respectées :

$$\begin{cases} \forall j \in \{1, ..., M\}, \sum_{j=1}^{M} \mu_{ij} = 1\\ \forall i \in \{1, ..., N\}, 0 < \mu_{ij} \le 1 \end{cases}$$
(3.4)

La deuxième contrainte traduit le fait que tous les clusters se chevauchent et le pixel a une appartenance non nulle à chacun. Les degrés d'appartenance d'un élément i de l'ensemble X à chaque cluster j constituent sa distribution d'appartenance. L'ensemble des distributions d'appartenance associées aux N éléments de X forment la matrice de partition notée U.

$$U = \begin{pmatrix} \mu_{11} & \dots & \mu_{1M} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mu_{N1} & \dots & \mu_{NM} \end{pmatrix}$$
(3.5)

L'algorithme FCM est fréquemment appliqué grâce à sa capacité de tenir compte de l'aspect flou des classes et des objets. De plus, contrairement à d'autres algorithmes de clustering, l'algorithme FCM converge toujours et fournit un résultat de regroupement avec le nombre de classes demandé.

Bien que l'algorithme FCM présente certains avantages, il reste l'objet de critiques de la communauté des chercheurs à cause de sa sensibilité aux bruits, à la variation intra-classes et à l'initialisation aléatoire des centroïdes. En effet, le bruit que se soit faible ou élevé sera attribué aux clusters. D'autre part, le choix aléatoire des centroïdes peut participer à l'augmentation de la complexité temporelle qui est de l'ordre de  $O(NM^2bI)$  avec I le nombre d'itération et b la dimension des données. Cependant, cette complexité reste la moins élevée par rapport à celles engendrées par d'autres algorithmes notamment ceux de famille hiérarchique.

Pour pallier les limites de l'algorithme FCM, un grand nombre de variantes ont été développées. Parmi les solutions proposées, on trouve l'intégration de l'information spatiale et contextuelle dans l'algorithme FCM et l'implication de la technique de seuillage. Par contre, les contributions apportées à l'algorithme FCM peuvent intervenir principalement aux niveaux de la distance, la fonction objective et l'initialisation des centroïdes. Dans ce même contexte, nous citons la méthode de « Spatially Weidhted fuzzy C-Means, SWFCM » proposée dans [Yang *et al.*, 2004] où les auteurs ont intégré l'information spatiale et ils ont utilisé l'algorithme des Kplus proches voisins pour déduire un poids convenable permettant d'améliorer les résultats de seuillages dans le but de réaliser la segmentation des images.

[Tsai et Lin, 2011] ont proposé une autre extension de l'algorithme FCM en intervenant principalement au niveau de la distance en proposant une nouvelle mesure qui prend en compte la variation dans chaque classe. Par la suite, la fonction objective a été modifiée en utilisant la nouvelle mesure proposée. Par ailleurs, l'algorithme de Pham basé sur l'algorithme FCM a porté sa contribution à la fonction objective et ceci en proposant une autre fonction plus complexe. Cette fonction est composée de deux termes. Le premier représente la fonction objective standard et le deuxième est une fonction pondérée basée sur les degrés d'appartenances et l'information de voisinage. Cet algorithme a été appliqué dans le contexte de la segmentation des images IRM[Pham, 2002]. Il existe d'autres variantes qui ont contribué et intégré l'information au niveau de la fonction d'appartenance et le coefficient de fuzzification telles que la recherche de [Reddy *et al.*, 2012] où les auteurs ont pondéré la fonction d'appartenance par l'information spatiale.

Certains autres travaux ont essayé d'impliquer d'autres concepts de raisonnement tel que le possibiliste et l'evidentiel pour définir de nouveaux algorithmes de clustering hybrides. En 1993 Krishnauram et Keller ont proposé le "Possibilistic C-Means"où une nouvelle fonction appelée "typicalité "est définie et qui vise à déterminer les degrés de possibilités ce qui induit une modification dans les différentes étapes de l'algorithme FCM (calcul des centroïdes, degrés d'appartenances et fonction objective) [Krishnapuram et Keller, 1993]. Pal *et al.* ont défini l'algorithme "Possibilistic Fuzzy C-Means"qui a apporté une solution à la sensibilité de l'algorithme FCM aux bruits [Pal *et al.*, 2005]. Cet algorithme se distingue des autres par ses résultats où il fournit une matrice de partition, une matrice de typicalité et l'ensemble des centroïdes.

L'intégration du raisonnement évidentiel dans l'algorithme *C-Means* a été initié par Denoeux en 1995 par son travail [Denoeux, 1995]. Dans le même ordre d'idées, les mêmes auteurs ont développé un algorithme [Denoeux et Masson, 2004] appelé "EVCLUS : evidential clustering of proximity data" puis ils ont défini l'algorithme "*C-moyennes* evidentiel" ECM [Masson et Denœux, 2008] où les auteurs ont présenté la nouvelle notion de partition crédale au lieu de floue.

D'autres algorithmes ont été combinés avec l'algorithme *FCM* pour exploiter leurs intérêts tels que les algorithmes génétiques ou les réseaux de neurones. Nous citons comme exemples "EKIFCM : Evolutionary Kernel Intuitionistic Fuzzy C-Means"qui a été développé dans [Lin, 2014] et "Fuzzy Possibilistic Hopfield Net(FPHN)"[Lin et Liu, 2002]. Ce dernier a été expérimenté avec des images multi-spectrales du cerveau.

Dans [Gosain et Dahiya, 2016, Winkler *et al.*, 2012] certains algorithmes, bien connus, dérivés de *FCM* sont présentés et détaillés dans un contexte comparatif et critique de leurs performances.

#### 3.3 État de l'art des indices de validité de clustering

L'évaluation d'un résultat de classification que ce soit supervisée ou non est une étape fondamentale qui vise à valider la méthode appliquée et à estimer la qualité de la classification. Une évaluation quantitative et qualitative permet d'éviter la considération des résultats non fiables, voir même faux. Pour cela, nous nous sommes orientés vers la solution la plus commune qui est la validité des clustering. Selon [Jain et Dubes, 1988], la validité de clustering est l'ensemble de techniques, outils et procédures utilisés afin d'évaluer les résultats de clustering quantitativement. On distingue trois modèles de stratégies d'évaluations :

- Évaluation interne : Il s'agit d'évaluer un résultat de clustering sans se baser sur des informations *a priori* externes. Elle implique uniquement les données et le résultat de classification en utilisant des mesures mathématiques appelées généralement Indices de Validité de Clustering *CVI*. Ces indices évaluent, généralement, des aspects qui sont la séparabilité et la compacité qui sont connues aussi par l'inter-classes et l'intra-classes. Un résultat de classification est indiqué fiable si est seulement si les éléments au sein d'une même classes sont les plus similaires possible ainsi la classe est indiquée comme étant compacte, d'une part, et, d'autre part, les classes entre elles sont le plus dissimilaires possible.
- Évaluation externe : Ce type d'évaluation implique, traditionnellement, des informations a priori qui sont des résultats de classification prédéfinies ou une vérité de terrain. Ainsi, le résultat obtenu est comparé avec ces connaissances externes pour voir à quel point ils sont similaires. Les indices de Rand, Rand ajusté et de Jaccard sont utilisés pour valider les résultats [Brun et al., 2007]. Les mesures de l'entropie, de la pureté, Rappel-précision sont généralement utilisées pour l'évaluation externe [Rendón et al., 2011].
- Évaluation relative : L'idée de l'évaluation relative est de comparer les résultats obtenus par le même algorithme de clustering en changeant le paramétrage à chaque fois. Ce type d'évaluation permet de mesurer principalement la consistance de l'algorithme. Parmi les indices relatifs les plus connus nous citons l'indice *FOM* "Figure Of Merit"et "Stabi-

lity" [Yeung et al., 2001, Lange et al., 2002].

Dans ce travail nous nous intéressons particulièrement aux *CVIs* internes car ils permettent d'identifier les résultats de clustering avec le nombre optimal de classes. Les *CVIs* internes sont l'objet de très grand nombre de publications [Ansari *et al.*, 2015, Desgraupes, 2013, Kim *et al.*, 2004]. On distingue principalement deux familles de *CVIs* internes qui sont : les *CVIs* durs et les *CVIs* flous. Comme leur nom l'indique, la première famille ne prend pas en considération l'aspect flou des clusters (le chevauchement des partitions). Cependant, ils peuvent être appliqués pour évaluer les résultats issus des algorithmes flous. La deuxième famille a la capacité d'évaluer les résultats ayant des clusters ambigus et qui se chevauchent.

Loin de faire un état de l'art exhaustif des *CVIs* internes flous et durs, nous présentons dans cette section quelques indices fréquemment utilisés pour évaluer la compacité et la séparabilité des clusters.

#### 3.3.1 Indices flous

#### 3.3.1.1 Indice de Fukuyama-Sugeno (FS)

Cet indice est la différence entre le terme qui mesure la compacité et celui qui quantifie la séparation des clusters (3.6) [Fukuyama, 1989]. Le premier terme se base sur les degrés d'appartenance et la distance quadratique entre les données et les centroïdes. La séparation est obtenue par la somme des produits des degrés d'appartenance et la distance entre les centroïdes :

$$FS = \sum_{j=1}^{M} \sum_{i=1}^{N} \mu_{ij}^{m} \|x_{i} - v_{j}\|^{2} - \sum_{j=1}^{M} \sum_{i=1}^{N} \mu_{ij}^{m} \|v_{j} - \bar{v}\|^{2}$$
(3.6)

avec  $\bar{v} = \sum_{j=1}^{M} v_i$ . Le meilleur résultat de regroupement flou doit avoir la plus petite valeur de FS.

#### 3.3.1.2 Indice de Xie-Beni (XB)

C'est l'un des indices flous les plus populaires [Xie et Beni, 1991]. L'indice XB est défini comme étant le rapport entre l'erreur quadratique moyenne et la plus petite distance entre les couples de centroïdes :

$$XB = \frac{\sum_{j=1}^{M} \sum_{i=1}^{N} \mu_{ij}^{2} \|x_{i} - v_{j}\|^{2}}{N * \min_{i \neq j} \|v_{i} - v_{j}\|^{2}}$$
(3.7)

Le résultat de clustering optimal minimise l'indice XB.

#### 3.3.1.3 Coefficients de partition et d'entropie (PC et PE)

Ces indices ont été proposés par Bezdek respectivement en 1974 et 1981 [Bezdek, 1981, Bezdek, 1973]. Le coefficient de partition est un indice de maximisation. Il correspond à la moyenne des degrés d'appartenance de toutes les observations.

$$PC = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{M} \sum_{i=1}^{N} \mu_{ij}^{m}$$
(3.8)

Le coefficient de l'entropie PE, comme son nom l'indique, est une adaptation de l'entropie au contexte de validation floue. Généralement, l'entropie permet de mesurer la quantité d'information.

$$PE = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{C} \sum_{i=1}^{N} log(\mu_{ij})$$
(3.9)

La partition optimale a la plus petite valeur de PE.

#### 3.3.1.4 Indice de Kwon (Ko)

La compacité de cet indice est la somme de toutes les distances entre les centroïdes et la moyenne de tous les centroïdes divisée par le nombre des clusters [Kwon, 1998].

$$Ko = \frac{\sum_{j=1}^{M} \sum_{i=1}^{N} \mu_{ij}^{2} \|x_{i} - v_{j}\|^{2} + \frac{1}{M} \sum_{i=1}^{M} \|v_{i} - \bar{v}\|^{2}}{\min_{i \neq j} \|v_{i} - v_{j}\|^{2}}$$
(3.10)

Ko est le rapport de la compacité par la séparabilité qui la valeur minimale des distances entre les centroïdes. Le deuxième terme de l'expression de compacité représente le terme punitif. Néanmoins, cet indice a été critiqué par les auteurs car ils ont montré un comportement non stable quand le paramètre de fuzzification m devient grand et tend vers l'infini.

#### 3.3.1.5 Indice de Tang (T)

L'indice de Tang, noté T, a été proposé en 2005 [Tang *et al.*, 2005]. Il est la combinaison et l'amélioration des indice XB et Ko. Il utilise deux termes punitifs dans les expressions de séparabilité de compacité.

$$T = \frac{\sum_{j=1}^{M} \sum_{i=1}^{N} \mu_{ij}^{2} \|x_{i} - v_{j}\|^{2} + ADP}{\min_{i \neq j} \|v_{i} - v_{j}\|^{2} + \frac{1}{M}}$$
(3.11)

$$ADP = \frac{1}{M * (M-1)} \sum_{i=1}^{M} \sum_{k=1, k \neq i}^{M} \|v_i - v_k\|$$
(3.12)

avec ADP est un nouveau terme punitif qui généralise celui de Kown. Il est la moyenne des distances entre les paires des centroïdes. Le deuxième ad-hoc terme punitif est  $\frac{1}{M}$ . Il permet de remédier au problème de tendance vers l'infini lorsque le paramètre de fuzzification m s'en approche. Le nombre optimal de clusters est celui du résultat ayant le plus petit indice T.

#### 3.3.1.6 Indice de Wu-Li (WL)

Cet indice noté WL a été récemment proposé par Wu et Li dans [Wu *et al.*, 2015]. Contrairement à la majorité des indices existants qui évaluent la séparation par la distance minimale entre les paires des centroïdes, l'indice WL introduit une nouvelle mesure qui combine les distances minimale et médiane comme montré par l'équation 3.13.

$$WL = \frac{\sum_{j=1}^{M} \frac{\sum_{i=1}^{N} \mu_{ij}^{m} \|x_{i} - v_{j}\|}{\sum_{i=1}^{N} \mu_{ij}}}{\frac{1}{2} * (\min \|v_{i} - v_{j}\|^{2} + median \|v_{i} - v_{j}\|^{2})}$$
(3.13)

#### 3.3.2 Indices durs (non flous)

#### 3.3.2.1 Indice de Davis et Bouldin (DB)

Cet indice, proposé à la fin des années 70, [Davies et Bouldin, 1979] se repose également sur les critères de séparabilité et de compacité. Il est basé essentiellement sur la moyenne de la similarité entre les clusters. Il est définit par l'expression suivante :

$$DB = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^{M} \max_{j=1...M, i \neq j} \frac{\sigma(C_i) + \sigma(C_j)}{d(v_i, v_j)}$$
(3.14)

avec  $\sigma(C_i)$  la moyenne des distances entre les éléments du cluster  $C_i$  qui mesure l'intra-cluster (compacité), et  $d(v_i, v_j)$  mesure la distance inter-cluster (séparabilité).

#### 3.3.2.2 Coefficient de silhouette (CS)

Ce coefficient présente un avantage particulier par rapport aux autres indices de validités puisqu'il peut être calculé pour chaque objet, chaque cluster et pour le résultat global de clustering [Rousseeuw, 1987]. Étant donné un objet x, on note par  $a_x^i$  la moyenne des distances de l'objet x qui appartient au cluster  $C_i$  et de tous les objets inclus dans le même partition. Soit  $b_x^i$ la distance moyenne entre l'objet x et le reste des objets qui ne font pas partie du cluster  $C_i$ :

$$CS_{x}^{i} = \frac{b_{x}^{i} - a_{x}^{i}}{max(b_{x}^{i}, a_{x}^{j})}$$
(3.15)

 $CS_x$  est borné par -1 et 1. Il est négatif si  $a_x^i > b_x^i$  ceci indique que les objets qui n'appartiennent pas à  $C_i$  sont plus similaires à x que ceux du même cluster. Pour obtenir le coefficient silhouette d'un cluster  $C_i$ , il suffit de calculer la moyenne des coefficients de tous les objets de  $C_i$  comme le montre l'expression suivante :

$$CS_{i} = \frac{1}{|C_{i}|} * \sum_{x \in C_{i}} CS_{x}^{i}$$
(3.16)

Finalement, pour évaluer le résultat d'un clustering, on calcul la moyenne des coefficients  $CS_i$ :

$$CS = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^{C} CS_i \tag{3.17}$$

Les coefficients des objets, des clusters et global varient dans l'intervalle [-1, 1]. Si CS tend vers 1 ceci indique que le résultat de clustering est relativement optimal avec des clusters

compacts et des centroïdes éloignés et inversement si CS est négatif.

#### 3.3.2.3 Indice de Dunn (DU)

Cet indice est parmi les premiers indices proposés dans la littérature [Dunn, 1973]. Il calcul la distance minimale entre les éléments de deux clusters différents et qui est notée  $D_s(C_i, C_j)$ . Cette distance est utilisée pour estimer la séparabilité de  $C_i$  et  $C_j$ . Pour évaluer, à quel point un cluster  $C_i$  est compact, Dunn a considéré la plus petite distance entre deux éléments du même cluster. L'indice DU est donné par l'expression suivante :

$$DU = \frac{\min (\min_{i=1,\dots,M} D_{j=1,\dots,M, i \neq j_s}(C_i, C_j))}{\max (D_c(C_i, C_i))}$$
(3.18)

Le résultat de clustering optimal correspond à la plus petite valeur de l'indice DU.

#### 3.3.2.4 Indice de Wemmert et Gançarski (WG)

En 2000, Wemmert a proposé un système d'expressions pour évaluer la compacité et la séparabilité des clusters [Wemmert, 2000]. Cet indice est borné par 0 et 1, où 1 traduit que les clusters ont une très bonne compacité et leurs centroïdes sont bien éloignés. Pour un cluster  $C_i$ , l'indice WG est défini par :

$$WG(C_{i}) = \begin{cases} 0 \quad si \quad \frac{1}{|C_{i}|} \sum_{x \in C_{i}} \frac{d(x,v_{i})}{d(x,v_{j})} > 1\\ 1 - \frac{1}{|C_{i}|} \sum_{x \in C_{i}} \frac{d(x,v_{i})}{d(x,v_{j})} \quad sinon \end{cases}$$
(3.19)

où  $j = argmin_{k \neq i}(dist(x, v_k))$ . Pour évaluer un résultat de clustering, cet indice est défini par :

$$WG = \frac{1}{N} * \sum_{i=1}^{M} |C_i| * WG(C_i)$$
(3.20)

#### 3.3.3 Discussion des indices de validité de clustering internes

Un grand nombre d'indices de validité est proposé dans la littérature afin, d'une part, de garantir des résultats d'évaluations plus robustes et plus précis et, de autre part, de pallier les inconvénients des indices existants. Certains ont un nouveau aspect de raisonnement qui ne se base pas uniquement sur la séparabilité et la compacité comme l'indice présenté dans [Chen *et al.*, 2009] qui cherche à évaluer les résultats de clustering des données bruitées. Dans [Žalik et Žalik, 2011], les auteurs ont ajouté un autre critère qui est le chevauchement des clusters pour quantifier la séparation. On trouve aussi un indice de validité de clustering basé sur le raisonnement du plus proches voisins qui a été défini [Liu *et al.*, 2013]. L'indice défini par Saha *et al* appelé "Fuzzy Vector Quantization"se repose sur un autre critère qui est une nouvelle fonction d'erreur permettant de quantifier à quel point les centroïdes représentent l'ensemble des données [Saha et Bandyopadhyay, 2007].

Par ailleurs, certains autres CVIs sont obtenus par l'amélioration ou la combinaison des indices existants et bien connus dans la littératures tels que la famille des CVIs basés sur l'indice de Dunn [Pal et Biswas, 1997, Ilc, 2012] où les chercheurs ont eu pour objectif la réduction de la sensibilité de cet indice face aux simples changements des observations et par la suite sa sensibilité aux bruits et même sa complexité temporelle. Un grand nombre d'indices ont été proposés en se basant sur l'indice XB tels que Ko, T et WL. Du même, pour l'indice Fukuyama and Sugeno (FS) [Hammah et Curran, 2000, Sengupta *et al.*, 2011].

Il est difficile de choisir un indice à partir de cette grande variété même s'ils ont un raisonnement similaire ou des comportements complètement différents face à un même exemple de données. Il existe plusieurs publications qui ont comparé un certain nombre de *CVIs* bien connus dans le but de choisir « le meilleur » [Bezdek et Pal, 1998, Halkidi *et al.*, 2002, Wang et Zhang, 2007, Desgraupes, 2013, Ansari *et al.*, 2015, Hämäläinen *et al.*, 2017]. Malgrè ces efforts, les études rigoureuses et les justifications théoriques soient bien rares ce qui rend le choix d'un indice particulier avec des données spécifiques d'une extrême difficulté.

L'inconvénient majeur d'un grand nombre d'indices Maulik et Bandyopadhyay, 2002, Kim et al., 2004, Kim et Ramakrishna, 2005] est ce qui est appelé dans la littérature par «Decreasing or incrasing monotony tendency» (Tendance à la monotonie décroissante ou croissante). En effet, certains indices augmentent ou diminuent de valeur automatiquement lorsque le nombre de classes augmente. Autrement dit, dans le cas où il s'agit de minimiser l'indice, si le nombre de classes testé s'approche de la cardinalité des données N, la valeur de l'indice décroit vers 0 (et devient énorme s'il s'agit de la maximisation de l'indice). Par ailleurs, certains indices flous sont sensibles à la variation du coefficient de fuzzification m, certains autres sont conçus en assumant que m = 2. A cela s'ajoute que la majorité des indices internes ne prend pas en considération la forme géométrique des données [Rousseeuw, 1987]. En effet, l'application des algorithmes de clustering dans la majorité des domaines de recherches produit des formes arbitraires de clusters (exemples : données 3D, informations biologiques, images multi-spectrales, images LIDAR). Face à telles situations, les indices traditionnels et ceux les plus répandus ont un comportement non prévisible et même non satisfaisant [Halkidi et al., 2016]. De plus, les indices proposés et expérimentés sur des images de différentes caractéristiques sont très rares. Bien que Wu et al., [2015] ont proposé un indice WL robuste basé sur la médiane pour une quantification précise de la séparabilité des clusters dans des images, cet indice a montré un comportement non satisfaisant en indiquant un nombre de clusters très différent de l'optimal avec plusieurs images.

Tous ces inconvénients, l'expérimentation d'un ensemble d'indices ainsi que la nature des données et le raisonnement flou adapté pour réaliser l'apprentissage des images ont été les principales motivations pour proposer un nouvel indice de clustering robuste à la variation du coefficient de fuzzification m qui contourne la monotonie décroissante.

## 3.4 Approche proposée pour l'extraction du cadre de discernement

Dans cette section nous présentons notre approche conçue pour extraire le cadre de discernement d'une image donnée. Cette approche se déroule sur deux grandes étapes : la première est la détermination de la cardinalité du cadre de discernement et la seconde la caractérisation de chaque classe du cadre.

#### 3.4.1 Détermination du nombre de classes

Dans cette section nous allons présenter l'indice de validité de clustering proposé appelé "H"(Haouas) et qui est dédié pour évaluer les résultats de clustering flou. Cet indice peut être vu en tant que l'amélioration et la combinaison des deux autres CVIs qui sont WL et T. Le choix de ces deux CVIs est justifié, d'une part, par leurs comportements dans des expérimentations sur des images et, d'autre part, par les termes intéressants qui les présentent. En effet, l'expérimentation de WL et T sur différents types d'images nous ont permis de constater que ces deux indices échouaient, dans la majorité des cas, à indiquer le vrai nombre optimal de classes. Les valeurs de T croient avec le nombre de classes malgré l'ADP impliqué. Par ailleurs, nous avons remarqué que l'indice WL a un comportement plus stable que T et parvenait à fournir une évaluation plus précise par rapport à l'indice de T. Cette combinaison a pour principal but de trouver le résultat de clustering qui engendre la meilleur séparabilité des classes où chaque classe est le plus compacte possible tout en palliant la limite majeure des indices qui est la monotonie décroissante. En outre, les termes intéressants dans les deux indices sont la médiane des distances qui séparent les centroïdes des classes dans l'indice WL et l'ad-hoc terme punitif dans l'indice T.

#### 3.4.1.1 Indice proposé H

Rappelons que les indices WL et T sont basés sur l'indice XB. Ainsi, pour calculer la compacité des classes avec l'indice H nous avons utilisé la mesure, typique, qui est la distance pondérée par les degrés d'appartenance entre chaque pixel et chaque centroïde  $\mu_{ij}{}^{m} ||x_i - v_j||^2$ . Cette distance est indépendante de m contrairement aux indices XB, Ko et T qui la forcent à la valeur 2. La mesure de compacité proposée est notée  $N_H$  (eq 3.21). Elle est le résultat de l'association de ADP (eq 3.12) de Tang (ad-hoc terme punitif) et la distance pondérée. L'avantage principal de ce terme est la prévention de la monotonie décroissante lorsque le nombre de classes M s'approche de la cardinalité de l'ensemble des données X. Dans ce cas, la distance entre un centroïde et le pixel le plus proche est presque nulle, formellement :  $\lim_{M\to N} ||x_i - v_j|| = 0$ .

$$N_{H} = \sum_{j=1}^{M} \sum_{i=1}^{N} \mu_{ij}^{m} \|x_{i} - v_{j}\|^{2} + ADP$$
(3.21)

Pour calculer et évaluer la séparation entre les centroïdes des classes, nous avons gardé le terme typique qui considère la distance minimale entre les centroïdes tout en ajoutant le terme proposé par [Wu *et al.*, 2015] qui est la médiane de toutes les distances entre les paires de centroïdes. Plus précisément, nous avons considéré le terme de séparation de l'indice WL qui est la moyenne

de la distance minimale et la distance médiane de toutes les distances entre les couples des centroïdes. Une analyse plus critique de ce terme de séparabilité dans le cas où le nombre de classes M augmente et s'approche de N (le problème de la monotonie apparait concrètement), révèle que min  $||v_i - v_j|| = 0$ . Ainsi, l'intérêt principal de la médiane est d'éviter une telle situation. Ceci reste insuffisant, car il est possible que  $median_{i\neq j} ||v_i - v_j||$  à son tour soit proche de zéro ou égale à la distance minimale. Par conséquence, la moyenne des deux termes peut s'approcher de min  $||v_i - v_j||$  et/ou de 0. Dans le même ordre d'idées, pour deux évaluations avec deux nombres de classes différents, il est possible qu'on obtient la même moyenne des deux distances ce qui va engendrer une évaluation non précise. Ainsi, la plus petite valeur d'évaluation correspondra au résultat avec le plus petit nombre de classes. Ce fait peut être remarqué, en particulier, dans le cas du clustering d'images en utilisant les indices XB, T et WL. Lorsque le nombre de classes augmente, la somme des distances de chaque pixel à chaque centroïde augmente en parallèle (la mesure de compacité augmente). Nous estimons qu'il est de grande importance d'assurer un terme de séparation différent pour chaque nombre de classes.

Le terme de séparation proposé est noté  $D_H$  est donné par eq.3.22.  $D_H$  est le terme de séparation de WL pondéré par le rapport entre la cardinalité des données et le nombre de classes  $\frac{N}{M}$ . Ce dernier représente notre contribution dans le calcul de la séparation. Il s'agit d'intégrer un terme punitif qui aide à la prévention de la monotonie. Il peut être vu en tant que deuxième ad-hoc punitif terme impliqué pour entrainer la stabilité de l'indice. Ce facteur de pondération permet d'estimer la moyenne des données par cluster. Ainsi, il est unique pour chaque nombre de classes et tend vers 1 lorsque M tend vers N.

Avec ces modifications, nous avons obtenu un nouvel indice de validité capable d'atténuer les principaux inconvénients des indices XB, T et WL. Ce qui donne au CVI proposé la possibilité de discriminer les résultats de clustering optimaux. En outre, cela donne une amélioration dans le comportement et entraine une stabilité face à la monotonie et le changement du coefficient de fuzzification.

$$D_H = \frac{N}{2*M} * (\min_{i \neq j} \|v_i - v_j\|^2 + \underset{i \neq j}{median} \|v_i - v_j\|^2)$$
(3.22)

Finalement, l'indice proposé est le rapport de  $N_H$  par  $D_H$ . Le résultat optimal de clustering entraine la valeur minimale de H.

$$H = \frac{N_H}{D_H} \tag{3.23}$$

#### 3.4.1.2 L'algorithme d'évaluation bi-indices

Bien que l'indice proposé permet, d'une part, une évaluation fiable des résultats de clustering, et d'autre part, remédie au problème de la monotonie décroissante (ceci va être confirmé par les résultats des expérimentations ci-après), il est d'une extrême difficulté de proposer un CVIparfait. En revanche, il est possible que l'indice H indique un nombre de classes non optimal avec une précision de plus ou moins une classe. Autrement dit, il est possible que  $C_{op_H} = C_j$  alors que la vraie classe soit  $C_{j+1}$  avec une différence entre les valeurs de H est de l'ordre  $\alpha \times 10^{-3}$ . Ainsi, ceci va créer un certain doute entre le vrai nombre optimal de classes. Par ailleurs, l'indice WL a montré, à travers un certain nombre d'expérimentations, une capacité à trouver le vrai nombre de classes. Cependant, dans les autres situations quand il échoue à l'évaluation du résultat de clustering, nous avons remarqué que  $C_{op}$  correspond au premier minimum local. Formellement, étant donné un ensemble formé par des valeurs de nombre de classes  $E = \{C_{\min}, ..., C_{\max}\}$ . L'évaluation des résultats de clustering en considérant chaque valeur dans E par l'indice WL forme l'ensemble  $Ev_{WL} = \{WL_{C_{\min}}, ..., WL_{C_{\max}}\}$ . Supposons que  $C_{op} = C_{min} + 3 < C_{max}$ , nous avons constaté que  $WL_{C_{\min}+2} > WL_{C_{\min}+3}$  et  $WL_{C_{\min}+4} >$  $WL_{C_{\min}+3}$ . Par ailleurs, il faut mentionner que  $\min(Ev_{WL}) \neq WL_{C_{\min}+3}$ . Ainsi, dans cet exemple  $WL_{C_{\min}} + 3$  est le premier minimum local dans  $E_{v_{WL}}$ .

Afin de profiter du premier minimum local dans l'ensemble et d'augmenter la précision de l'évaluation de résultats de classification non supervisée, nous proposons d'utiliser les deux indices H et WL ensemble dans l'évaluation. En effet, l'idée gravite autour du seuillage de la précision et la comparaison des résultats des deux indices de validité de clustering tout en tenant compte du premier minimum local et de minimum global de WL.

L'objectif est de trouver un consensus entre les deux CVIs en accordant plus de confiance à H. Si les deux CVIs indiquent le même nombre de classes, alors nous allons le considérer en tant que  $C_{op}$  automatiquement. Sinon nous examinons  $C_{op_H}$  et  $C_{op_{WL_l}}$  qui correspond au premier minimum local de WL et  $C_{op_{WL_g}}$  qui représente le minimum global indiqué par WL comme le montre l'algorithme 1.

Algorithme 1 : Trouver le nombre optimal de classes
<b>Données :</b> $Im_i$ : Image classifiée, $C_{min}$ : nombre minimal de classes, $C_{max}$ : nombre
maximal de classes, $\epsilon$ : seuil > 0
<b>Résultat</b> : $C_{op}$ : Nombre optimal de classes
début
pour $i \leftarrow C_{min}$ à $C_{max}$ faire
1 $H_i \leftarrow H(Im_i)$
$2 \qquad WL_i \leftarrow WL(Im_i)$
fin
$3  C_{opH} \leftarrow \min\{H_{c_{min}}, \dots, H_{C_{max}}\}$
$4  C_{opWL_q} \leftarrow \min\{WL_{c_{min}},, WL_{C_{max}}\}$
5 $C_{opWL_l} \leftarrow premier\_minimum\_local(WL)$
$\mathbf{si} \ C_{opH} = C_{opWL_g} \ \mathbf{alors}$
$6 \qquad \qquad C_{op} \leftarrow C_{opH}$
sinon si $(C_{opWLg} - C_{opH}) == 1$ et $H_{CopH} - H_{C_{opWLg}} <= \epsilon$ alors
$8     C_{op} \leftarrow C_{opWL_g}$
sinon si $(C_{opWLl} - C_{opH}) == 1$ et $H_{CopH} - HF_{C_{opWLl}} <= \epsilon$ alors
9 $C_{op} \leftarrow C_{opWL_l}$
sinon
10 $C_{op} \leftarrow C_{opH}$
fin
fin

#### 3.4.2 Algorithme de clustering multi-centroïdes basé sur le FCM

L'objectif principal de l'algorithme proposé est d'assurer une meilleure caractérisation des classes présentes dans l'image par rapport à l'algorithme *FCM* standard. En effet, la représentation de chaque classe par un seul centroïde est insuffisante dans certaines situations, notamment, lorsque les classes ne sont pas homogènes et compactes. Ceci peut revenir au fait que les classes n'ont pas la même densité ou la même forme, et leurs frontières ne sont pas facile à identifier et à discriminer. La figure 3.1 illustre un exemple de deux classes avec des frontières non claires et de formes quelconques.



FIGURE 3.1 – Classes non compacts

Par ailleurs, la sensibilité de la détection de changements nécessite une discrimination fiable des classes pour assurer une analyse rigoureuse des transitions temporelles entres les classes (identifications des directions de changements). En revanche, avant de détailler l'algorithme proposé, nous mettons l'accent sur deux concepts liés aux classes et leurs caractérisations qui sont les classes *sémantiques* et les classes *thématiques* (pures).

**Définition :** Les classes thématiques se réfèrent à des "classes pures"identifiées et exprimées par des experts humains ; alors que les classes sémantiques se réfèrent à des "zones homogènes"où l'homogénéité signifie un mélange stable de différentes classes thématiques. Il est intéressant de noter qu'il est possible d'obtenir deux classes sémantiques différentes formées par les mêmes classes thématiques constitutives, mais avec des taux différents, comme l'illustre la figure 3.2.

Ainsi, les centroïdes obtenus après l'application de l'algorithme FCM sur une image représentent les classes sémantiques présentes dans l'image.

L'idée de l'algorithme proposé gravite autour de la représentation multi-centroïdes de chaque classe où les centroïdes sont déterminés à l'aide de l'algorithme FCM standard appliqué sur différentes images caractéristiques dérivées de l'image multispectrale Im (qui est considérée comme étant l'image référence). L'apprentissage des images caractéristiques permet de dégager d'autres caractéristiques de classes.

À partir de Im nous allons déterminer le nombre optimal de classes. Les classes identifiées sont représentées par un nombre varié de centroïdes. Ainsi, une étape de sélection de centroïdes pour chaque classe est appliquée. La dernière étape correspond à la génération de la distribution de



FIGURE 3.2 – Exemple de deux classes sémantiques formées par les mêmes classes thématiques avec différents taux.

degrés d'appartenance floue associés à chaque classe et le cadre de discernement formé par  $C_{op}$  classes sémantiques  $\Omega = \{C_1, ..., C_{op}\}$ . La figure 3.3 illustre les étapes de caractérisation des classes du cadre de discernement.



FIGURE 3.3 – Etapes de l'algorithme de clustering multi-centroïdes

La représentation multi-centroïde a fait l'objet de plusieurs travaux de recherche tels que [Zeng *et al.*, 2014] où les auteurs proposent un nouvel algorithme appelé *MFCM-TCSC* basé sur le *FCM*, la classification spectrale et la fermeture transitive pour mieux détecter les clusters non sphériques et non convexes. L'algorithme se déroule en trois étapes : générer un ensemble de sousclusters à l'aide de l'algorithme *FCM*. Les sous-clusters sont fusionnés en utilisant l'algorithme de regroupement spectral. Les centroïdes d'un cluster donné sont l'ensemble des centroïdes des sous-clusters qui le composent. Ce travail déduit les centroïdes à partir de l'image initiale en niveaux de gris sans générer des images caractéristiques. En conclusion, le *MFCM-TCSC* se repose principalement sur la génération d'un nombre élevé de clusters puis les exploiter pour déduire les centroïdes. L'algorithme a été appliqué pour segmenter une image optique.

Les auteurs de [Wongkhuenkaew *et al.*, 2013] ont proposé une représentation multi-centroïdes des classes pour mieux détecter les humains dans l'image. L'idée est basée sur l'application de

différents algorithmes flous sur la même image pour récupérer les centroïdes de chaque résultat de segmentation. Par la suite, l'algorithme FCM est appliqué avec tous les centroïdes pour obtenir des degrés d'appartenance et prendre la décision.

#### 3.4.2.1 Détermination du nombre de classes optimal

Considérons une image multi-spectrales formée par  $R \times Q \times n$  pixels avec n est le nombre de bande R nombre de lignes et Q nombre de colonnes par bande. Chaque bande  $b_i$  a une capacité différente pour discriminer les classes. Ainsi, le nombre optimal de classes  $C_{op}$  peut ne pas être indiqué par toutes les bandes  $b_i$  avec i = 1...n. En d'autres termes, l'application de l'indice ainsi que l'algorithme proposé sur chaque bande indiquent un  $C_{op_{bi}}$ . Le nombre optimal de classes correspond alors à celui qui maximise l'ensemble.

$$C_{op} = \max\{C_{op_{b1}}, \dots, C_{op_{bn}}\}$$
(3.24)

#### 3.4.2.2 Clusering des images caractéristiques

Une fois le nombre optimal de classes est déterminé, nous générons un ensemble d'images caractéristiques qu'on note  $\mathfrak{C}$  à partir de Im. Nous notons une image caractéristique par  $I_{Ca}$ . Ainsi,  $\mathfrak{C} = \{I_{ca_1}, ..., I_{ca_s}\}$ . Chaque  $I_{Ca}$  est formée par n bandes où chaque bande i est l'image caractéristique de la bande i dans l'image de référence Im.

Dans un premier temps, nous appliquons l'algorithme de clustering FCM sur Im pour générer l'ensemble de centroïdes  $V_{\text{Im}} = \{v_1^{\text{Im}}, ..., v_{C_{op}}^{\text{Im}}\}$  et la matrice de partitions  $U_{\text{Im}}$  correspondants. L'algorithme FCM est, par la suite, appliqué à chaque  $I_{ca_i}$  de  $\mathfrak{C}$  avec le nombre de classes  $C_{op}$  pour obtenir, d'une part, l'ensemble de centroïdes que l'on note  $\mathbb{V} = \{V_1, \ldots, V_s\}$  avec  $V_i = \{v_1^{I_{ca_i}}, ..., v_{C_{op}}^{I_{ca_i}}\}$ . D'autre part, nous obtenons un deuxième ensemble formé par s matrices de partitions noté  $\mathbb{U} = \{U_1, \ldots, U_s\}$  sachant que  $U_i = \{\mu_1^{I_{ca_i}}, ..., \mu_{C_{op}}^{I_{ca_i}}\}$ . D'un autre point de vue, à l'issue de l'application de l'algorithme FCM, nous obtenons l'ensemble de classes sémantiques références noté  $\Omega_{\text{Im}} = \{C_1^{\text{Im}}, ..., C_{C_{op}}^{\text{Im}}\}$  et s ensembles de classes  $\Omega_{I_{ca}} = \{C_1^{I_{ca}}, ..., C_{C_{op}}^{I_{ca}}\}$ .

#### 3.4.2.3 Sélection des centroïdes

L'étape suivante est fondamentale et consiste à choisir les centroïdes qui représentent chaque classe sémantique. Elle implique une mesure de similarité et deux seuils. Les centroïdes qui représentent l'image en niveaux de gris sont considérés comme référence. En d'autres termes,  $V_{\rm Im}$  sont considérés pour initialiser l'ensemble des centroïdes final V.

Dans un premier temps, chaque ensemble de centroïdes  $V_i$ , i = 1, ..., s est trié de sorte que chaque classe centroïde  $v_j^i$  représente la même classe sémantique  $C_j$ ,  $j = 1, ..., C_{op}$  et qui est représenté par  $v_j^{\text{Im}}$  dans l'image de référence. Pour ce faire, nous nous sommes reposés sur la distance euclidienne. La deuxième étape consiste à préciser deux seuils de distances pour sélectionner les centroïdes et que nous les notons  $\tau_{\min}$  et  $\tau_{\max}$ . Finalement, les centroïdes qui représentent une classe  $C_j$ ,  $j = 1, ..., C_{op}$  sont sélectionnés en appliquant l'expression comparative suivante :

$$\tau_{\min} \le \left\| v_j^{\mathrm{Im}} - v_j^i \right\| \le \tau_{\max}, \ i = 1, ..., s \text{ et } j = 1, ..., C_{op}$$
 (3.25)

Ainsi,  $v_j^i$  est sélectionné pour représenter la classe j s'il est similaire au centroïde référence  $v_j^{\text{Im}}$ avec une valeur de similarité comprise dans l'intervalle  $[\tau_{\min}, \tau_{\max}]$ . Nous considérons, également, les distributions d'appartenances qui correspondent aux centroïdes sélectionnés. Finalement, chaque classe sémantique  $C_j$ ,  $j = 1, ..., C_{op}$  est représentée par un ensemble formé par un nombre varié de centroïdes qui est noté dans ce qui suit par  $V_j = \{v_1^j, ..., v_{l_j}^j\}$ , avec  $j = 1, ..., C_{op}$  et  $l_j$ nombre de centroïdes de la classe  $C_j$ .

#### 3.4.2.4 Fusion des distributions d'appartenance

La dernière étape dans l'algorithme proposé consiste à associer une distribution d'appartenance unifiée pour chaque classe qui vérifie les mêmes propriétés que la distribution initiale obtenue par FCM (eq.3.2). En effet, à l'issue de l'étape précédente, nous avons obtenu un ensemble de distributions d'appartenances correspondant à chaque  $v_i^j$ ,  $i = 1, ..., l_j$  où  $l_j$  est le nombre de centroïdes qui représentent la classe j (cardinalité de  $V_j$ ). Nous notons par  $U_j = \{\mu_1^j, ..., \mu_{l_j}^j\}$ l'ensemble des distributions d'appartenances associées à la classe  $C_j$ .

Pour obtenir une distribution d'appartenance unifiée pour chaque classe, nous procédons par fusion floue (section 2.3.2.1). Rappelons que l'intérêt majeur de la fusion est de tirer avantage de la complémentarité et la redondance des informations multi-sources pour réduire autant que possible les imperfections. La fusion des informations à l'aide de la théorie des ensembles flous permet de gérer en premier lieu toutes formes d'imprécision et d'ambiguïté. Ce problème de fusion est modélisé ainsi :

Pour chaque classe  $C_j$ , les sources à fusionner sont les centroïdes qui forment  $V_j$  et les informations qui leurs correspondent sont les distributions d'appartenance associées à chaque source (centroïde). Ainsi, l'étape de l'estimation est non nécessaire puisque les informations sont représentées sous forme de degrés d'appartenance. L'opérateur de fusion appliqué est le *min*. C'est un opérateur conjonctif appliqué dans le cadre de l'intersection ensembliste et est appelé le tnorme de Zadeh. Il est appliqué lorsque les sources à fusionner sont fiables. Formellement, la distribution unifiée  $\mu_j$  est obtenue par l'expression suivante :

$$\forall x \in X, \ \mu_j(x) = \min(\mu_1^j(x), ..., \mu_{l_j}^j(x))$$
(3.26)

#### 3.4.2.5 Avantages de l'algorithme proposé

Cet algorithme présente l'avantage d'exploiter les images caractéristiques d'une nouvelle façon très prudente et moins couteuse en termes de temps de calcul où les centroïdes obtenus à l'issue de l'application de l'algorithme FCM ne sont pas forcement tous considérés. En effet, certaines approches impliquent un nombre élevé des images caractéristiques dans la procédure de clustering par l'algorithme FCM, ce qui en résulte un vecteur de centroïdes pour chaque cluster. Chaque centroïde représente le cluster dans une image caractéristique ou une bande. Cependant, cette méthodologie présente deux principales limites qui sont le temps d'exécution que l'algorithme FCM met pour qu'il converge. Ce temps croît avec le nombre d'images caractéristiques impliqué. À cela s'ajoute, l'implication d'un ensemble d'images caractéristiques peut conduire à des résultats non satisfaisants ou les clusters sont mal représentés. Les images caractéristiques n'apportent pas les mêmes informations et dans certains cas elles n'ont pas les mêmes capacités à identifier les mêmes classes en termes de nombres et de sémantiques.

L'algorithme proposé exploite le fait qu'une image caractéristique peut apporter une information supplémentaire pour au moins une classe. Ainsi, la considération de tous les centroïdes identifiés peut ne pas être intéressante soit à cause d'une redondance ou d'une dissimilarité. L'application de l'algorithme *FCM* sur chaque image caractéristique est beaucoup moins couteux que de l'exécuter sur un grand ensemble d'images. Finalement, fusionner les fonctions d'appartenances permet d'enlever l'ambiguïté sur l'appartenance des pixels.

#### 3.5 Expérimentations

Dans cette section, nous allons appliquer le nouvel indice de validité ainsi que l'approche de clustering basée sur l'algorithme FCM afin d'évaluer leurs capacités à fournir un cadre de discernement exhaustif et exclusif.

#### 3.5.1 Données des expérimentations

L'expérimentation a été conduite sur différents ensembles d'images où leurs types, résolutions et caractéristiques sont bien différents. Le premier ensemble contient des images médicales acquises par une technique de radiographie appelée mammographie adaptée aux tissus mammaires et permettant d'explorer l'anatomie interne du sein pour diagnostiquer des tumeurs. Cependant, les images mammographiques se caractérisent par leur faible contraste et leur mauvaise texture dûes à la variété tissulaire du sein. Ces images sont issues de la base « mini-Mias »[Mini-MIAS, 2008]. Le deuxième ensemble est formé par des images satellitaires de très hautes résolutions acquises par le capteur Quickbird. Ces images qui se caractérisent par leurs textures riches reportent une région forestière située au nord-ouest tunisien. Le dernier ensemble est une collection des images satellitaires multi-spectrales et basses résolutions obtenues par des capteurs Landsat. Les trois ensembles d'images sont données par les figures 3.4, 3.5 et 3.6.



(a) mdb312

(b) mdb315

(c) mdb320

FIGURE 3.4 - Images mammographiques



(a) Forêt 1

(b) Forêt 2

FIGURE 3.5 – Images Quickbird



(a) Bahr El Milh

(b) Nature

(c) Providence



(d) Shenyang

FIGURE 3.6 - Images Landsat

#### 3.5.2 Évaluation de l'indice de validité de clustering

Dans cette section, l'indice de validité de clustering H est testé en l'appliquant pour l'évaluation des résultats de classification par l'algorithme FCM des trois différents ensembles d'images. Chaque image dans chaque base est classifiée f fois et à chaque fois que nous varions le nombre de classe  $C \in \mathcal{N}_{cl} = \{C_{min}, ..., C_{max}\}.$ 

Les performances de l'indice H ont été comparées par rapport aux indices WL, XB et T. Bien que l'objectif est de prouver l'efficacité de l'indice H à identifier le vrai nombre de

Dans toutes les expérimentations  $\mathcal{N}_{cl} = \{3, ..., 11\}$  et m varie dans l'ensemble des valeurs  $Fu = \{1.5, 1.7, 1.8, 2, 2.1, 2.2\}$ . Pour chaque image, la procédure a été répétée avec deux initialisations de l'algorithme FCM. Le choix de nombre de classes minimal considéré dans  $\mathcal{N}_{cl}$  est justifié par l'objectif de l'application qui est la classification. En effet, appliqué le FCM avec C = 2 vise généralement à segmenter les objets et les séparés de la partie sombre. Dans ce cas, la majorité des indice vont avoir la même valeur de compacité qui ( qui sera la plus petite pour tout les nombres de classes) et en conséquence, le nombre de classe optimal indiqué sera 2 ce qui n'est pas correcte. Par ailleurs, les images impliquées dans l'expérimentation contiennent, visiblement, plus que deux classes. Pour le choix du nombre maximale, nous nous sommes appuyée sur nos connaissances concernant le vrai nombre de classes présentes dans chacune. Généralement, m est fixé à 2 pour des considérations théoriques flous. Pour cette raison, nous avons choisi de faire varier ce coefficient avec des valeurs qui sont étroitement proche de 2.

#### 3.5.2.1 Détermination du nombre de classes dans les images mammographiques

Conventionnellement, le nombre de clusters dans les images mammographiques peut être différent d'une image à l'autre en fonction de la densité du sein. Ainsi, un algorithme de clustering appliqué sur ce type d'images permet d'identifier les régions homogènes en termes d'intensité. Autrement dit, le nombre de classes optimal va dépendre des tissus mammaires ayant une densité homogène. Le nombre optimal de classes indique à côté des différentes régions homogènes du sein le backgrounde, le muscle pectorale et le contour du sein.

Dans le cas d'un sein extrêmement dense, le nombre de classes identifiées sera 4. Ceci peut être constater clairement à travers l'image mdb320 qui illustre un sein dense (figure 3.4.c). Cependant, certaines images permettent de distinguer plusieurs tissus mammaires de différentes intensités. Ceci pourra être de forte importance dans certaines applications notamment la présence d'une masse et l'étude de l'anatomie du sein. Dans cette expérimentation nous avons choisi les trois images mdb312, mdb315 et mdb320 illustrées par figure 3.4 en se basant, principalement, sur leurs différents niveaux de densités. Ainsi, l'image mdb312 (figure 3.4.a) illustre un sein non dense où on peut distinguer plusieurs tissus mammaires. Les images mdb315 et mdb320 illustrées respectivement par les figures 3.4.b et 3.4.c sont plus denses que l'image mdb312. Cependant, il est claire que l'image mdb315 permet de distiguer plus de tissus mammaires homogènes par rapport à l'image mdb320.

La première initialisation et l'application de l'algorithme FCM sur les trois images mammographiques mdb312, mdb315 et mdb320 pour les différentes valeurs de m et de nombre de classes sont récapitulés dans le tableau 3.1. Le tableau 3.2 donne les résultats de l'évaluation de la deuxième initialisation.

La première constatation déduite en analysant le tableau 3.1, c'est que les indices XB et Tindiquent dans tous les résultats de clustering le même nombre de classes 4. Cependant, l'indice WL semble moins performant en indiquant dans la majorité des cas un nombre élevé de classes notamment pour  $m \in \{1.5, 1.7, 1.8\}$ . Ce fait montre, dans une première expérimentation, que l'indice WL souffre du problème de la monotonie croissante. Ce problème n'est pas montré par

	mdb320				mdb315				mdb312			
m	H	WL	Т	XB	H	WL	Т	XB	H	WL	T	XB
1.5	4	11	4	4	3	11	4	4	3	10	4	4
1.7	4	11	4	4	5	11	4	4	5	10	4	4
1.8	4	11	4	4	5	11	4	4	5	10	4	4
2	4	11	4	4	5	11	4	4	6	6	4	4
2.1	4	9	4	4	6	11	4	4	6	6	4	4
2.2	4	4	4	4	6	11	4	4	6	6	4	4

Tableau 3.1 – Évaluation des résultats de clustering des images mammographiques mdb320, mdb315 et mdb312

Tableau 3.2 – Évaluation des résultats de clustering des images mammographiques mdb320, mdb315 et mdb312

	mdb320				mdb315				mdb312			
m	Η	WL	T	XB	Η	WL	Т	XB	H	WL	T	XB
1.5	4	10	4	4	3	8	4	4	5	11	3	3
1.7	4	11	4	4	5	10	4	4	5	11	3	3
1.8	4	11	4	4	5	8	4	4	5	11	3	3
2	4	11	4	4	5	8	4	4	5	11	3	3
2.1	4	11	4	4	6	6	4	4	5	11	3	3
2.2	4	11	4	4	6	6	4	4	5	11	3	3

l'indice H proposé. En effet, l'indice H indique pour toute valeur de m que le nombre de clusters est 4. Par contre, il semble moins stable avec les images mdb315 et mdb312 où il indique un nombre de classes dans {3,5,6}. Cependant, nous constatons qu'il y a une hésitation entre 5 ou 6 classes pour les deux images.

En comparant les résultats des deux tableaux 3.1 et 3.2, nous remarquons que les H, XB et T indiquent les mêmes résultats pour les deux images mdb320 et mdb315. D'autre part, la monotonie dont l'indice WL souffre persiste et il estime dans la majorité des cas la présence de 11 classes distinctes. Avec l'image mdb312, et pour chaque valeur de m, l'indice H indique 5 classes alors que les indices XB et T indiquent 3 classes qui est différent de celui indiqué par la première initialisation.

Les indices XB, T et H ont montré une stabilité comparable face à la variation de m. Par contre, l'indice WL indique des nombres de classes assez différents :  $\{11, 9, 4\}$ ,  $\{10, 6\}$  pour les images mdb320 et mdb312 dans la première initialisation et  $\{10, 8, 6\}$  pour l'image mdb315 dans la deuxième initialisation.

Les figures 3.7 ,3.8 et 3.9 récapitulent les valeurs des 4 indices pour les différentes valeurs de nombre de classes et pour m = 2.



FIGURE 3.7 – Résultats d'évaluations de la classification de l'image mdb320



FIGURE 3.8 – Résultats d'évaluations de la classification de mdb315



FIGURE 3.9 – Résultats d'évaluations de la classification de mdb312

Les courbes des indices T et XB dans les figures 3.8 et 3.9 ont une allure croissante ceci peut être une indication sur leur sensibilité au problème de la monotonie croissante (la valeur d'évaluation augmente avec le nombre de classes) malgré qu'ils ont indiqué un nombre de classes pratiquement acceptable.

Une allure décroissante est constatée pour les courbes de l'indice WL ce qui confirme le fait qu'il

souffre de la monotonie croissante. Cependant, l'indice H engendre une allure croissante, mais avec certains minimums locaux. Une observation plus critique des indices H et WL permet de remarquer le premier minimum local de l'indice WL correspond au nombre optimal de classes indiqué par l'indice H.

#### 3.5.2.2 Détermination du nombre de classes dans les images Quickbird

Les images Quickbird utilisées dans cette expérimentation présentent une zone forestière riche en termes d'espèces végétariennes et arbres avec différentes densités. À cela s'ajoutent des régions peu couvertes et des régions non couvertes. La première image est formée par 7 classes : 4 types d'arbres, zone d'agriculture, sol couvert et sol non couvert. La deuxième image comporte 5 classes qui sont deux types arbres, arboretum, sol peu couvert, sol non couvert. Les deux tableaux 3.3 et 3.4 récapitulent les résultats d'évaluation des résultats de clustering par les quatre indices et pour deux initialisations différentes.

	Pre	emière i	initia	alisation	deuxième initialisation				
m	H	WL	Т	XB	H	WL	Т	XB	
1.5	7	11	4	11	7	11	4	11	
1.7	7	11	4	4	7	11	4	4	
1.8	7	11	4	4	7	11	5	8	
2	7	10	4	4	7	11	4	4	
2.1	7	11	4	4	7	11	4	4	
2.2	7	11	4	11	7	11	4	11	

Tableau 3.3 – Évaluation des résultats de clustering de l'image Quickbird forêt 1

Tableau 3.4 – Évaluation des résultats de clustering de l'image Quickbird forêt 2

	Pre	mière	initia	alisation	Deuxième initialisation				
m	H	WL	Т	XB	H	WL	T	XB	
1.5	5	10	3	3	5	9	3	3	
1.7	5	9	3	3	5	10	3	3	
1.8	5	9	3	3	5	9	3	3	
2	5	10	3	3	5	10	4	11	
2.1	5	10	3	3	5	10	4	11	
2.2	4	10	3	3	4	10	3	3	

L'analyse des deux tableaux 3.3 et 3.4 montre que l'indice H a réussi à identifier le vrai nombre de classes présentes dans les deux images presque pour chaque valeur de m et pour chaque initialisation (sauf dans le cas de classification Forêt 2 où m = 2.2). Cependant, avec ces deux images nous pouvons constater la non-stabilité des trois autres indices où ils n'indiquent pas dans les deux itérations les mêmes nombres de classes. A cela s'ajoute que même avec ce type d'image, l'indice WL montre son majeur inconvénient qui est la monotonie croissante. Ce fait n'est pas clairement constaté pour les indices XB et T malgré qu'ils aient indiqué 3 classes dans la majorité des valeurs de m pour les résultats de classifications de Forêt 2. Les deux figures 3.10 et 3.11 donnent les différentes valeurs des 4 indices pour m = 2.



FIGURE 3.10 – Résultats d'évaluations de la classification de l'image forêt 1



FIGURE 3.11 – Résultats d'évaluations de la classification de l'image forêt 2

#### 3.5.2.3 Détermination du nombre de classes dans les images Landsat

Les images Landsat se caractérisent par leur faible résolution qui est de  $30 \ m$ . Pourtant, ces images sont les plus généralement utilisées dans des études de l'état de la couverture terrestre "Land Use/ Land Cover" et la détection de changements. Les images de landsat présentées dans cette section ont été acquises par différents capteurs : Landsat 5, Landsat 7 et Landsat 8. Ces images sont e types multi-spectrales et les résultats exposés dans cette section sont relatifs à la bande permettant de discriminer le plus grand nombre de classes.

Les images sélectionnées, figure 3.6, présentes des régions différentes où chacune à une distribution végétale, urbaine, rocheuse variée. Le nombre optimal de classes indiqué par l'indice H dans l'image Bahr El Milh (acquise par Landsat 5 TM) est 5 alors que pour la deuxième image de Landsat 8  $C_{op} = 7$ . Nous allons voir avec l'image de Providence comment l'évaluation bi-indices permet de trouver le nombre optimal de classes  $C_{op} = 5$ . Finalement, l'image de Shenyang ren-

#### ferme 5 classes.

Une analyse visuelle des images Landsat permet de connaitre *a priori* les classes qui forment chacune. Comme on peut le voir sur l'image Bahr EL Milh, il y a au moins quatre classes : l'eau, les zones vertes avec des densités variables et les zones non couvertes qui ont deux aspects distincts. La deuxième image reporte une zone de champs agricoles de différents aspects où il y a des montagnes rocheuses, forêt et des zones d'eaux. L'image de Providence contient des zones d'eaux, d'autres non couverts et une autre région étendue de végétations de différentes densités. La dernière image Landsat correspond à la ville de Shenyang, l'une des plus grandes villes du nord-est de la Chine située le long de la rivière Hun. C'est également un centre industriel important, représentant la ville principale de la zone économique de Shenyang. La zone urbaine (nuances d'argent et de gris) s'est étendue aux terres agricoles et aux zones forestières (zones vertes) qui entourent la ville. Le parc Bailing, le plus grand parc de la ville, est la grande entité verte du centre-nord de la zone urbaine. Les figures suivantes illustrent les différentes valeurs obtenues par les 4 indices pour les images Bahr ElMilh, Nature et Shenyang.



FIGURE 3.12 – Résultats d'évaluations de la classification de l'image Bahr al Milh



FIGURE 3.13 – Résultats d'évaluations de la classification de l'image Nature

Globalement, nous pouvons remarquer avec les trois courbes que le nombre optimal de classes indiqué par l'indice H correspond au premier minimum local de l'indice WL. Pour l'image qui présente la ville de Shenyang, le nombre optimal de classes est 5 et les 4 indices sont presque en accord que  $C_{op} \in \{5, 6\}$ . Les différentes allures des courbes déduites par l'indice T montrent la variation frappante de cet indice. En effet, malgré l'intégration du terme de punition adhoc, le problème de monotonie persiste même si n'était pas visible avec certaines images telles



FIGURE 3.14 – Résultats d'évaluations de la classification de l'image Shenyang

que Shenyang. L'indice XB est parvenu à déterminer le nombre optimal de classes indiqué par l'indice H mais la précision n'est pas la même.

Les tableaux 3.6 et 3.7 montrent la stabilité de l'indice de validité proposé face à la variation de m pour deux initialisations différentes ce qui n'est pas le cas pour les autres indices.

	Pre	mière	initia	alisation	Deuxième initialisation				
m	H	WL	Т	XB	H	WL	Т	XB	
1.5	5	9	3	3	5	9	3	3	
1.7	5	10	6	6	5	10	3	3	
1.8	5	10	5	3	5	10	3	3	
2	5	10	3	3	5	10	3	3	
2.1	5	11	3	3	6	10	3	3	
2.2	5	11	3	3	5	9	3	3	

Tableau 3.5 – Évaluations des résultats de clustering de l'image Landsat Bahr El Milh.

Tableau 3.6 – Évaluations des résultats de clustering de l'image Landsat Nature

	Pre	mière	initia	alisation	Deuxième initialisation				
m	H	WL	Т	XB	H	WL	T	XB	
1.5	7	11	5	8	7	11	5	9	
1.7	7	7	5	9	7	10	5	9	
1.8	7	11	5	6	7	11	5	9	
2	7	8	6	5	7	10	5	9	
2.1	7	11	5	8	7	7	6	8	
2.2	7	11	5	11	7	10	5	8	

Le tableau 3.8 démontre comment l'algorithme d'évaluation bi-indices a été appliqué avec

	Firs	st initia	alisa	tion	Second initialisation			
m	HF	WL	Т	XB	HF	WL	Т	XB
1.5	5	11	6	6	5	11	3	5
1.7	5	11	6	6	5	8	3	5
1.8	6	11	6	6	5	11	3	5
2	5	11	6	6	5	11	3	5
2.1	5	11	6	6	5	11	3	5
2.2	6	6	6	6	5	11	3	7

Tableau 3.7 – Évaluations des résultats de clustering de l'image Landsat Shenyeng

l'image de providence. En effet, C désigne le nombre de classes indiqué, V la valeur fournie par les CVIs. Rappelons que  $WL_l$  représente le premier minimum local indiqué par l'indice WL et  $WL_q$  est le minimum global.

L'algorithme constate pour les deux valeurs m = 1.8 et m = 2 que dans la majorité des expérimentations  $C_{op_H} = 4$ . Par contre, pour  $V_{H_5} - V_{H_4} < \epsilon$  qui est 0.008 pour m = 1.8 et 0.013 pour m = 2. Par ailleurs,  $WL_l = 5$  qui correspond à  $C_{op_H} + 1$ . Ainsi, la décision bi-indices permet d'obtenir un résultat plus précise et indique que  $C_{op} = 5$ .

	Н		$WL_l$		$WL_g$			Т	XB	
m	С	V	С	V	C	V	С	V	С	V
1.5	5	0.207	5	0.707	9	0.0543	3	21.756	3	0.076
1.7	4	0.187	7	0.065	11	0.052	3	20.031	3	0.07
1.8	4, 5	0.179,  0.187	5	0.064	8	0.048	3	19.122	3	0.066
2	4, 5	0.16,  0.173	5	0.064	11	0.466	3	17.277	3	0.06
2.1	4	0.147	4	0.063	11	0.042	3	16.372	4	0.053
2.2	4	0.14	4	0.065	11	0.044	3	15.497	4	0.048

Tableau 3.8 – Évaluation des résultats de clustering de l'image Landsat Providence

Finalement, l'expérimentation de H avec des images que leurs nombres de classes soient connus *a priori*, a montré sa stabilité ainsi que sa non-souffrance de la monotonie sont les principaux facteurs qui prouvent la robustesse et l'efficacité de l'indice et de l'algorithme proposé.

#### 3.5.3 Évaluation de l'approche de clustering multi-centroïdes

Dans cette partie, nous allons présenter les résultats de classifications par l'algorithme de clustering proposé. Ces résultats seront comparés avec ceux issus d'une autre approche ayant le principe de représenter les classes par un ensemble de centroïdes qui a été présenté dans [Wong-khuenkaew *et al.*, 2013] (c.f section 3.4.2). Pour appliquer cette méthodologie, nous avons choisi les algorithmes : FCM, PFCM [Pal *et al.*, 2005] et un algorithme FCM spatial qui a été introduit

dans [Chuang et al., 2006]. Les critères sur lesquels nous nous sommes basés pour choisir ces deux variantes de l'algorithme FCM sont d'une part l'intégration de l'information spatiale dans le calcul des centroïdes par l'algorithme développé par [Chuang et al., 2006], d'autre part le PFCM enrichie le FCM par une nouvelle information appelée "degré de typicalité". Ce dernier permet d'estimer le degré de similarité d'un pixel donné avec ceux d'une même classe. Ainsi, une nouvelle fonction objective qui dépend des degrés d'appartenance et de typicalité est proposée. Ainsi, l'application de l'algorithme de Wongkhuenkaewe avec ces trois variantes va combiner leurs majeur avantages pour augmenter la précision de clustering.

Nous allons comparer également l'efficacité de l'algorithme proposé avec celle du FCM en concaténant les images caractéristiques dérivées avec l'image en niveau de gris (FCM appliqué à l'ensemble des images caractéristiques).

#### 3.5.3.1 Clustering d'une image Quickbird

Dans cette partie nous allons présenter le résultat de clustering de l'image Forêt 1 qui est formée par 7 classes. Nous avons généré un ensemble de 8 images caractéristiques variées y compris l'image originale  $\mathfrak{C}_{Forest1}$ .

L'application de l'algorithme proposé a engendré un nouvel ensemble de centroïdes pour chaque classe où  $|V_1| = 2$ ,  $|V_2| = 4$ ,  $|V_3| = 2$ ,  $|V_4| = 3$ ,  $|V_5| = 5$ ,  $|V_6| = 6$  et  $|V_7| = 3$ . La figure 3.15 montre les différentes valeurs prises par chaque ensemble de centroïdes de chaque classe.



FIGURE 3.15 – Centroïdes issues de l'algorithme proposé

Rappelons que le premier centroïde de chaque classe est obtenu par l'application de l'algorithme FCM sur l'image originale. Il est clair que les centroïdes de  $C_2$  et  $C_3$  sont très proches (même remarque pour les classes  $C_3$  et  $C_4$ ). Ceci traduit la présence d'une forte ambiguïté entre elles. En conséquence, le niveau du chevauchement entre les distributions d'appartenance est important. Par contre, la représentation multi-centroïdes vise à obtenir une meilleure discrimination des classes en minimisant l'ambiguïté et le chevauchement entre les classes. Ceci peut être déduit en analysant la différence des nouveaux de chaque classe par rapport à ceux de références. À titre d'exemple, les deuxième et troisième centroïdes de  $C_2$  sont plus distants du celui de référence (premier centroïde) de  $C_3$ .

Pour une meilleure visualisation de l'effet de la représentation multi-centroïdes sur la discrimination des classes et la réduction des ambiguïtés, nous avons affiché les distributions d'appartenances obtenues par l'algorithme proposé, l'algorithme de Wongkhuenkaewe et l'algorithme FCM standard. Les résultats obtenus sont illustrés dans la Figure 3.16.



Comme nous pouvons le constater, les nouvelles distributions obtenues par l'algorithme proposé se chevauchent sur des intervalles de niveaux de gris réduits par rapport à ceux issus de l'application de l'algorithme FCM standard. En effet, prenons le cas des  $2^{i \grave{e}me}$  et  $3^{i \grave{e}me}$  classes, leurs distributions obtenues par l'algorithme FCM se chevauchent et l'ambiguïté est notamment élevée dans l'intervalle [48,65] avec un degré qui dépasse 0.4. En conséquence, cet intervalle est réduit grâce à l'algorithme proposé en [48,53] avec un degré inférieur à 0.1. Par contre, l'algorithme de Wongkhuenkaewe a participé à l'alimentation de l'ambiguïté et par la suite le chevauchement entre les distributions d'appartenance des classes notamment entre ( $C_4, C_3$ ) et ( $C_4, C_5$ ) comme illustré par la figure 3.16.(b). À cela s'ajoute le fait que il n'est pas facile de noter une large différence entre les distributions obtenues par l'algorithme FCM standard et ceux générés par l'algorithme de Wongkhuenkaewe. Ce fait peut être expliqué par la forte similarité entre les centroïdes obtenus.

	FCM	FCM spatial	PFCM
Classe 1	5.2982	6.3260	1.7263
Classe 2	43.1098	45.5807	41.9776
Classe 3	69.3507	75.0599	67.0469
Classe 4	98.4242	108.2369	93.4658
Classe 5	135.4680	147.1996	125.8862
Classe 6	178.7279	189.6701	168.4082
Classe 7	231.0853	237.0223	223.0796

Tableau 3.9 – Les centroïdes obtenus par l'algorithme de Wongkhuenkaewe

Nous constatons à travers la table 3.9 que certains centroïdes n'ont pas apporté de nouvelle information par rapport à ceux issus de l'algorithme FCM (ils sont très similaires) notamment pour  $C_2$ . De même, l'algorithme FPCM a généré des centroïdes très similaires à ceux de FCMpour les classes  $C_3$  et  $C_4$ . La même remarque est à noter pour l'algorithme FCM spatiale concernant les classes  $C_1$  et  $C_7$ .

La figure 3.16.(d) permet de mieux voir la différence entre les distributions de la  $4^{ième}$  classe obtenue par les trois algorithmes. Nous pouvons noter clairement une déviation dans des formes des distributions où celle obtenue par l'algorithme proposé semble plus précise et plus pessimiste puisqu'elle est emboitée dans les deux autres distributions. Ainsi, celle issue de l'application de l'algorithme de Wongkhuenkaewe a une forme plus optimiste et elle affecte des degrés d'appartenance plus importants au niveau de gris dans un intervalle plus étendu.

La réduction du niveau de chevauchement permet une meilleure caractérisation de ces deux classes. Ceci, nous pouvons le noter clairement dans les résultats de classification illustrés dans la figure 3.17. Globalement, la seule importante surface de chevauchements est relative aux classes  $C_1$  et  $C_2$  avec un degré < 0.3 et qui est supérieur à 0.4 avec l'algorithme FCM standard.

Une observation critique des résultats de classifications (Figure.3.17) permet de constater



(c) Résultat de FCM standard

(d) Résultat Approche liérature

FIGURE 3.17 – Résultats de classifications de Forêt 1

$C_1$	$C_2$	$C_3$	$C_4$	$C_5$	$C_6$	$C_7$

que :

- L'algorithme proposé est parvenu à mieux discriminer les classes  $C_1$  et  $C_2$ . En effet, il est clair que les régions de  $C_1$  (bleu foncé) sont plus homogènes, compactes et moins bruitées par  $C_2$  (vert clair);
- La classe  $C_3$  (vert foncé) est clairement discriminée de  $C_2$ ;
- Globalement, les différentes régions de chaque classe sont plus homogènes dans le résultat obtenu par l'algorithme proposé;
- Les autres résultats sont visuellement très similaires.

A la fin de cette expérimentation une analyse quantitative est effectuée afin de mieux évaluer les résultats. La table 3.10 résume les valeurs du Kappa et de l'erreur globale pour chaque résultat
de classification. Les erreurs d'omission et de commissions de chaque résultat et pour chaque classe sont données par la table 3.11.

Algorithme	Kappa	Erreur globale
Algorihme proposé	0.7706	0.1921
Algorithme de Wongkhuenkaewe	0.5956	0.3428
FCM standard	0.6240	0.3180
FCM multi-caractéristiques	0.6267	0.3166

Tableau 3.10 – Évaluation des résultats de classification

Tableau 3.11 – Erreurs d'omission et de commission

Algorithme	Erreurs	$C_1$	$C_2$	$C_3$	$C_4$	$C_5$	$C_6$	$C_7$
Algorithme proposé	OM	0.1181	0.1275	0.1646	0.1920	0.3286	0.3355	0.2205
Algorithme propose	СО	0.0332	01927	0.2241	0.2126	0.3552	0.3089	0.1338
Algorithme de Wongkhuenkaewe	OM	0.3486	0.1295	0.4037	0.3079	0.4570	0.4580	0.3276
	СО	0.0445	0.5776	0.3157	0.2714	0.5352	0.4840	0.1044
ECM standard	OM	0.3486	0.18	0.3372	0.2760	0.4193	0.4267	0.2939
r Giw Standard	СО	0.0445	0.5323	0.2620	0.2781	0.5346	0.4662	0.1232
FCM multi-caractéristiques	OM	0.2503	0.1789	0.4401	0.3095	0.4348	0.3950	0.2246
	СО	0.0831	0.5887	0.2979	0.2005	0.4446	0.4555	0.1555

L'algorithme proposé génère le résultat ayant la meilleure valeur de Kappa et les plus faibles erreurs globales, d'omission et de commission. Par contre, l'algorithme de Wongkhuenkaewe semble donner le résultat de clustering le moins précis.

#### 3.5.3.2 Clustering des images Landsat

Dans cette section nous allons exposer les résultats de clustering de deux images Landsat qui sont Bah El Milh et Nature.

Rappelons que la première image est formée par 5 classes. Nous avons généré un ensemble d'images caractéristiques  $\mathfrak{C}_{Bahr}$  de cardinalité 9. Les caractéristiques choisies permettent de caractériser les textures, l'homogénéité et de délimiter les formes. Cette image se caractérise par ses régions étendues homogènes telles que celle du lac. Ce dernier est alimenté par une rivière. Il est important de souligner que la classe ayant le centroïde les plus proches de celui qui représente l'eau est celle de végétation/forêt. Ainsi, la discrimination des cours d'eau est un défi pour l'algorithme proposé. Par ailleurs, les deux classes des couvertures de forêts et de végétations présentent une forte ambiguïté. En conséquence, leur discrimination est relativement difficile.

L'évaluation de l'algorithme de clustering proposé sera basée sur trois aspects :

- Augmentation de l'homogénéité de chaque classe;
- Classification correcte des cours d'eau;
- Une discrimination meilleure des classes qui génèrent une forte ambiguïté.

L'algorithme proposé a abouti à la caractérisation des différentes classes par un nombre varié de centroïdes  $|V_1| = 2$ ,  $|V_2| = 4$ ,  $|V_3| = 3$ ,  $|V_4| = 2$  et  $|V_5| = 3$ . Ainsi, il est clair que l'ensemble  $\mathfrak{C}_{Bahr}$  n'était pas exploité en totalité. Nous remarquons que la deuxième classe qui représente la végétation est représentée par 4 centroïdes ce qui va aider à obtenir une meilleure discrimination. Par ailleurs, nous remarquons qu'aucune classe n'est représentée par le nombre maximal des centroïdes (cardinalité de  $\mathfrak{C}_{Bahr}$ ). Ceci peut être expliqué par deux faits : la redondance de l'information ou bien la dissimilarité. Les résultats de classifications par les quatre algorithmes sont illustrés dans la figure 3.18.



(a) Algorithme proposé

(b) Algrithme de Wongkhuenkaewe



(c) FCM standard

(d) FCM multi-carcteristiques

FIGURE 3.18 – Résultats de classification de l'image Bahr Al Milh



Une analyse qualitative permet de constater que l'algorithme proposé génère une meilleur discrimination de la classe  $C_1$  où les cours d'eau sont bien détectés par rapport aux autres résultats notamment l'algorithme de Wongkhuenkaewe et le *FCM* multi-caractéristiques qui considère l'ensemble  $\mathfrak{C}_{Bahr}$ . Ceci peut être visualisé à l'aide des régions  $R_1$  et  $R_2$  dans le tableau 3.12 où les rivières sont bien discriminées d'une façon continue à l'aide de l'algorithme proposé. Le lac Bahr Al Milh est en réalité alimenté par un canal. La région  $R_2$  montre comment l'algorithme proposé est l'unique qui a réussi à l'identifier et ne l'a pas confondu avec d'autres classes.

Cependant, l'algorithme de Wongkhuenkaewe confond les classes  $C_2$  et  $C_3$  et n'est pas parvenu à discriminer les cours d'eau qui traversent les régions couvertes. Par ailleurs, nous constatons que les classes dans la figure 3.18.a sont bien plus homogènes et moins bruitées par rapport aux autres résultats. En outre, la discrimination de la classe  $C_3$  est meilleur grâce à l'algorithme proposé et ceci peut être visualiser dans les trois régions exposées dans le tableau 3.12.

Une observation de la région  $R_4$ , qui présente principalement les deux classes du sol, permet de constater que l'algorithme proposé a généré le résultat le moins bruité qui est similaire à celui de l'algorithme FCM appliqué à l'ensemble des images caractéristiques. L'algorithme de Wongkhuenkaewe confond les deux classes.

Algorithme	FCM multi-	Algorithme de	FCM	FCM multi-
	centroides	Wongkhuenkaewe	1 OM	caractéristiques
$R_1$				
$R_2$				
$R_3$				

Tableau 3.12 – Comparaison des sous résultats de clustering



La figure 3.19 illustre les résultats de classifications de la deuxième image Landsat. Rappelons que cette image est formée par 7 classes. Cette image représente un lac entouré par un sol rocheux couvert, un sol non couvert, un sol peu couvert, végétations, et des champs.



(a) Algorithme proposé

(b) Algorithme de Wongkhuenkaewe



(c) FCM standard

(d) FCM multi-caractéristiques

FIGURE 3.19 – Résultats de classifications de nature



L'analyse visuelle des résultats obtenus permet de constater que l'algorithme de Wongkhuenkaewe a donné un résultat comparable en termes de précision et discrimination des classes avec les autres algorithmes. Cependant, il a confondu le sol rocheux couvert avec la végétation ( $C_2$ 

#### 92Chapitre 3. Modélisation du problème de détection de changements par la DST

et  $C_3$ ). L'algorithme proposé a fourni un résultat moins bruité avec des régions de classes bien compactes et homogènes. Par ailleurs, il est parvenu à mieux discriminer la classe eau  $(C_1)$  de celles qui lui sont proches  $(C_2 \text{ et } C_3)$ . Ceci est constaté par l'identification des cours d'eau liés au lac comme le montre le tableau 3.13.

Algorithme	FCM multi- centroides	Algorithme de	FCM	FCM multi- caractéristiques
$R_1$				
$R_2$				

Tableau 3.13 – Comparaison des sous résultats de clustering

Le tableau 3.14 donne les centroïdes de chaque classe dans la première bande de l'image :

Tableau 3.14 – Centroïdes de la bande 1

	$C_1$	$C_2$	$C_3$	$C_4$	$C_5$	$C_6$	$C_7$
Centroïdes de référence	14.08	38.43	71.88	102.29	131.37	167.86	216.49
Deuxième centroïde	1.54		63.67	90.97	120.68	161.09	207.14
Troisième centroïde						156.56	

La stratégie de choix des centroïdes a conduit à utiliser trois centroïdes pour représenter  $C_6$ . Par contre, les différentes images caractéristiques n'ont pas apporté une information supplémentaire sur  $C_2$ . Par ailleurs, il est clair que les nouveaux centroïdes sont relativement distants de ceux de références ce qui permet de réduire l'ambiguïté.

#### 3.6 Conclusion

Deux étapes de modélisations critiques du problème de détection de changements par la DST ont été présentées et analysées en détail qui sont : la détermination du nombre optimal des

classes et la caractérisations de ces dernières. Dans un premier temps nous avons souligné les grandes lignes de clustering tout en décrivant brièvement les différentes catégories existantes. Notre intérêt a été focalisé sur la catégorie des algorithmes qui représentent les classes par des centroïdes et plus précisément sur l'algorithme FCM puisqu'il permet de tenir en compte de l'aspect flou des classes. Le clustering par l'algorithme FCM représente le premier niveau de modélisation des imperfections dans notre approche de détection de changements.

Dans une deuxième partie, une synthèse des indices de validité de clustering a été présentée suivie par une discussion critique pour conclure sur le besoin d'un CVI plus précis et plus stable. Cette discussion ainsi que l'application de certains des CVIs existants a permis de remarquer un comportement intéressant des indices WL et T. Ces deux derniers ont été exploités pour définir le nouvel indice H qui a était expérimenté avec trois types d'images différents. Les résultats obtenus ont prouvé la stabilité de cet indice face à la variation du coefficient de fuzzification met de la monotonie décroissante. Cet indice nous a permis d'assurer l'exhaustivité des classes dans une image.

La définition d'un nouvel algorithme de clustering qui vise à mieux caractériser et discriminer les classes à l'aide des ensembles de centroïdes variés déduits à partir d'un ensemble d'images caractéristiques a été appliqué avec des images satellites comportant des nombre de classes différentes obtenues à l'aide de différents capteurs. Les résultats obtenus ont été comparés avec ceux issus des applications d'un algorithme existant qui représentent les classes par le même nombre de centroïdes, de l'algorithme FCM sur l'image de niveaux de gris et l'algorithme FCMappliqué sur l'ensemble d'images caractéristiques. Ces comparaisons ont révélé une meilleure gestion de l'ambiguïté où les images classifiées obtenues par notre algorithme sont moins bruitées et les régions sont plus homogènes.

L'importance ainsi que l'impacte de cette modélisation seront détaillés dans le chapitre suivant où nous allons exploiter ces résultats pour définir une masse informative.

#### Chapitre 4

# Estimation de la distribution de masse

#### Sommaire

4.	.1 Intr	oduction
4.	.2 Éta	t d'art des méthodes d'estimation des distributions de masses . $96$
	4.2.1	Méthodes basées sur un modèle probabiliste
	4.2.2	Méthodes basées sur la distance
	4.2.3	Méthodes basées sur l'apprentissage $\dots \dots 97$
	4.2.4	Méthodes basées sur le raisonnement flou
4.	.3 Mét	hode proposée pour l'estimation de la fonction de masse 101
	4.3.1	Détermination des éléments focaux
	4.3.2	Estimation de la distribution de masse
	4.3.3	Révision spatiale de la distribution d'appartenance 106
4.	.4 Exp	érimentations 108
	4.4.1	Intérêt de la fonction de masse proposée dans le cas de la représentation
		mono-centroïde
	4.4.2	Intérêt de la fonction de masse proposée dans le cas de la représentation
		multi-centroïdes
	4.4.3	Comportement de la méthode proposée en fonction de l'ambiguïté entre
		les classes
	4.4.4	Interprétation de la fonction de masse dans le cas de classification d'images $114$
4.	.5 Con	clusion $\ldots \ldots 124$

#### 4.1 Introduction

La détection de changements dans des images satellitaires est une tâche complexe et sensible aux imperfections de l'information. En conséquence, la gestion de différentes formes d'imperfections est d'une grande importance dans chaque étape du processus de détection de changements. Par ailleurs, après avoir modélisé le problème et identifié les classes, l'estimation de la fonction de masse et le choix des éléments focaux s'imposent. C'est une étape clé dans un processus de fusion ou de traitement par ce formalisme puisque la fiabilité de la décision est un facteur direct de la fiabilité de l'estimation. Cette étape consiste à représenter les informations acquises sous forme de distributions où chaque observation a un degré de confiance qui traduit la croyance en chaque élément focal. Elle permet de manipuler l'incertitude concernant l'unique classe qui se réalise en affectant des masses non nulles aux sous-ensembles qui représentent cette ignorance partielle.

En revanche, malgré les efforts focalisés sur l'estimation de la distribution de masse et en l'absence des règles mathématiques, aucune méthode ne peut être le pont d'une décision totalement fiable et robuste avec tout type d'informations et d'applications. Par ailleurs, l'estimation de la fonction de masse dépend fortement du contexte, de l'application, de la qualité de l'information et de la source d'information. Ainsi, une fonction de masse dédiée pour résoudre un problème de détection de changements est sémantiquement différente d'une fonction estimée pour réaliser la cartographie ou la classification d'une scène. En conséquence, la fonction de masse doit être spécifique au contexte applicatif et doit être fidèle à la source de sorte qu'elle traduise d'une façon fiable et effective l'information brute. Bien que la modélisation évidentielle est un atout certain de ce formalisme, elle présente en même temps un inconvénient qui est l'explosion combinatoire et la complexité temporelle dûes à la cardinalité de l'ensemble de puissance qui croit exponentiellement avec la cardinalité du cadre de discernement. A cela s'ajoute la difficulté du choix des éléments focaux composés. Certaines méthodes existantes ont choisi de considérer  $\Omega$ comme l'unique élément focal composé telles que les méthodes de [Wang et al., 2016] et de [Denoeux, 1995]. Certaines autres ont procédé par raffinement et sélection pour réduire le nombre de classes composées après avoir réalisé l'estimation de masse [Dezert et al., 2012, Yang et Liu, 2016].

Dans le contexte de la détection de changements des données bi-temporelles, il est fortement intéressant d'anticiper des hypothèses et avoir des règles pour garantir le consensus lors d'exploitation conjointe des deux distributions de masses en tenant compte des éléments focaux.

Ce chapitre est dédié à la présentation d'une nouvelle méthode d'estimation des distributions de masses dans un contexte bi-temporel et qui réduit autant que possible les incertitudes des sources séparément tout en envisageant les différentes situations de transitions lors de la manipulation des distributions dans une étape avancée. L'idée principale est d'exploiter les positions des centroïdes issus de l'application de l'algorithme de clustering proposé pour déterminer automatiquement les éléments focaux composés et estimer la croyance en chacun.

Avant d'entamer les détails de la méthode que nous proposons, nous allons synthétiser d'une façon non exhaustive les méthodes proposées dans la littérature pour l'estimation de distributions de masses. L'intérêt est focalisé sur les méthodes basées sur les informations obtenues à la fin de l'application d'une méthode de clustering flou et qui ont été appliquées sur des images. Dans la dernière partie, nous allons expérimenter la méthode proposée sur des images mammographique et satellitaires dans un contexte mono-temporel pour évaluer sa fiabilité quantitativement et qualitativement.

# 4.2 État d'art des méthodes d'estimation des distributions de masses

La majorité des applications existantes de la théorie de Dempster-Shafer dans le contexte d'imagerie reviennent à réduire les imperfections des informations multi-sources. A titre d'exemple, la combinaison des informations pour la classification, la segmentation ou le recalage des images [Haouas et Dhiaf, 2014a, Haouas et al., 2016, Hammani, 2017, Bloch, 2008, Elouedi et al., 2004]. Ainsi, les distributions proposées ne prennent pas le facteur temporel en considération ni implicitement ni explicitement.

Cette section est consacrée à un revue d'état d'art des méthodes existantes où nous avons distingué quatre familles qui : sont les méthodes probabilistes, basées sur les distances, basées sur l'apprentissage et celles qui ont été dérivées à partir de la distribution d'appartenance.

#### 4.2.1 Méthodes basées sur un modèle probabiliste

L'une des premières méthodes proposées qui se base sur la modélisation par la vraisemblance est celle développée par [Appriou, 1991]. L'auteur propose d'exploiter la fonction de vraisemblance. Il suppose qu'à partir d'une base d'apprentissage et d'un ensemble de classes  $\Omega$ , une fonction f(.) permettant de calculer les densités de probabilités conditionnelles est définie. La distribution de masse m définie à partir de f suppose que les éléments focaux sont le complémentaire du singleton  $C_k$  et l'ignorance totale  $\Omega$ . La fonction de masse est définie de la manière suivante :

$$\begin{cases} m(C_k) = 0\\ m(\overline{C_k}) = \alpha_k (1 - R.f(C_k|x))\\ m(\Omega) = 1 - \alpha_k (1 - R.f(C_k|x)) \end{cases}$$
(4.1)

où  $\alpha_k$  est un coefficient d'affaiblissement relatif à la classe  $C_k$  et R est un coefficient de normalisation.

Une deuxième fonction a été proposée par le même auteur en suivant le même principe qui permet d'affecter une masse non nulle aux classes singletons [Appriou, 1999].

$$\begin{cases} m(C_k) = \frac{\alpha_k (R.f(C_k|x))}{(1+R.f(C_k|x))} \\ m(\overline{C_k}) = \frac{\alpha_k}{(1+R.f(C_k|x))} \\ m(\Omega) = 1 - \alpha_k \end{cases}$$

$$(4.2)$$

[Ben Dhiaf, 2011] a proposé une fonction de masse à partir des histogrammes des niveaux de gris h associés aux zones d'apprentissages. L'idée de la méthode consiste à exploiter des fréquences d'apparition de chaque niveau de gris dans les expressions de la masse. La détermination des éléments focaux composés se fait en examinant les surfaces de chevauchements des histogrammes associés aux classes singletons. Plus précisément, si les histogrammes de k classes se chevauchent et leur surface de chevauchement est supérieure à un seuil  $\tau_{ch}$ , l'élément composé par ces k classes est considéré comme un élément focal.L'histogramme associé à un élément focal composé est l'union des histogramme des classes singletons qui le forme. Ainsi, l'avantage principal de cette méthode est la détermination automatiques d'un ensemble d'éléments focaux réduit. L'expression proposée pour calculer la masse d'un niveau de gris x à un élément focal  $f_i \in \mathcal{F}$  est :

$$m(f_i) = \left(\frac{h_{f_i}(x)}{max(h_{f_i})}\right)/norm$$
(4.3)

avec  $h_{f_i}(x)$  et la fréquence d'apparition du niveau de gris x dans l'histogramme associé à l'élément focal  $f_i$  et norm est un facteur de normalisation obtenu par l'expression 4.4.

$$norm = \sum_{i=1}^{|\mathcal{F}|} \frac{h_{f_i}(x)}{max(h_{f_i})}$$
(4.4)

Dans le travail de [Hegarat-Mascle *et al.*, 1997], une méthode d'estimation basée sur les probabilités conditionnelles est proposée pour calculer la croyance en chaque classe dans le but de combiner des images satélitaires. La particularité de cette méthode est la formulation d'un ensemble d'hypothèses pour génère les masses des éléments focaux. Ces hypothèses s'articules autours des connaissances *a priori*.

#### 4.2.2 Méthodes basées sur la distance

L'une des méthodes les plus citées pour l'estimation des distributions de masses a été développée par [Denoeux, 1995]. Elle est basée sur le principe de classification des K plus proches voisins. Le principe de cette méthode est d'associer l'observation x à la classe indiquée majoritairement par ses voisins. Nous notons par  $d_x^i$  la distance euclidienne mesurée entre l'observation x et le vecteur d'observation i situé dans le voisinage de x. Soient  $\alpha^i$  un paramètre du voisin numéro i et  $\gamma^i$  un paramètre positif. La fonction de masse m est alors donnée par l'expression 4.5.

$$\begin{cases} m(C_k) = \alpha^i * exp(-\gamma^i(d_x^i)) \\ m(\Omega) = 1 - \alpha^i * exp(-\gamma^i(d_x^i)) \\ m(A) = 0 \quad \forall A \subseteq \Omega \setminus \{C_k, \Omega\} \end{cases}$$
(4.5)

Il est évident que cette méthode simple génère un nombre réduit d'éléments focaux sans affecter une masse non-nulle à aucun élément composé.

Cette méthode a été étudiée davantage et exploitée par d'autres plus récentes et plus complexes dans différents cadres applicatifs tels que la proposition des algorithmes de clustering basés sur le raisonnement évidentiel. L'un des algorithmes les plus connus est *Evidential C-Means, ECM*, [Masson et Denœux, 2008]. Dans [Zhu et Basir, 2005] l'algorithme de clustering K-plus proches voisins à été impliqué dans la procédure d'estimation de la fonction de masse pour appliquer un modèle de classification évidentiel-flou.

#### 4.2.3 Méthodes basées sur l'apprentissage

En absence des connaissances *a priori* et d'une base de zones d'apprentissages, [Hammami, 2017] a utilisé une carte auto-organisatrice de Kohonen "Self Organizing Feature Map (*SOFM*)" pour estimer la distribution de masse des images de télédétection multi-spectrales. Le SOFM est en fait un réseau de neurones artificiels permettant de faire un apprentissage non supervisé. Le SOFM a été appliqué pour réaliser une projection linéaire de l'image multidimensionelles en une matrice de deux dimensions qui représente les nœuds. A chaque nœud un vecteur de pondération y est associé. Ce dernier a été exploité à côté d'un ensemble de centres (représentant des classes) par les auteurs pour définir leur fonction de masse. Une mesure de dissimilarité (distance) a été utilisée pour formuler les expressions des masses de chaque type d'éléments focaux. Cette approche présente deux principaux avantages qui sont la considération de chaque type d'élément focal de  $2^{\Omega}$  où une expression différente a été utilisée pour chaque type (singleton, sous-ensembles et  $\Omega$ ). De plus, elle est indépendante des types de l'information fournie par l'image. Elle a été testée avec une variété de données et impliquée dans un processus de fusion d'images hétérogènes.

Pour combiner des classifieurs issus de l'application des réseaux de neurones afin de prendre une décision effective sur des caractères manuscrits, [Rogova, 1994] a proposé une méthode d'estimation qui exploite les données de références, les données d'apprentissages et les résultats de classification. Pour cela, une mesure de similarité basée sur la distance euclidienne a été proposée. Cette mesure est impliquée dans le processus d'estimation de fonction de masse. Les masses des classes singletons correspondent à la mesure de similarité proposée. Les éléments focaux composés sont les compléments des singletons et  $\Omega$ .

#### 4.2.4 Méthodes basées sur le raisonnement flou

Le passage des valeurs d'appartenance floues à des masses de croyance est très sensible aux différentes sémantiques que les deux types de représentation de connaissances doivent respecter. En effet, les distributions d'appartenance sont bien connues par leurs capacités à modéliser l'ambiguïté de l'information. Par contre, elles sont incapables de tenir compte l'incertitude de l'information contrairement à la fonction de masse au sien de la théorie de Dempster-Shafer. Ainsi, pour assurer le bon passage "*flou-masse*", la majorité des travaux existants ont procédé, principalement, par deux stratégies différentes :

- Pondération par une mesure d'incertitude : En effet, il est possible d'analyser en profondeur les fonctions d'appartenance pour en déduire une mesure qui permet de modéliser l'incertitude par laquelle les distributions seront pondérées dans un seconde lieu.
- Élimination de l'incertitude : Cette stratégie vise à déduire une mesure d'incertitude et de la soustraire des degrés d'appartenance.

Par ailleurs, une observation plus critique des méthodes existantes permet de dégager deux principaux niveaux de raisonnement suivis :

- La distribution d'appartenance en totalité : ce niveau considère, principalement, la forme de la distribution d'appartenance et exploite le chevauchement entre les distribuions. Ainsi, la matrice de partition est exploitée en totalité.
- Les degrés d'appartenance du pixel : ce niveau de raisonnement porte sur le pixel où chacun aura son propre ensemble des éléments focaux.

Récemment [Wang *et al.*, 2016] ont proposé une méthode d'estimation de masse où le passage flou-masse est fait à l'aide d'une nouvelle mesure d'incertitude analogue à l'entropie. L'incertitude relative à une classe est obtenue par l'expression suivante :

$$In'(C_i) = -\sum_{j=1}^{N} \mu_j^i \times \log\left(\mu_j^i\right)$$
(4.6)

où N est le nombre d'observations et  $\mu_j^i$  est le degré d'appartenance de l'observation j à la classe *i*. La mesure obtenue pour chaque classe est ensuite normalisée :

$$In(C_{j}) = \frac{In'(C_{j})}{\sum_{i=1}^{M} In'(C_{i})}$$
(4.7)

La distribution de masse est alors obtenue par le système suivant :

$$\begin{cases} m\left(\varnothing\right) = 0\\ m\left(C_{i}\right) = \mu_{p}^{i} \times \left(1 - In\left(C_{j}\right)\right)\\ m\left(\Omega\right) = 1 - \sum_{i=1}^{M} m\left(C_{i}\right) \end{cases}$$
(4.8)

Il est facile de noter que cette méthode ne considère pas les éléments composés en tant qu'éléments focaux.

Une autre approche est proposée par [Ghasemi *et al.*, 2011] pour estimer la croyance en chaque classe dans une image IRM de cerveau. Les auteurs considèrent trois niveaux d'incertitude : certitude, semi-incertitude et incertitude totale. Une distribution de masse est conçue pour chaque niveau. Le problème a été modélisé par  $\Omega = \{W, G\}$  où la classe W représente la matière blanche du cerveau et G la matière grise.

• Certitude : Les éléments focaux sont tous les singletons. Ainsi, leurs masses associées à chaque pixel P sont leurs degrés d'appartenance :

$$m_P(G) = \mu_P{}^G, \quad m_P(W) = \mu_P{}^W$$
(4.9)

où  $\mu_P^W$  et  $\mu_P^W$  sont les degrés d'appartenance du pixel P, respectivement aux classes W (matière blanche) et G (matière grise).

• Semi-certitude : les éléments de  $2^{\Omega}$  sont tous considérés des éléments focaux. Pour cela, une mesure d'incertitude  $\lambda_{WG}$  paramétrée entre les classes W, G est définie à partir de leurs degrés d'appartenance.

$$\lambda_{WG} = \frac{\mu^W - \mu^G}{\beta - \alpha}, \ \alpha = 1, 5, \beta = 3$$
 (4.10)

La distribution de masse est obtenue à l'aide du système suivant :

$$\begin{cases} m(W) = \mu^{w} - \frac{\lambda_{WG}}{2} \\ m(G) = \mu^{G} - \frac{\lambda_{WG}}{2} \\ m(W \cup G) = \lambda_{WG} \end{cases}$$

$$(4.11)$$

L'idée de cette distribution est de soustraire la valeur de l'incertitude qui est la masse de l'ignorance totale de la masse des singletons.

• Incertitude totale : cette situation se manifeste lorsque tous les éléments ont la même valeur de croyance.

$$m(W) = m(G) = m(W \cup G) = \frac{\mu^w + \mu^G}{3}$$
 (4.12)

Les auteurs ont déterminé le niveau d'incertitude entre les deux classes W et G en examinant le ratio entre les degrés d'appartenance noté  $RMV = \frac{\mu^W}{\mu^G}$ :

- Certitude si  $RMV > \beta$ ;
- Semi-certitude si  $RMV \in [\alpha, \beta]$ ;
- Incertitude totale si  $RMV < \alpha$ .

En plus de sa simplicité, cette méthode présente deux principaux avantages qui sont la considération de trois niveaux d'incertitudes et la possibilité de la généraliser. Cependant, le choix empirique de  $\alpha$  et  $\beta$ , la non-considération de la classe "liquide céphalorachidien" sans justification sont les points faibles de cette méthode. Par ailleurs, il est possible de généraliser cette fonction de masse et de l'appliquer avec un cadre de discernement de cardinalité supérieure.

[Boudraa et al., 2004] propose une méthode d'estimation plus générique et offre un système d'estimation en fonction du nombre de classes de  $\Omega$ . Pour chaque pixel et pour chaque couple de classes  $\{C_i, C_j\}$  un niveau d'ambiguïté est défini  $|\mu_P^i - \mu_P^j|$  où  $\mu_P^i$  respectivement  $\mu_P^j$  désigne le degré d'appartenance d'un pixel P à la classe  $C_i$  respectivement  $C_j$ . Soient  $\beta = \max_{1 \le i \le M} \mu_P^i$  et  $\alpha = \beta - \min_{1 \le i \le M} \mu_P^i$ . Trois cas d'estimation de croyance ont été présentés :

- Forte ambiguïté :  $|\mu_p^i \mu_p^j| \le \xi$  avec  $\xi$  design un seuil.
  - Si M = 2:  $m_P (C_1 \cup C_2) = \alpha$ et  $m_P (C_i) = [1 - \alpha] * \mu_P^i$  avec  $i = \{1, 2\}$ ;
  - Si M = 3:  $m_P(\Omega) = 0,$   $m_P(C_i \cup C_j) = \alpha * (\mu_P^i + \mu_P^j)_{i \neq j} \quad i, j = 1, ..., 3.$ et  $m_P(C_i) = (1 - m(C_j \cup C_k)) * \mu_P^i, \quad i, (j, k)_{k \neq j} \in \{1, 2, 3\}.$
  - Si M > 3:  $m_P(\Omega) = 0,$   $m_P(\bigcup_{k \neq i}^{s < M} C_i)) = \alpha * \sum_{k \neq i}^{s < M} \mu_P^k$ et  $m_P(C_j) = [1 - m_P(\bigcup_{s \neq k, s \neq l, s=1}^{s < M} (C_s) - m_P(C_k \cup C_l)).$

- Faible ambiguïté :  $|\mu_p^i \mu_p^j| > \xi$ .
  - Si M = 2:  $m_P(C_i \cup C_j) = 0,$   $m_P(C_i) = \mu_P^i(\mu_P^j - \mu_P^i)$ et  $m_P(C_j) = 1 - \mu_P^i(\mu_P^j - \mu_P^i);$
  - Si M = 3:  $m_P(\Omega) = 0$ ,  $m_P(C_i \cup C_j) = \alpha * [\mu_P^j + \mu_P^i]$ et  $m_P(C_i) = (1 - m_P(C_k \cup C_l)) * \mu_P^i$ .
  - Si M > 3:  $m_P(\Omega) = 0$ ,  $m_P(\bigcup_{k \neq i, s=1}^{s < M} C_s)) = \sum_{j=1}^{s < M} \mu_p^i * (\beta - \mu_P^j)$ et  $m_P(C_i) = (1 - m_P(\bigcup_{s \neq k, s \neq l, s=1}^{s < M} (C_s))) * \mu_P^i$ .

Il est clair que cette méthode vise à traiter rigoureusement les différents aspects d'incertitude. Elle présente un certain nombre d'avantages qui sont l'affectation d'une masse non nulle aux éléments composés même dans le cas d'une faible ambiguïté. Ceci rend la méthode assez couteuse et génère un nombre élevé d'éléments focaux même si dans la majorité des cas elle associe une croyance zéro à  $\Omega$ . Cependant, proposé un système de fonctions de croyance pour six situations rend la méthode encore complexe.

Les auteurs de [Zhu *et al.*, 2002, Chaabane *et al.*, 2009, Moualhi et Zagrouba, 2010] ont proposé différentes méthodes d'estimation de fonctions de masses à partir des distributions d'appartenance où ils ont raisonné sur les zones de chevauchements. Ces trois travaux ont considéré la même mesure d'ambiguïté qui est  $|\mu_p^i - \mu_p^j|$ . Par ailleurs, les trois méthodes n'attribuent une masse non nulle qu'aux singletons et aux bi-classes.

On trouve, aussi, dans la littérature des méthodes d'estimation de fonctions de masse à partir des sous-ensembles flous telle que celle de [Jiang *et al.*, 2012]. Les auteurs ont représenté les échantillons d'apprentissage sous forme des fonctions d'appartenance triangulaire. Par la suite, la similarité entre les ensembles flous, qui a été exprimée à l'aide de la surface couverte par les distributions, a été interprétée comme une distribution de masse. Un principe similaire a été exploré dans [Straszecka, 2008].

#### 4.3 Méthode proposée pour l'estimation de la fonction de masse

Nous avons déjà souligné, dans le chapitre précédent, que les centroïdes issus de l'application de l'algorithme de clustering multi-centroïdes sont les représentants des classes du cadre de discernement et peuvent être considérés comme des informations *a priori* déterminées automatiquement à partir de l'information brute.

L'ensemble des centroïdes  $\mathbb{V}$  ainsi que les distributions d'appartenances associées offrent des connaissances riches sur les classes sémantiques de chaque pixel. La classe sémantique de

chaque pixel est *a priori* connue. Ce qui présente un avantage certain par rapport à l'estimation des fonctions de masses en considérant des zones d'apprentissages. Ainsi, notre méthodologie d'estimation de fonctions de masses comporte en réalité deux étapes qui sont la génération des centroïdes des classes (que nous avons détaillée dans le chapitre 3) et le passage flou-masse qui consiste à définir une distribution de masses à partir de la distribution d'appartenance floue.



FIGURE 4.1 – Schéma global du passage pixel-centroïde-appartenance

La figure 4.1 récapitule les grandes étapes suivies pour estimer la distribution de masse :

- Génération du cadre de discernement par l'algorithme de clustering proposé;
- Récupération des centroïdes relatifs à chaque classe;
- Détermination de la distribuions d'appartenance;
- Calcul de la distribution de masse.

L'idée de base de la méthode proposée est d'exploiter la position du pixel par rapport aux centroïdes pour déterminer les éléments focaux composés. En conséquence, c'est une méthode pixélique où chaque pixel P est associé à son ensemble des éléments focaux que l'on note par  $\mathcal{F}_P$ .

#### 4.3.1 Détermination des éléments focaux

Avant de détailler le principe du choix des éléments focaux, nous allons positionner le problème de détection de changements avec deux images prises à deux instants différents par rapport à l'estimation de la fonction de masse.

Considérons deux images multi-temporelles  $T_1$  et  $T_2$  qui fournissent leurs informations sur un même cadre de discernement exhaustif et exclusif formé par M classes  $\Omega = \{C_1, \ldots, C_M\}$ . Dans ce travail de recherche, les changements qui se produisent sont supposés exhaustifs. Nous appelons, un changement exhaustif toute transformation produite entre les classes singletons qui appartiennent à  $\Omega$ . En d'autres termes, les changements qui sont produits entre les deux instants  $t_1$  et  $t_2$  n'ont pas engendré des transformations dans la structure sémantique de l'image. Autrement dit,  $\Omega$  ne s'est pas transformé en un nouveau cadre de discernement  $\Omega_1$ . Ainsi, un changement est une transition d'une classe  $C_i$  à  $t_1$  vers une autre classe  $C_j$  à  $t_2$ .

Nous notons par  $(C_i^{t_1}, C_j^{t_2})$  le couple de classes qui représente le changement qui a touché un pixel entre les deux instants. Pour, détecter le sens (la direction) de changements nous serons ramenés à examiner  $M^2 - M$  combinaisons de couples de classes. En effet, il existe M - 1possibilités de directions de transformations pour chaque classe  $C_i$  ce qui fait  $M \times (M - 1)$ combinaisons. À un instant donné, le couple qui représente le changement n'est pas trivialement prévisible. En conséquence, il est très important de considérer toutes les classes singletons en tant qu'éléments focaux pour chaque pixel P.

Par ailleurs, avant de sélectionner les éléments focaux composés et de présenter leur expression de masse, il est important de connaitre leurs sémantiques. Étant donné  $A \subseteq \Omega$  un élément composé par aux moins deux classes singletons, la masse attribuée à A représente la croyance que l'unique et la vraie classe du pixel P appartient à A mais elle est inconnue précisément. Les classes qui forment A présentent *a priori* des caractéristiques relativement similaires ce qui cause une ambiguïté entre elles et par la suite renforce l'incertitude. Dans le même ordre d'idées, plus la similarité est importante, plus l'incertitude concernant la vraie classe est élevée. Par ailleurs, la manipulation des éléments focaux composés vise à réduire l'incertitude sur les classes qui les composent. En détection de changements, il est important de noter qu'un couple d'éléments composé ne peut pas représenter un changement.

En revanche, dans notre contexte applicatif nous allons réduire le nombre des éléments composés en se reposant sur deux faits qui sont le résultat de classification non supervisée avec l'algorithme proposé qui nous a permis de réduire autant que possible l'ambigüité entre les classes et la position des centroïdes des classes par rapport à chaque pixel. En effet, les classes ayant des centroïdes fortement dissimilaires avec le pixel considéré P n'engendrent ni une incertitude ni une ambigüité sur la vraie classe de P. En conséquence, les classes composées par ces classes engendrent une complexité de calcul "inutile".

En se basant sur cette analyse, nous avons considéré un seul élément focal composé formé par les deux classes qui engendrent l'ambigüité et l'incertitude les plus élevées. Ces deux classes seront déterminées en fonction de leurs positions par rapport au pixel P. Plus précisément, ces deux classes sont les deux ayant les centroïdes les plus proches du P. Pour trouver ces deux classes, il suffit de calculer la distance du pixel à chaque centroïde et identifier les deux les plus proches comme illustré par la figure 4.2:

avec  $d(P, v_i^l)$  est la distance du pixel P au  $l^{i\acute{e}me}$  centroïde de la classe  $C_j$ .

$$\{C_i, C_j\} \in \mathcal{F}_{\mathcal{P}} \iff d_{min}(V_i, V_j) = min\{d_{\mathcal{P}}(v_i^k, v_j^l)\} | 1 \le k \le l_i, \quad 1 \le l \le l_j, \quad \{i, j\} \in \{1, ..., C_M\}$$

$$(4.13)$$



FIGURE 4.2 – Distance d'un pixel à une classe

Nous notons par  $d_{min}$  la plus petite distance déterminée entre le pixel P et les deux classes les plus proches  $C_i$  et  $C_j$ .

Il est possible que cette distance soit la même entre le même pixel et un deuxième couple de classes. Cette situation engendre automatiquement une ignorance qui concerne le couple de classes les plus proches. Ainsi, comme solution nous rajoutons  $\Omega$  comme un élément focal qui représente cette situation.

Finalement, l'ensemble des éléments focaux  $\mathcal{F}_P$  associés à chaque pixel P est donné par :

$$\mathcal{F}_P = \{C_1, \dots, C_M, \{C_i, C_j\}, \Omega\}, \ i, j \in \{1, \dots, M\}$$
(4.14)

Ainsi, avant de calculer la distribution des masses de croyance, nous avons fixé la composition de l'ensemble des éléments focaux, ce qui représente un avantage de la méthode proposée.

#### 4.3.2 Estimation de la distribution de masse

Une fois la structure de l'ensemble des éléments focaux est déterminée, nous procédons au calcul de la masse de croyance mise sur chaque élément focal. L'ensemble des éléments focaux considérés est formée par 3 types qui sont : les singletons, un élément focal composé de deux singletons et l'ensemble  $\Omega$ . L'estimation de chaque type est obtenue à l'aide d'une expression spécifique.

Masse attribuée à la classe singleton : C'est la masse attribuée à une classe sémantique. Nous proposons d'exploiter l'information obtenue à l'issue de l'application de l'algorithme de clustering multi-centroïdes. Ainsi, nous considérons que ce type de masse est égale au degré d'appartenance du pixel à la même classe sémantique :

$$m'_{P}(\{C_{i}\}) = \mu_{P}(C_{i}), \ i \in \{1, 2, \dots, M\}$$

$$(4.15)$$

Masse attribuée à l'élément composé  $\{C_i, C_j\}$  : la masse de croyance associée à ce type

d'élément doit vérifier trois conditions :

- Plus les centroïdes des classes  $\{C_i, C_j\}$  sont proches de P, plus la masse attribuée à ce couple est élevée;
- Plus la différence  $|\mu_P(C_i) \mu_P(C_j)|$  est petite, plus la masse est supposée être élever;
- La masse  $m'_P(\{C_i, C_j\})$  est supposée être proportionnelle à  $min(\mu_P(C_i), \mu_P(C_j))$ .

A partir de ces trois conditions intuitives, nous proposons de calculer la masse de  $\{C_i, C_j\}$  à l'aide de l'expression suivante :

$$m'_{P}(\{C_{i}, C_{j}\}) = \frac{\min(\mu_{P}(C_{i}), \mu_{P}(C_{j}))}{|\mu_{P}(C_{i}) - \mu_{P}(C_{j})| \times \exp\left(-\frac{1}{1 + d_{P}(C_{i}, C_{j})}\right)}$$
(4.16)

avec

$$d_{\rm P}(C_i, C_j) = \sqrt{\left({\rm P} - V_i\right)^2 + \left({\rm P} - V_j\right)^2}$$
(4.17)

$$d(P, V_i) = \sqrt{(P - V_i)^2} = ||P - V_i|| = ||P - v_i^k||, \ i = 1, ..., M \ et \ 1 \le k \le l_i$$
(4.18)

 $v_i^k$  est le plus proche centroïde de  $V_i$  au pixel P.

Le terme  $\frac{1}{\exp\left(-\frac{1}{1+d_{\mathrm{P}}\left(C_{i},C_{j}\right)}\right)}$  est la mesure d'incertitude proposée. Elle est maximale lorsque

 $d_P$  est proche de 0 (forte ambiguïté entre les classes).

Masse attribuée à  $\Omega$ : La valeur de masse attribuée à l'ignorance est différente de 0 si le pixel P a la même distance minimale à plus d'un couple de classes. Elle est calculée comme suit :

$$m_{p}^{'}(\Omega) = \frac{\exp\left(-\frac{1}{1+d_{min}}\right)}{n_{d_{min}}}$$

$$(4.19)$$

avec  $d_{min}$  est la plus petite distance entre P et tous les couples de classes,  $n_{d_{min}}$  est le nombre de couples de classes ayant la même distance minimale avec P et exp $\left(-\frac{1}{1+d_{min}}\right)$ représente la quantité d'incertitude associée avec la distance minimale.

Normalisaton de la distribution de masses : Cette étape garantie l'axiome évidentielle que la distribution de masse doit vérifiée et qui est la somme de toutes les masses est égale à l'unité. Les masses attribuées aux éléments focaux sont normalisées, donc, à l'aide de l'expression suivante :

$$m_p(\mathbf{A}) = \frac{\mathbf{m}'_p(\mathbf{A})}{\sum_{B \in \mathcal{F}_P} \mathbf{m}'_p(B)}$$
(4.20)

A titre d'illustration, considérons l'exemple suivant.

**Exemple 4.1** Soit  $\Omega = \{C_1, C_2, C_3, C_4\}$  un cadre de discernement formé par 4 classes où chacune est représentée par un ensemble de centroïdes comme suit :

 $V_1 = \{5.29, 17.17, 23.67\}, V_2 = \{98.42, 74.57, 126.22\}, V_3 = \{135.46, 140.78, 163.01\}$  et  $V_4 =$  $\{231.08, 212.64, 220.59, 251.25\}$ . Soit un pixel P = 139 et sa distribution d'appartenance  $\mu_P =$ [0.0238, 0.2634, 0.6626, 0.0502].

Les deux classes les plus proches du P sont  $C_2$  avec une distance  $d(P, C_2) = d(P, v_3^2) = 12.78$ et  $C_3$  avec une distance  $d(P, C_3) = d(P, v_1^3) = 3.54$ . En conséquence, l'ensemble des éléments focaux de P est  $\mathcal{F}_P = \{C_1, C_2, C_3, C_4, C_2 \cup C_3\}.$ 

La masse de l'élément composé est alors  $m'_P(C_2 \cup C_3) = \frac{0.2634}{0.3992*(exp(\frac{-1}{1+13.2612}))} = 0.7077.$ 

La distribution de masse y associée est  $m'_p = [0.0238, 0.2634, 0.6626, 0.0502, 0.7077]$ . Finalement, la distribution de masse normalisée est  $m_P = [0.0139, 0.1542, 0.3880, 0.0294, 0.4144]$ .

A travers cet exemple 4.1, nous avons illustré la démarche de calcul de la distribution de masse pixélique proposée. L'ambiguïté entre les deux classes  $C_2$ ,  $C_3$  et le pixel P est relativement élevée et ceci peut être constaté en examinant les différentes distances. En effet, la plus petite distance entre les deux classes  $C_2$  et  $C_3$  est  $d_P(C_2, C_3) = 9.24$  et la distance entre le pixel P et les mêmes deux classes est de l'ordre de 13.2612. Ceci augmente l'incertitude sur la vraie classe du P. Ce fait a été traduit par la masse attribuée à l'élément composé.

#### 4.3.3 Révision spatiale de la distribution d'appartenance

La méthode proposée pour estimer la fonction de masse offre plusieurs avantages. Premièrement, elle génère un nombre réduit d'éléments focaux (au plus, M + 2). Cet avantage rend la généralisation de cette méthode à d'autres cadres de discernement relativement simple avec des cardinalités élevées, ce qui évite l'augmentation exponentielle du nombre d'éléments focaux. De plus, cette méthode prend en compte la distance entre le pixel et les différents centroïdes afin d'identifier l'élément focal composé le plus plausible et estime sa valeur de masse. Cependant, cette méthode présente un conflit intrinsèque considérable en attribuant une masse non nulle à toutes les classes sémantiques. En effet, comme mentionné précédemment, dans le deuxième chapitre, la combinaison d'une distribution de masse avec elle-même permet d'évaluer le conflit intrinsèque d'une source.

Considérons l'ensemble obtenu des éléments focaux  $\mathcal{F}$ , chaque classe  $C_k$ , k = 1, ..., M, possède au plus M intersections vides (M - 1 classes sémantiques et bi-singletons). De plus, l'élément focal bi-singleton a M - 2 intersections vides. Par conséquent, le nombre d'intersections vides est  $(M \times M + M - 2)$ , ce qui peut entraîner un niveau élevé de conflit intrinsèque.

Par conséquent, et afin de minimiser la propagation de conflit intrinsèque, nous proposons de le réduire avant l'estimation de la masse par l'application d'une approche de filtrage basée sur la sémantique. En fait, un pixel P et ses voisins spatiaux 3x3 sont d'abord classés en fonction de la règle de décision d'appartenance maximale. Les valeurs d'appartenance des pixels, en ce qui concerne les classes sémantiques pour lesquelles aucune décision n'a été prise dans cette opération de "classification"locale, sont alors réduites à zéro. Par exemple, si le pixel ainsi que tous ses voisins appartiennent à la même classe sémantique  $C_i$ , alors  $\mu_P$  ( $C_i$ ) devient 1. Formellement, la distribution d'appartenance révisée noté<br/>é $\mu'_p$  est obtenue suite à la règle suivante :

$$\mu'_{P}(C_{i}) = \begin{cases} \mu_{P}(C_{i}) \ si \ C_{i} \in V_{P} \\ 0 \ si \ C_{i} \notin V_{P} \end{cases}$$

$$(4.21)$$

avec  $V_P$  l'ensemble des classes qui apparaissent au voisinage de P. Cette opération de révision spatiale conduit à un nouvel ensemble d'éléments focaux  $\mathcal{F}'_P \subseteq \mathcal{F}_P$ et le processus d'estimation de la fonction de masse est alors considéré comme accompli. Cette étape de révision de la distribution d'appartenance est illustrée par la figure suivante 4.3.



FIGURE 4.3 – Révision spatiale de la distribution d'appartenance

Considérons l'exemple suivant

**Exemple 4.2** Soit  $\mu_P = [0.6, 0.20, 0.05, 0.15]$  la distribution d'appartenance du pixel P à l'univers de discours  $\Omega = \{C_1, C_2, C_3, C_4\}.$ 

Le résultat de la classification locale du pixel est donné par la figure 4.4 :

L'ensemble de classes qui figure dans le voisinage du pixel central P est  $V_P = \{C_1, C_2, C_4\}$ . Ainsi, le degré d'appartenance de P à  $C_3$  sera 0. La nouvelle distribution d'appartenance après la normalisation est alors  $\mu'_P = [0.6316, 0.2105, 0, 0.1579]$ .

La méthode d'estimation proposée permet de générer automatiquement et avec prudence un ensemble réduit des éléments focaux pour chaque pixel. Pour le choix des classes qui forment l'élément focal composé, nous avons impliqué les positions des centroïdes par rapport au pixel. À partir de la distance entre le pixel et les centroïdes, nous avons défini une nouvelle mesure d'incertitude. Cette méthodologie peut être généralisée pour définir d'autres éléments focaux composés.

<i>C</i> <sub>4</sub>	<i>C</i> <sub>1</sub>	<i>C</i> <sub>1</sub>
<i>C</i> <sub>4</sub>	<i>C</i> <sub>1</sub>	<i>C</i> <sub>1</sub>
<i>C</i> <sub>2</sub>	<i>C</i> <sub>2</sub>	<i>C</i> <sub>2</sub>

FIGURE 4.4 – Classification locale

#### 4.4 Expérimentations

Nous allons exposer dans cette section l'évaluation de l'efficacité de la méthode d'estimation de la fonction de masse proposée pour la gestion de l'incertitude entre les classes.

Avant de voir l'intérêt de la représentation multi-centroïdes sur l'estimation de la fonction de masse, il est intéressant de comparer l'évolution de la cardinalité de l'ensemble des éléments focaux avec la cardinalité de  $2^{\Omega}$  en fonction de la cardinalité de  $\Omega$ . En effet, rappelons que l'une des limites de la DST est l'évolution rapide de la complexité temporelle en fonction de la cardinalité de  $\Omega$ . Cette complexité résulte de la cardinalité de l'ensemble  $2^{\Omega}$  qui augmente exponentiellement comme le montre la figure 4.5.



FIGURE 4.5 – Évolution de la cardinalité de l'ensemble des éléments focaux en fonction de  $\Omega$  dans un repère log-log

Les courbes illustrées par la figure 4.5 sont représentées dans un repère log-log pour des raisons de clarté (pour mieux refléter l'évolution des deux courbes). Les deux courbes montrent la réduction importante de la cardinalité  $\mathcal{F}$  grâce à la méthodologie suivie dans la sélection des éléments focaux. Par exemple, pour  $|\Omega| = 10$  nous obtenons  $|\mathcal{F}| = 12$  qui est très inférieur à la

 $|2^{\Omega}| = 1024.$ 

### 4.4.1 Intérêt de la fonction de masse proposée dans le cas de la représentation mono-centroïde

Dans cette section, nous examinons et interprétons la distribution de masse obtenue tout en la comparant avec la distribution d'appartenance impliquée dans la procédure afin de voir comment l'incertitude est considérée et évaluer sa qualité. Il est intéressant de souligner que la distribution d'appartenance a été obtenue par l'algorithme *FCM* standard. Ainsi chaque classe est représentée par un unique centroïde.

Nous avons appliqué l'algorithme FCM standard sur l'image Forêt 2 et nous avons considéré deux classes pour examiner leurs distributions de masses en tenant compte de leurs distributions d'appartenance et qui sont illustrées par la figure 4.6.



FIGURE 4.6 – Comparaison des distributions de masses et d'appartenances issues de la représentation mono-centroïde

Pour pouvoir mener l'évaluation des distributions de masses et du raisonnement établie dans le calcul de la masse de l'élément composé, nous avons considéré deux critères qui sont :

- Amélioration de la certitude concernant la vraie classe des pixels (augmentée) : Ceci peutêtre déduit en comparant les valeurs de la masse et de degrés d'appartenance la masse  $m_P(C_i) > \mu_P^i$ . Ce critère traduit le fait que la connaissance concernant la vraie classe du pixel P est améliorée ;
- Affectation des pixels ambigus à l'élément composé par les deux classes. Plus l'ambiguïté est élevée plus la certitude concernant la vraie classe est faible (forte incertitude). Ce qui sera traduit par la masse  $m_P(C_1 \cup C_2)$  qui augmente en fonction de l'incertitude.

Nous désignons dans la suite par les termes (1) ambiguïté élevée : la situation quand  $\mu_P^1$  et  $\mu_P^2$ sont trop similaires ou presque égaux (ex :  $\mu_P^1 = 0.52$  et  $\mu_P^2 = 0.48$ ) (2) ambiguïté moyennement élevée : elle est traduite par la situation lorsque les degrés d'appartenance sont différents, mais aucun ne tend vers 0 (ex.  $\mu_P^1 = 0.65$  et  $\mu_P^2 = 0.35$ ) (3) ambiguïté faible : Elle apparaît lorsque les degrés d'appartenance sont fortement dissimilaires (ex.  $\mu_P^1 = 0.9$  et  $\mu_P^2 = 0.1$ ).

En examinant la figure 4.6, nous remarquons que les pixels ayant une ambiguïté forte sont affectés à l'élément composé. Ces pixels sont principalement situés dans les zones de chevauchements des distributions d'appartenance. Le pixel ayant l'ambiguïté la plus élevée est celui équidistant des deux centroïdes (point d'intersection des distributions). En conséquence, la vraie classe de ce pixel est ignorée partiellement, donc la valeur la plus élevée de masse sera mise sur l'élément composé  $C_1 \cup C_2$  qui modélise parfaitement ce cas de figure (incertitude). Néanmoins, les pixels qui se situent dans la même zone de chevauchement, mais qui se distinguent par leurs niveaux d'ambiguïté moyennement élevés leurs masses de  $C_1 \cup C_2$ , sont proportionnelles, bien évidement, aux degrés d'appartenance. Ceci peut être déduit en observant l'allure des distributions de masse par rapport à celles d'appartenance. En effet, les distributions de  $C_1$  et  $C_2$  sont incluses respectivement dans celles de  $\mu^1$  et  $\mu^2$ . À cela s'ajoute, les zones de chevauchements des masses sont réduites. Tous ces faits permettent de constater que la méthode proposée respecte les axiomes et est parvenue à quantifier l'incertitude induite par l'ambiguïté et l'ignorance. Prenant l'exemple du pixel P = 100, nous avons  $\mu_P^1 = 0.6731$  et  $\mu_P^2 = 0.1966$  le résultat du passage flou-masse est :  $m_P(C_1) = 0.4743$ ,  $m_P(C_2) = 0.1385$  et  $m_P(C_1 \cup C_2) = 0.2954$ .

En revanche, les pixels en dehors de la zone de chevauchements présentent une masse relativement élevée à l'une des deux classes.

## 4.4.2 Intérêt de la fonction de masse proposée dans le cas de la représentation multi-centroïdes

Comme nous l'avons montré dans le chapitre 3, la représentation multi-centroïdes permet de mieux gérer l'ambiguïté entre les classes. En conséquence, le chevauchement entre les distributions d'appartenance a été réduit. Ainsi, une modélisation de masse respectant les axiomes crédibilistes, attribue une masse élevée à l'élément composé pour un nombre réduit de pixels (ceux de la zone de chevauchement).

La figure 4.7 donne les distributions de masse et d'appartenance relatives aux mêmes classes considérées dans la section 4.4.1. A cela s'ajoute le fait que nous considérons les mêmes critères d'évaluation présentés dans la section précédente (4.4.1).

En examinant les nouvelles distributions, nous remarquons que la zone de chevauchements des distributions d'appartenance est réduite et s'étend principalement du 95 jusqu'à 120. En conséquence, les valeurs de ce même intervalle ont une masse non nulle à l'élément composé  $C_1 \cup C_2$ . Le point d'intersection des distributions d'appartenance (qui représente une ignorance partielle) a la masse la plus élevée attribuée à  $C_1 \cup C_2$  qui est (> 0.9).

En revanche, il est clair que les deux distributions de masse relatives à  $C_1$  et  $C_2$  englobent celles d'appartenance. Ceci traduit le fait que les masses de chaque valeur sont plus élevées que leurs degrés d'appartenance. Ceci signifie que l'incertitude concernant la vraie classe a était réduite par la fonction proposée. Notamment, dans les intervalles [60, 94] et [135, 155] pour les classes  $C_1$  et  $C_2$  respectivement. Ceci montre encore une fois l'intérêt de la méthode proposée pour estimer la fonction de masse.



FIGURE 4.7 – Comparaison des distributions de masses et d'appartenances issues de la représentation multi-centroïdes

#### 4.4.3 Comportement de la méthode proposée en fonction de l'ambiguïté entre les classes

Dans cette section, nous visons à évaluer les distributions de masses obtenues en variant le degré d'ambiguïté entre les classes afin de voir le comportement de la méthode proposée. L'ambiguïté est élevée lorsque la distance entre les centroïdes des classes en question est faible ce qui engendre un chevauchement important sur un intervalle de valeurs. En conséquence, les degrés d'appartenance des pixels (ou observations) de la zone de chevauchements sont très similaires. En d'autres termes, l'ambiguïté est élevée si la discrimination entre les classes est difficile.

L'expérimentation a été conduite sur des valeurs de synthèse. Considérons un ensemble de valeurs  $X = \{0, ..., 255\}$ . Nous voulons classer les éléments de X en deux classes où nous donnons leurs centroïdes. En effet, nous avons fixé le centroïde  $v_1$  à 50 et le deuxième  $v_2$  à  $50 + \alpha$ où à chaque fois nous varions  $\alpha$  afin de changer le niveau d'ambiguïté entre les deux classes. L'ensemble des éléments focaux est, alors,  $\mathcal{F} = \{C_1, C_2, C_1 \cup C_2\}$ .

La figure 4.9 illustre les quatre différentes distributions de masses obtenues pour chaque valeur de  $\alpha$  dans {12.75, 25.5, 63.75, 89.25} et la figure 4.8 montre les distributions d'appartenance relatives à chaque couple de centroïdes.







En revanche, en examinant les figures 4.8.d et 4.9.d où les centroïdes des classes  $C_1$  et  $C_2$  sont éloignés, nous constatons que les éléments ayant une masse attribuée à l'élément focal  $C_1 \cup C_2$ supérieure aux masses de  $C_1$  et  $C_2$ . Ces observations se situent spécialement dans l'intervalle [100, 120] qui est d'une longueur beaucoup plus faible que celle de [110, 255]. Ce qui signifie, comme mentionné précédemment, que plus les classes sont mieux séparées plus l'ambiguïté est réduite et en conséquence l'incertitude partielle est faible.

En examinant les masses attribuées à l'élément composé  $C_1 \cup C_2$  dans les intervalles contenant les observations les plus ambiguës, nous remarquons qu'elles diminuent en parallèle avec la distance entre les centroïdes. En effet, exceptant les observations qui se situent sur les points d'intersections des distributions,  $max_{P \in [0,255]}m(C_1 \cup C_2) \approx 0.9$  pour  $\alpha = 12.75$ ,  $max_{P \in [0,255]}m(C_1 \cup C_2) \approx 0.78$  pour  $\alpha = 25.5$ ,  $max_{P \in [0,255]}m(C_1 \cup C_2) \approx 0.48$  pour  $\alpha = 63.75$  et  $max_{P \in [0,255]}m(C_1 \cup C_2) \approx 0.1$  pour  $\alpha = 89.25$ . Ainsi, la différence entre la plus grande masse incertaine et la plus petite est 0.9 - 0.1 = 0.8 qui est élevée.

En conclusion, cette expérimentation sur des données de synthèses a prouvé à son tour l'efficacité de la méthode d'estimation de la fonction de masse pour quantifier l'incertitude induite par l'ambiguïté et l'ignorance.

#### 4.4.4 Interprétation de la fonction de masse dans le cas de classification d'images

La méthodologie adaptée dans le choix des éléments focaux permet, comme nous l'avons prouvé dans les sections précédentes, d'affecter les pixels ayant une forte ambiguïté à un élément composé avec une masse relativement élevée. Généralement, ces pixels vont apparaitre soient dans les frontières des classes, dans les classes qui ne sont pas suffisamment homogènes et compactes ou bien les classes ayant des centroïdes très proches de sort qu'il n'est pas évident de conclure sur leur vraie classe. En d'autres termes, l'ambiguïté de certains pixels va être causée par la similarité entre les classes sémantiques formées par les mêmes classes pures (thématiques). Dans cette section, nous allons examiner *les cartes crédibilistes* des éléments composés pour pouvoir observer les positions des pixels ayant une masse non nulle à un élément composé. Pour cela, nous nous sommes orientés vers les cartes crédibilistes obtenues à l'issue de l'estimation de la distribution de masse.

**Définition :** Une carte crédibiliste, ou évidentielle, CE est une projection de la masse sur une image de taille  $R \times Q$ . Nous notons par  $CE_A$  la carte crédibiliste de l'élément  $A \in 2^{\Omega}$ .  $CE_A$ attribut pour chaque pixel P sa masse correspondante à l'élément A. Ainsi, si  $A \notin \mathcal{F}_P$  alors  $CE_A(P) = 0$ .

En conséquence, les CEs permettent de localiser et interpréter les pixels ayant une masse non nulle à un élément focal donné.

L'algorithme de clustering multi-centroïdes a été appliqué sur l'image de mammographie mdb315 illustrée par la figure 3.4.b., l'image Quickbird Forêt 2 et l'image Landsat Bahr Al-Milh. Rappelons que le nombre optimal de classes indiqué par l'indice de validité de clustering proposé pour chaque image est égal à 5. À l'issue de l'application de la méthode proposée pour estimer la fonction de masse, nous avons obtenu pour chaque image les cartes crédibilistes illustrées par les figures 4.10, 4.11 et 4.12. Il est important de mentionner que les classes sont triées selon leurs valeurs de centroïdes de plus proches à 0 au plus proches à 255. À titre d'exemple, soit un cadre de discernement où les classes sont triées en fonction de leurs centroïdes  $\Omega = \{C_1, C_2, C_3, C_4\}$ . La classe  $C_1$  est caractérisée par le centroïde le plus petit, par contre, la classe  $C_4$  est représentée par le centroïde le plus proche de 255. En revanche, la classe la plus proche de  $C_1$  est  $C_2$  en conséquence l'ambiguïté des pixels des frontières entre ces deux classes sera élevée.

Une observation critique des cartes crédibélistes de l'ensemble des éléments focaux permet de constater que :

- Les cartes crédbilistes associées aux éléments focaux de type singleton sont formées soient par des pixels brillants (c-à-d leurs masses sont proches de 1) ou par des pixels noirs (leurs masses sont nulles ou proches de zéro). Ce fait traduit que la certitude concernant les pixels non sombres est élevée;
- Les pixels des contours dans les cartes crédibilistes des singletons ont des valeurs moins brillantes (non-proches de 1). Ce qui signifie que l'incertitude concernant ces pixels est considérable;
- Les pixels ayant des masses non nulles dans les cartes crédibélistes associées aux éléments focaux de type bi-classes se situent principalement sur les frontières ou bien dans les régions non homogènes des deux classes objets de l'incertitude. Ce qui confirme notre raisonnement et le respect des axiomes crédibélistes par la méthode proposée.

Dans le tableau suivant nous donnons les valeurs de masses et d'appartenance de trois pixels, notés  $P_1$ ,  $P_2$  et  $P_3$  pris de l'image Bahr Al Milh.

Tableau 4.1 – Comparaison des distributions de masse et d'appartenance de quelques pixels de l'image Bahr Al Milh

	$C_1$	$C_2$	$C_3$	$C_4$	$C_5$	$C_1 \cup C_2$
$\mu_{P_1}$	0.3904	0.3792	0.1087	0.0757	0.0460	—
$m_{P_1}$	0.0111	0.0108	0.0031	0	0	0.9750

	$C_1$	$C_2$	$C_3$	$C_4$	$C_5$	$C_2 \cup C_3$
$\mu_{P_2}$	0.0795	0.6626	0.1837	0.0615	0.0127	_
$m_{P_2}$	0	0.5375	0.1490	0	0	0.3135

	$C_1$	$C_2$	$C_3$	$C_4$	$C_5$
$\mu_{P_3}$	0.0070	0.0057	0.0116	0.1415	0.8343
$m_{P_3}$	0	0	0	0	1

En examinant les distributions des trois pixels, nous remarquons que :

- La distribution d'appartenance relative à  $P_1$  traduit une forte ambiguïté entre les classes  $C_1$ et  $C_2$  ce qui ne permet pas d'identifier la vraie classe. Les deux classes ont les plus grands et plus similaires degrés d'appartenance. Cette situation, qui conduit à une forte incertitude, a été modélisée par la distribution de masse  $m_{P_1}$ . En effet, l'ignorance partielle de la vraie classe est traduite par la masse importante attribuée à la bi-classes  $C_1 \cup C_2$ .
- En examinant la distribution d'appartenance relative au pixel  $P_2$ , nous pouvons prédire a priori sa vraie classe  $(C_2)$  puisque le plus grand degré lui a été attribué. Le degré d'appartenance  $\mu_{P_2}^2 = 0.6626$  ne permet pas de décider avec certitude sur la vraie classe. Il faut souligné le fait que les classes  $C_2$  et  $C_3$  ont des caractéristiques sémantiques similaires. La fonction de masse proposée, a ainsi attribué une masse non négligeable à la bi-classes formée par  $C_2$  et  $C_3$ .
- $\mu_{P_3}^5 = 0.8343$  indique que la vraie classe de  $P_3$  est  $C_5$ . L'application de la fonction de masse proposée permet de confirmer avec certitude ce fait.



(a) Carte crédibéliste de  $C_1$ 



(c) Carte crédibéliste de  $C_3$ 



(e) Carte crédibéliste de  $C_5$ 



(b) Carte crédibéliste de  $C_2$ 



(d) Carte crédibéliste de  $C_4$ 



(f) Carte crédibéliste de  $C_1 \cup C_2$ 



(g) Carte crédibéliste de  $C_2 \cup C_3$ 



(i) Carte crédibéliste de  $C_4 \cup C_5$ 



(h) Carte crédibéliste de  $C_3 \cup C_4$ 



(j) Cartes crédébilistes des éléments composés



FIGURE 4.10 – Cartes crédibélistes des éléments composés par deux classes de l'image mdb315  $\,$ 



(a) Carte crédibéliste de  $C_1$ 



(c) Carte crédibéliste de  $C_3$ 



(e) Carte crédibéliste de  $C_5$ 



(b) Carte crédibéliste de  $C_2$ 



(d) Carte crédibéliste de  $C_4$ 



(f) Carte crédibéliste de  $C_1 \cup C_2$ 



(g) Carte crédibéliste de  $C_2 \cup C_3$ 



(i) Carte crédibéliste de  $C_4 \cup C_5$ 



(h) Carte crédibéliste de  $C_3 \cup C_4$ 



(j) Cartes crédébilistes des éléments composés



FIGURE 4.11 – Cartes crédibélistes des éléments composés par deux classes de l'image Forêt 2



(a) Carte crédibéliste de  $C_1$ 



(c) Carte crédibéliste de  $C_3$ 



(e) Carte crédibéliste de  $C_5$ 



(b) Carte crédibéliste de  $C_2$ 



(d) Carte crédibéliste de  $C_4$ 



(f) Carte crédibéliste de  $C_1 \cup C_2$ 



(g) Carte crédibéliste de  $C_2 \cup C_3$ 



(i) Carte crédibéliste de  $C_4 \cup C_5$ 



(h) Carte crédibéliste de  $C_3 \cup C_4$ 



(j) Cartes crédébilistes des éléments composés



 $\mbox{Figure 4.12}$  – Cartes crédibélistes des éléments composés par deux classes de l'image Bahr al Milh

Finalement, il est intéressant de visualiser les résultats de classification de chaque image en utilisant le critère de décision de maximum de probabilité pignistique et les comparer avec ceux qui résultent d'une maximisation de la distribution de masse dans le but de localiser les pixels incertains. Les résultats de classifications crédibilistes des trois images (mdb315, Forêt 2 et Bahr Al Milh) sont illustrés respectivement par les figures 4.13, 4.14 et 4.15. Ainsi, comme déduits et montrés précédemment, les pixels incertains se situent sur les frontières des classes sémantiques ayant des caractéristiques communes.



(a) Classification par maximum de probabilité pignistique



(b) Classification par maximisation de la distribution de masse

FIGURE 4.13 – Résultats de classification de l'image mdb315



(a) Classification par maximum de probabilité pignistique



(b) Classification par maximisation de la distribution de masse

FIGURE 4.14 – Résultats de classification de l'image Forêt 2


(a) Classification par probabilité pignistique de l'image Bahr Al Milh



(b) Classification par maximisation de la distribution de masse Bahr Al Milh

FIGURE 4.15 – Résultats de classification de l'image Bahr Al-Milh

Le tableau 4.2 explicite les couleurs utilisés pour illustrer les différentes classes.

Tableau 4.2 – Légende de couleurs



## 4.5 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons proposé une méthode pour l'estimation de la fonction de masse de croyance qui se base sur l'information fournie par l'algorithme de clustering multi-centroïdes (chapitre 3). La première partie de ce chapitre a été dévouée à une synthèse non exhaustive des méthodes existantes d'estimation de distribution de masse dans des contextes variés. Nous avons classé ces méthodes selon la taxonomie suivante : les méthodes probabilistes (passage probabilité-masse), les méthodes basées sur la notion de la distance, les méthodes basées sur l'apprentissage et celles qui exploitent l'information floue pour estimer la distribution de masse. Cette taxonomie vise à mettre en relief l'information particulière sur laquelle chaque catégorie porte son raisonnement pour aboutir à la distribution de masse.

Nous avons focalisé notre intérêt sur les méthodes qui assurent le passage flou-masse. En effet, comme nous l'avons précisé, l'avantage des degrés d'appartenance flous est la gestion de l'ambiguïté. En conséquence, nous avons analysé et discuté leurs raisonnements tout en s'attardant sur les termes permettant la prise en compte de l'incertitude.

Dans la deuxième partie, la méthode proposée pour estimer la fonction de masse a été détaillée. Sa première particularité est l'implication d'un nouveau terme pour estimer l'incertitude sur la vraie classe du pixel. Le calcul de ce terme se repose sur la position du pixel par rapport aux centroïdes de classes. Par ailleurs, cette méthode présente un autre avantage qui est la génération automatique d'un ensemble d'éléments focaux qui contient au plus deux éléments composés (un bi-singleton et  $\Omega$ ). Le choix de l'élément composé par deux classes est fondé sur l'hypothèse que l'ignorance partielle ainsi que l'incertitude sont induites par la similarité entre les classes. Les classes qui génèrent l'incertitude maximale sont les deux les plus proches au pixel.

La méthode proposée a été évaluée en l'appliquant sur les ensembles des images présentées dans le chapitre 3 par les figures 3.4, 3.5 et 3.6. L'évaluation a été focalisée sur la capacité de la méthode proposée à réduire l'incertitude notamment celle induite par l'ignorance et/ou l'ambiguïté. En effet, nous avons montré, à travers les courbes des distributions de masses ainsi que les cartes crédibélistes, comment l'incertitude concernant la vraie classe du pixel a été effectivement gérée.

L'intérêt particulier accordé à l'étape de l'estimation de la fonction de masse est justifiée par le besoin d'assurer, voir augmenter la certitude, concernant la vraie classe de chaque pixel ce qui est d'une grande importance dans la quantification du conflit entre les images multi-temporelles comme il sera montré et détaillé dans le chapitre suivant qui porte sur l'idée fondamentale de l'approche de détection et d'analyse de changements.

# Mesure de changements basée sur le conflit évideniel

#### Sommaire

5.1	Intro	oduction					
5.2	Mise	Mise en contexte et analyse critique de la masse de l'ensemble vide $127$					
5.3	Défi	nition et analyse du conflit $\ldots \ldots 131$					
	5.3.1	Définitions et terminologies liées au conflit					
	5.3.2	Définitions qualitative et quantitative du conflit					
	5.3.3	Analyse et gestion du conflit au sein de la DST					
5.4	Orig	ines et interprétations du conflit évidentiel					
	5.4.1	Conflit intrinsèque					
	5.4.2	Conflit extrinsèque					
	5.4.3	Analyse générale et récapitulative des causes de conflit					
5.5	Inte	rprétations et analyse du conflit 142					
5.6	App	roche proposée pour la détection et l'analyse de changements					
	bi-te	emporels					
	5.6.1	Analyse et modélisation du conflit pour la détection de changements $146$					
	5.6.2	Mesure de Changements $CM$					
	5.6.3	Génération de la carte binaire de changements					
5.7	$\mathbf{Exp}$	${ m \acute{e}rimentations}$					
	5.7.1	Changements intentionnels					
	5.7.2	Changements réels dans des images Landsat					
5.8	Con	clusion					

## 5.1 Introduction

La détection de changements par la théorie de Dempster-Shafer, comme mentionnée précédemment, a été souvent orientée vers l'amélioration de la décision sur les zones de changements. En effet, un nombre considérable de travaux de détection de changements, qui ont fait recours à la fusion, ont appliqué la DST pour fusionner, simplement, des cartes de changements issues de l'application de différentes méthodes de traitement de changements. En d'autres termes, la DST a été appliquée classiquement pour la réduction de l'ambiguïté et de l'incertitude de l'information en exploitant l'opérateur conjonctif de combinaison [Luo *et al.*, 2018, Tian *et al.*, 2018]. Bien que cette théorie dispose d'outils puissants pour l'analyse de l'information et de la manipulation des imperfections, elle n'était pas exploitée que rarement pour analyser et détecter les changements en tant qu'un outil principal [Liu *et al.*, 2012, Liu *et al.*, 2014].

L'un des atouts de la DST, est la gestion du conflit d'information. Cependant, un nombre important de travaux a réduit cet avantage en la masse de l'ensemble vide  $m(\emptyset)$  et l'abaissement, voir l'élimination, du conflit qui apparait lors de la fusion. En d'autres termes, il n'existait pas, à notre connaissance, des travaux de détection de changements qui ont focalisé leurs intérêts sur l'analyse et l'interprétation du conflit pour identifier et étudier les transformations entre deux images multi-temporelles d'une même scène.

L'analyse des imperfections de l'information ainsi que leurs propagations pendant la fusion permettent d'identifier et de déduire des connaissances non triviales qui sont potentiellement utiles. Ainsi, dans ce contexte se dirigent les travaux de cette thèse qui ont pour objectif l'analyse du conflit de l'information pour interpréter les changements. Les informations multi-sources seront exploitées conjointement pour étudier leurs relations et les imperfections.

Après avoir modélisé le problème par la théorie de Dempster-Shafer et ceci en définissant un cadre de discernement exhaustif et exclusif  $\Omega$  et développant une distribution de masse associée m, l'étape suivante consiste à examiner conjointement les distributions attribuées à chaque image source. Cette étape vise, principalement, à quantifier le conflit qui sera à son tour exploité pour identifier les zones de changements.

Dans ce chapitre, nous allons discuter, dans un premier temps, la masse conjonctive de l'ensemble vide pour introduire le conflit et examiner sa performance et sa précision. Dans la section suivante, nous définissons le conflit quantitativement et qualitativement tout en exposant une synthèse des méthodes existantes dans la littérature pour quantifier le conflit. Les origines du conflit et ses types sont présentés par la suite. Notre interprétation du conflit et sa relation avec les changements sont exposées dans la cinquième section. L'approche proposée pour estimer les changements bi-temporels sera détaillée dans la sixième section suivie des expérimentations et de la conclusion.

## 5.2 Mise en contexte et analyse critique de la masse de l'ensemble vide

Étant données deux sources d'évidence  $S_1 = (\Omega_1, m_1, \mathcal{F}_1)$  et  $S_2 = (\Omega_2, m_2, \mathcal{F}_2)$  qui sont modélisées, respectivement, par les cadres de discernement  $\Omega_1$  et  $\Omega_2$ , leurs distributions de masses  $m_1(.)$  et  $m_2(.)$  et leurs ensembles d'éléments focaux  $\mathcal{F}_1$  et  $\mathcal{F}_2$ . L'exploitation conjointe des deux sources que se soit par la fusion classique en vue de classification ou par d'autres méthodes de raisonnement pour extraire des informations et des décisions spécifiques doit se porter généralement sur l'ensemble d'éléments focaux et les distributions de masses (corps d'évidence).

La figure 5.1 généralise l'idée d'exploitation conjointe de deux sources d'évidences  $S_1$  et  $S_2$ .

L'exploitation conjointe des informations peut conduire à l'apparition des imperfections qui peuvent conduire, à leur tour, à des résultats non satisfaisants.

Rappelons que pour combiner les distributions de masses, la règle de combinaison conjonctive de Dempster (eq.2.18) est classiquement appliquée. L'idée de base de cette règle consiste à calculer la somme des produits des masses des éléments focaux qui ont des classes en commun.



FIGURE 5.1 – Exploitation conjointe des informations multi-sources

Bien qu'elle se repose sur un raisonnement ensembliste qui conduit à des résultats satisfaisants, elle peut engendrer des résultats contre-intuitifs lorsque les sources supportent fortement deux classes différentes. Ainsi, la première notion du conflit fait face.

Considérons les exemples suivants qui illustrent des situations particulières du conflit entre deux distributions de masses et qui nous permettront de critiquer et analyser le comportement de la règle conjonctive et de la masse de l'ensemble vide K.

**Exemple 5.1** Soient deux distributions de masses  $m_1$  et  $m_2$  définies sur le même cadre de discernement  $\Omega$  formé par quatre classes  $\Omega = \{C_1, C_2, C_3, C_4\}, m_1(C_1) = 0.1, m_1(C_2 \cup C_3) = 0.9, m_1(C_4) = 0$  et  $m_2(C_1) = 0, m_2(C_2 \cup C_3) = 0, m_2(C_4) = 1.$ 

Nous notons que les sources n'ont pas les mêmes éléments focaux  $\mathcal{F}_1 = \{C_1, C_2 \cup C_3\}$  et  $\mathcal{F}_2 = \{C_4\}$ . La source  $S_2$  met toute sa croyance sur la classe  $C_4$  alors que la source  $S_1$  est presque certaine que la vraie classe est dans l'élément composé  $C_2 \cup C_3$ . Sauf que  $C_4 \cap (C_2 \cup C_3) = \emptyset$ . Autrement dit, les deux sources ne sont pas d'accord sur la vraie classe. En conséquence, les deux sources  $S_1$  et  $S_2$  sont en conflit comme le montre la figure 5.2.



FIGURE 5.2 – Représentation du conflit entre  $m_1$  et  $m_2$ 

L'application de la règle conjonctive non normalisée de Shafer conduit à obtenir :  $m_{\cap}(C_1) = 0$ ,  $m_{\cap}(C_2 \cup C_3) = 0$ ,  $m_{\cap}(C_4) = 0$ .

Ce résultat est inconsistant puisque la somme obtenue des masses est 0 alors qu'elle doit être égale à 1. Aucun élément focal n'a une croyance non nulle après la combinaison.

Les interprétations possibles de ce cas de combinaison sont :

- La vraie classe n'est pas modélisée par les deux sources;
- Au moins l'une des sources n'est pas fiable (inconnue);

• Les sources ne reportent pas la même scène.

Dans le cas où la troisième interprétation est exclue, l'une des premières solutions proposées dans ce sens est la normalisation de la masse combinée par la somme des masses des éléments non conflictuels. En effet, l'un des axiomes sur lequel se base la DST est la somme probabiliste des masses. Cette solution induit directement une masse qui estime le conflit entre les éléments focaux. En conséquence, puisque la règle conjonctive se base sur la relation non vide entre les éléments focaux pour affecter la masse combinée, la quantification de la présence du conflit se base automatiquement sur la disjonction des sources et l'intersection vide des éléments focaux. Ainsi, la masse de l'ensemble vide K est considérée comme une mesure du conflit entre les distributions de masses.

À partir de l'expression de la masse de l'ensemble vide (eq.2.19) et en analysant l'exemple précédent, nous pouvons établir le lien entre la masse conflictuelle et l'interprétation du Smets de K dans le cadre de l'extension "Modèle de Croyance Transférable" [Smets et Kennes, 2008]. Rappelons que dans ce modèle Smets a considéré l'ensemble vide  $\emptyset$  en tant qu'une modélisation de l'hypothèse du monde ouvert (la non-exhaustivité du cadre de discernement). Cette vision permet, d'une part, de rendre la modélisation d'une source donnée plus souple, d'autre part de tenir en compte le conflit et le résultat inconsistant causé par la non-exhaustivité du cadre de discernement. Prenons un deuxième exemple sur le même cadre de discernement :

**Exemple 5.2** Solvent deux distributions de masses :  $m_1(C_1) = 0.25$ ,  $m_1(C_2 \cup C_3) = 0.55$ ,  $m_1(C_4) = 0.2$ , et  $m_2(C_1) = 0$ ,  $m_2(C_2 \cup C_3) = 0$ ,  $m_2(C_4) = 1$ .



FIGURE 5.3 – Représentation du conflit entre  $m_1$  et  $m_2$ 

Dans cet exemple  $m(\emptyset) = 0.8$  est relativement élevée. Elle permet de quantifier à quel point les deux sources sont en conflit sans ignorer le fait que la source  $S_2$  est certaine. D'autre coté, on peut remarquer que la source  $S_1$  met la plus petite croyance sur la classe  $C_4$ . Ceci nous permet de conclure que les sources ne seront pas en conflit total parce qu'il y'a un consensus non nul sur la classe  $C_4$ . En comparant les deux distributions de masses  $m_1$  et  $m_2$  dans les deux exemples précédents, nous constatons deux faits :

- L'intersection deux-à-deux entre les éléments focaux des deux ensembles  $\mathcal{F}_1$  et  $\mathcal{F}_2$  n'est pas toujours l'ensemble vide. Ceci signifie que les deux sources ne sont pas en conflit "total";
- La masse de l'ensemble vide est inférieure à 1 malgré que l'une des sources est certaine. Ceci revient au fait qu'il y a un consensus minimal sur la classe. Intuitivement, on peut déduire que les valeurs de masses seront proches, le conflit sera réduit.

Considérons un troisième exemple où la croyance attribuée par chaque source à chaque élément focal est inférieur ou égale à 0.5.

**Exemple 5.3** Soient deux distributions de masses  $m_1(C_1) = 0.2$ ,  $m_1(C_2 \cup C_3) = 0.4$ ,  $m_1(C_4) = 0.4$  et  $m_2(C_1) = 0.25$ ,  $m_2(C_2 \cup C_3) = 0.25$ ,  $m_2(C_4) = 0.5$ .

Nous obtenons  $m(\emptyset) = 0.65$  qui est inférieur à la valeur obtenue dans l'exemple précédent. Dans cet exemple, deux principaux changements sont survenus sur la distribution  $m_2$ . La source n'est plus certaine, ainsi qu'elle a différentes croyances sur différents éléments focaux. La différence entre les valeurs de masses des éléments focaux des deux sources est réduite par rapport aux exemples précédents. En d'autres termes, la similarité est réduite. Ceci peut conduire à conclure que lorsque les intersections vides entre les éléments focaux sont réduites, la dissimilarité à son tour sera réduite. Ceci peut ramener à penser que si les distributions sont similaires, le conflit sera réduit à zéros puisque les sources sont en accord.

Considérons l'exemple 4 où la source est combinée avec elle même.

**Exemple 5.4** Soit la distribution  $m_1(C_1) = 0.5$  et  $m_1(C_2) = 0.5 \Longrightarrow m_{1\cap 1}(\emptyset) = 0.5 \neq 0$ .

Dans l'exemple 5.4, bien que la source est combinée avec elle même, nous obtenons un conflit non nul et relativement important. Ceci revient au fait que les éléments focaux sont dissonants. La valeur de la masse de l'ensemble vide nous pousse à se demander sur sa vraie signification dans ce contexte. Par ailleurs, cette distribution représente l'ignorance puisque les deux éléments focaux ont la même masse

Considérons l'exemple où les éléments focaux sont consonants. D'une manière générale, si  $\mathcal{F}_1 = \{f_1, f_2, ..., f_k\}$  ses éléments sont dits consonants si et seulement si  $f_1 \subseteq f_2 \subseteq ... \subseteq f_k$ . Considérons l'exemple où  $\mathcal{F}_1 = \mathcal{F}_2$ . Les éléments focaux sont consonants par contre les distributions de masses sont différentes comme le montre l'exemple suivant :

**Exemple 5.5** Soient  $\epsilon$  un nombre positif qui tend vers 0 et deux distributions de masses consonantes :  $m_1(C_1) = 1 - 2\epsilon$ ,  $m_1(C_1 \cup C_2) = \epsilon$ ,  $m_1(C_1 \cup C_2 \cup C_4) = \epsilon$ .  $m_2(C_1) = \epsilon$ ,  $m_2(C_1 \cup C_2) = \epsilon$ ,  $m_2(C_1 \cup C_2 \cup C_4) = 1 - 2\epsilon$ 

Les éléments focaux des deux sources n'ont aucune intersection vide, ce qui induit que la masse de l'ensemble vide est nulle. Cependant, les deux distributions de masses sont fortement dissimilaires. En effet, la première source met presque toute sa croyance sur  $C_1$  qui est une classe singleton. Ainsi, cette source est presque certaine. Par contre la deuxième source ignore partiellement la vraie classe de l'observation. De ce fait, même si les éléments focaux sont consonants, il existe un conflit explicite entre les sources  $m_1(C_1) - m_2(C_1) = 1 - \epsilon$  qui tend vers 1 de même pour l'ensemble composé  $|m_1(C_1 \cup C_2 \cup C_4) - m_2(C_1 \cup C_2 \cup C_4)| = 1 - \epsilon$ .

Ainsi, il n'est pas judicieux de se reposer uniquement sur la notion des relations ensemblistes (intersection) pour définir et identifier le conflit entre les distributions de masses.

En analysant les exemples précédents, nous pouvons conclure que la masse de l'ensemble vide :

- N'est pas une mesure parfaite du conflit ;
- Permet d'estimer la contradiction de la source avec elle même;

- Se repose sur la notion de relation ensembliste entre les éléments focaux qui est insuffisante pour estimer et quantifier le conflit ;
- N'intègre pas la notion de similarité entre les distributions et les valeurs de masses.

De ce fait, la masse de l'ensemble vide est une estimation de la présence du conflit entre les sources d'évidence. Elle est fortement liée à l'aspect conjonctive de l'opérateur de combinaison proposé par Shafer.

#### 5.3 Définition et analyse du conflit

Avant d'entamer les causes et les concepts liés au conflit, il est primordiale de définir qualitativement et quantitativement cette imperfection.

#### 5.3.1 Définitions et terminologies liées au conflit

Cette section est consacrée aux définitions de certaines notions et mesures qui sont souvent confondues à tord avec le conflit.

La consistance : La majorité des travaux existants définit l'inconsistance comme étant le conflit entre les sources d'information. Ils considèrent que la masse de l'ensemble vide représente le degré de l'inconsistance. Certain autres, définissent l'inconsistance en tant que le conflit ensembliste (entre les ensembles). Dans [Destercke et Burger, 2013], les auteurs ont mis en place certaines propriétés mathématiques et logiques pour définir l'inconsistance d'une source ou d'une distribution de masse. Ils estiment qu'une source est totalement consistante si et seulement si une classe du cadre de discernement est totalement plausible :  $\exists C_i \in \Omega \mid Pl(C_i) = 1$ . Une distribution de masse est consistante si l'intersection de tous les éléments focaux est différente de l'ensemble vide. En se basant sur ce raisonnement et les propriétés mathématiques et logiques, les auteurs proposent deux mesures de consistance  $\phi_{Pl}$  et  $\phi_m$  qui sont des fonctions agissant sur les masses des éléments focaux à valeurs dans [0, 1]:

$$\phi_{Pl} = \max_{C_i \in \Omega} Pl(C_i), \quad \phi_m = 1 - m(\emptyset) \tag{5.1}$$

- La contradiction : La contradiction apparait lorsque la source partage sa croyance sur plusieurs éléments focaux. Elle est appelée aussi *conflit intrinsèque* ou interne. Cette imperfection sera analysée en détaille dans la section suivante. Ce terme est souvent utilisé pour désigner le conflit entre les sources.
- La Non-spécificité : La Non-spécificité concerne la précision de la distribution de masse. [Ya-ger, 1983] a proposé une mesure qui est donnée par l'équation 5.2.

$$S(m) = \sum_{A \subseteq \Omega} \frac{m(A)}{|A|}$$
(5.2)

avec |.| désigne la cardinalité. [Smarandache *et al.*, 2011] ont présenté une étude plus détaillée de la Non-spécificité.

#### 5.3.2 Définitions qualitative et quantitative du conflit

Le conflit est l'une des imperfections les plus étudiées vu qu'il affecte directement les résultats visés et sa présence peut conduire à obtenir une information combinée contre-intuitive. Ce qui engendre la dégradation de la qualité de la décision. Il peut avoir deux aspects :

- 1. Extrinsèque : Il s'agit du conflit entre, au moins, deux informations provenant de différentes sources.
- 2. Intrinsèque : Ce type du conflit accompagne les informations acquises d'une seule source. Il traduit la contradiction d'une source avec elle même.

Formellement, étant données deux sources, elles sont en conflit s'il existe au moins un couple d'éléments focaux dont leur intersection est l'ensemble vide :

$$\mathcal{F}_1 \neq \mathcal{F}_2 \ et \ \exists \ f_i \in \mathcal{F}_1 \ et \ f_j \in \mathcal{F}_2 | \ f_i \cap f_j = \emptyset$$
(5.3)

Trois principaux cas de figure se présentent :

- $\exists f_i \in \mathcal{F}_1 \ et \ f_j \in \mathcal{F}_2 | \ f_i \cap f_j \neq \emptyset$ . Dans ce cas les sources sont partiellement conflictuelles puisque il existe  $(f_i, f_j) \in (\mathcal{F}_1, \mathcal{F}_2)$  tel que  $f_i \cap f_j \neq \emptyset$ ;
- $\forall f_i \in \mathcal{F}_1 \ et \ f_j \in \mathcal{F}_2, \ f_i \cap f_j = \emptyset$ . Dans ce cas les sources sont en conflit total;
- $\mathcal{F}_1 = \mathcal{F}_2$  et les éléments focaux sont consonants avec  $m_1 \neq m_2$ . Le fait que les ensembles des éléments focaux sont égaux et leurs éléments n'ont aucune intersection vide, ne signifie pas que les sources ne soient pas en conflit.

Une situation particulière peut avoir lieu lorsque les éléments focaux de chaque source sont consonants, mais il n'existe aucune intersection non vide entre les couples des éléments focaux. Cette situation traduit d'une part la fiabilité de chaque source et d'autre part le conflit total qui apparait.

Une analyse plus fine des trois situations nous permet de déduire que le conflit peut se produire à cause des formes particulières des ensembles des éléments focaux. Ce qui ramène à déduire que chaque source participe dans le conflit avec un "degré" différent. Par ailleurs, et comme mentionné précédemment, se reposer sur la relation ensembliste est insuffisant. D'autre coté, se reposer sur la similarité est insuffisant non plus. Il est intéressant de définir une mesure capable de quantifier le conflit en se basant sur des axiomes encore plus robustes en tenant compte des relations ensemblistes et de la similarité entre les sources (respectivement les distributions de masses). En revanche, avant d'entamer le conflit entre les sources, il est important d'analyser le degré de consistance de chaque source.

On trouve dans la littérature un ensemble de travaux qui ont visé à quantifier les imperfections les plus étudiées et ceux qui peuvent induire directement le conflit. Nous citons, sans êtres exhaustif, les mesures induites de l'entropie de Shannon telles que la mesure de confusion de Hohle, la dissonance de Yager, l'entropie de Deng [Zhou *et al.*, 2017] et la mesure d'ambiguïté définie par [Jousselme *et al.*, 2006]. Ces mesures sont souvent confondues à tort avec les mesures du conflit. Cependant, une mesure du conflit entre deux distributions de masses  $m_1(.)$  et  $m_2(.)$  doit vérifier certains axiomes et propriétés mathématiques comme détaillé par [Destercke et Burger, 2013]. Soit Conf(.,.) une mesure de conflit donnée et qui doit vérifier les axiomes suivantes :

- 1. La mesure doit être positive  $Conf(m_1, m_2) \ge 0$ ;
- 2. La mesure doit être normalisée :  $0 \leq Conf(m_1, m_2) \leq 1$ ;
- 3. Les valeurs d'extrême : Si  $Conf(m_1, m_2) = 0$  signifie que les deux distributions ne sont pas en conflit. Si  $Conf(m_1, m_2) = 1$  ceci veut dire que les distributions sont en conflit total;
- 4. Symétrique :  $Conf(m_1, m_2) = Conf(m_2, m_1);$
- 5. Indépendant de l'ignorance : La mesure Conf(.,.) doit être insensible à la combinaison avec l'ignorance ; si la vraie classe est complètement ignorée par  $m_2$ , c'est à dire  $m_2(\Omega) = 1$ ,  $m_{1,2}(\emptyset) = 1 - \phi(m_1)$ .
- 6. Insensible à la taille du cadre de discernement ;
- 7. Insensible à l'opération du raffinement : Soit R une fonction de raffinement qui engendre la fonction de masse raffinée  $m_{R(1)}$ , Conf doit vérifier  $Conf(m_1, m_2) = Conf(m_{R(1)}, m_2)$ ;
- 8. Elle doit être indépendante de la relation entre les sources. En d'autres termes, même si une relation de dépendance existe entre les sources, la mesure du conflit doit fournir une information fiable. Sachant deux sources sont dépendantes lorsque toute modification apportée à la distribution de masse de l'une des sources, une modification va altérer la deuxième distribution.

En suivant ces axiomes et la relation de dépendance entre les sources, les auteurs de [Destercke et Burger, 2013] ont proposé des mesures du conflit où chacune caractérise une situation particulière du conflit :

- Le conflit total;
- Le conflit partiel;
- Faiblement non conflictuelles (sources).

Pour les trois mesures proposées par les auteurs, on peut remarquer qu'ils sont reposés sur la fonction de plausibilité et la masse de l'ensemble vide (K) sans tenir compte de la similarité entre les distributions de masses. Les mesures proposées dépendent de la forme et la relation entre le conflit et la distribution de masse. Les auteurs ont commencé par raisonner sur la consistance d'une distribution de masse par analogie avec la consistance ensembliste. Par la suite, ils ont exploité cette extension pour définir le conflit entre les masses en passant d'abord par le conflit entre les ensembles.

[Martin, 2012] considère que l'une des propriétés fondamentales qu'une mesure de conflit doit vérifier est « le conflit total » comme expliquée par l'expression suivante :

$$Conf(m,m) = 0 \tag{5.4}$$

En d'autres termes, une mesure de conflit Conf(.,.) doit être différente d'une mesure de conflit intrinsèque. Le conflit d'une source avec elle même doit être nul, ce qui est intuitif. Cette propriété n'est pas vérifiée par la masse de l'ensemble vide. Cette propriété est appelée *l'identité*.

En résumant, la masse de l'ensemble vide ne correspond pas souvent au conflit entre les sources. D'autre côté, l'hypothèse du monde ouvert soutenue par le "MCT"mis en place par Smets [Smets et Kennes, 2008] exclue d'autres origines et interprétations du conflit. À titre d'exemple, lorsque les deux sources  $S_1$  et  $S_2$  mettent toutes leurs croyances sur deux classes

singletons différentes  $m_1(C_1) = 1$  et  $m_2(C_2) = 1$  en conséquence  $m(\emptyset) = 1$ . Une interprétation conventionnelle de cette situation est la vraie classe ne figure pas dans le cadre de discernement. Cependant, ceci ne représente pas toutes les situations et interprétations possibles. En effet, ceci peut traduire l'aspect dynamique du sujet d'étude, un robot en mouvement, suivi d'une cible, un changement à travers le temps. Ainsi, lorsque la masse de l'ensemble vide est maximale traduit différentes possibilités d'où ceci peut nous aider à "qualifier "le conflit selon la situation et son origine.

Une vision personnelle est ainsi formulée, un conflit est la contradiction entre les sources lorsqu'on ignore son origine et son interprétation. En d'autres termes, selon les sources et le problème abordé, la masse de l'ensemble vide non nulle ne traduit pas souvent le conflit, mais plutôt la nonexhaustivité, non-exclusivité, erreur de modélisation, aspect dynamique. Toutes ces situations vont apparaître sous forme d'un conflit.

En outre, [Liu, 2006] propose une définition différente du conflit qui se base sur la masse de l'ensemble vide et la distance entre les "betting commiments" (probabilité pignistique). L'auteur estime que si chaque mesure est prise séparément de l'autre, elle ne suffit pas pour mesurer le conflit. Ainsi, l'auteur a proposé une mesure du conflit bi-paramétrées qui se repose sur la relation conjonctive entre les éléments focaux et la similarité entre les probabilités pignistiques.

#### 5.3.3 Analyse et gestion du conflit au sein de la DST

Plusieurs travaux ont essayé de proposer une alternative à la masse de l'ensemble vide en se basant sur différentes autres notions ou bien en essayant de prouver que la règle orthogonale de Dempster n'est pas convenable dans certaines situations pour la combinaison des fonctions de masses. En conséquence, plusieurs modifications apportées à la théorie originale de Dempster-Shafer ont été proposées pour pouvoir s'adapter aux différentes situations. Il est possible de catégoriser ses travaux selon leurs objectifs en trois principales familles : Les approches basées sur l'élimination du conflit, les approches basées sur la quantification du conflit et les approches de généralisation de la DST.

#### 5.3.3.1 Approches basées sur l'élimination du conflit

Un nombre important de travaux ont cherché des solutions pour supprimer le conflit qui apparait lors de la combinaison sans prendre en considération sa sémantique ou son origine. La première méthode était la règle de Dempster normalisée. Elle divise la masse combinée par la somme des masses non conflictuelles. En conséquence, un nombre considérable de règles de combinaison ont été proposées qui essayent d'éliminer le conflit pendant la phase de combinaison. Parmi ces règles nous trouvons celles de [Yager, 1987], [Inagaki, 1991], Zhang, Dubois et Prade [Dubois et Prade, 1986, Daniel, 2000, Lefevre *et al.*, 2002, Daniel, 2003]. Nous trouvons aussi la famille des règles qui redistribuent le conflit "PCR 1-6"[Smarandache et Dezert, 2005, Florea *et al.*, 2006, Smarandache et Dezert, 2015]. Finalement, nous constatons que les règles peuvent être classées en deux grandes familles selon leurs stratégies de combinaison des masses conflictuelles : (1) Redistribution du conflit sur les classes qui l'engendrent, (2) un comportement adaptatif (conjonctif et disjonctif). Ce dernier type de règles est utilisé lorsque l'une des sources n'est pas fiable.

Lorsque le conflit résulte de la non-fiabilité d'une source connue, il est possible d'affaiblir sa distribution de masse par un *facteur de fiabilité* pour obtenir une nouvelle distribution de masse [Smets, 1993].

$$m^{\alpha}(A) = \alpha \times m(A), \ \forall A \in 2^{\Omega}$$
  
$$m^{\alpha}(\Omega) = 1 - \alpha \times (1 - m(\Omega))$$
  
(5.5)

où  $\alpha$  est le facteur d'affaiblissement. Affaiblir la fonction de masse entraine l'affaiblissement de la crédibilité. Cette opération permet de réduire le conflit global lors de la phase de combinaison.

Généralement, le facteur d'affaiblissement n'est pas connu *a priori*. Certains travaux le défini empiriquement alors que d'autres ont proposé des algorithmes et des méthodes spécifiques pour le quantifier. Parmi les travaux les plus cités on trouve [Martin *et al.*, 2008] où les auteurs ont estimé le facteur de fiabilité à l'aide du conflit entre les sources d'évidence [Mercier *et al.*, 2005]. Certains autres travaux ont cherché à modifier la distribution de masses en agissant sur la forme prise par les éléments focaux. En d'autres termes, ils transforment les distributions dissonantes en des distributions consonantes. Ce type de transformation se fait dans le cadre de l'approximation de la distribution de masse. Ceci aide à éliminer le conflit interne au sein de chaque source ainsi il limite sa propagation [Dubois et Prade, 1990].

#### 5.3.3.2 Approches basées sur la quantification du conflit

Cette famille d'approches proposent des mesures permettant de quantifier le conflit et d'autres situations liées au conflit telles que la spécificité, la dissonance, la corrélation. Certaines mesures sont exposées et comparées dans [Smarandache *et al.*, 2012]. Une première métrique dans ce sens était la masse conjonctive de l'ensemble vide à partir de laquelle d'autres métriques ont été mises en place. Ceci a été initié par les travaux de [Yager, 1983] qui a proposé la mesure suivante :

$$Conf(m_1, m_2) = -ln(1 - m_{12}(\emptyset))$$
(5.6)

[George et Pal, 1996] exposent et discutent les propriétés mathématiques et axiomatique qu'une mesure du conflit doit respecter. Ainsi, ils ont proposé le système 5.7 :

$$\begin{cases}
Con(A, B) = 1 - \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \\
Conf(A) = \sum_{B \in \mathcal{F}_2} m(B).Con(A, B) \\
TC[(\mathcal{F}, m)] = \sum_{A \in \mathcal{F}} m(A).Conf(A)
\end{cases}$$
(5.7)

Une autre mesure est exposée dans [Jousselme et Maupin, 2012] et se repose sur la transformation pignistique et l'analogie avec l'entropie de Shannon. Une mesure de corrélation basée sur les fonctions de masses a été proposée par [Jiang, 2016] pour quantifier la similarité entre les sources d'évidence et par la suite analyser le conflit.

Les mesures de dissimilarités et les distances appliquées spécialement entre les corps d'évidence ont attiré une attention particulière. Nous trouvons, ainsi, dans la littérature une revue détaillée des différentes distances [Jousselme et Maupin, 2012]. Les auteurs sont basés sur les différentes propriétés mathématiques et axiomatiques (symétrie, inégalité triangulaire...) pour classer les distances et les métriques (métrique, pseudo-distances, distances...). Une deuxième étude a été menée dans [Loudahi, 2014] où un ensemble de propriétés des distances en tenant compte de la spécificité du cadre de raisonnement évidentiel a été proposé pour voir à quel point une mesure de similarité est consistante avec les règles de combinaison. Cependant, il est important de mentionner que les distances entre les corps d'évidence ne sont pas des mesures absolues de conflit. En effet, selon [Destercke et Burger, 2013, Klein *et al.*, 2016] les distances ne vérifient pas les différents axiomes et propriétés auxquelles une mesure de conflit doit obéir :

- La valeur maximale de la distance ne correspond pas au conflit total;
- Elle dépend de la taille du cadre de discernement (sensible à l'opération du raffinement);
- L'ensemble vide a une distance non nulle avec les éléments focaux.

En revanche, les distances ont été exploitées pour comparer et analyser les masses afin d'estimer le conflit et la similarité voir évaluer la distribution de masse issue d'un algorithme d'approximation.

La distance de Jousselme est l'une des distances évidentielles, les plus citées, proposée par [Jousselme *et al.*, 2001]. C'est une distance euclidienne qui se repose sur la matrice de Jaccard notée  $D_j$  qui permet de tenir compte des différences de cardinalité des éléments focaux lors du calcul de la distance. Ainsi,  $D_j$  contient les indices de Jaccard qui sont définis sur l'ensemble de de puissance  $2^{\Omega}$ . Cette distance est donnée par l'expression suivante pour deux distributions de masses  $m_1$  et  $m_2$ :

$$d_J(m_1, m_2) = \sqrt{\frac{1}{2}(m_1 - m_2)^t D_j(m_1 - m_2)}$$
(5.8)

Sachant que la matrice de Jaccard est calculée comme suit :

$$D_{j}(A,B) = \begin{cases} 1 \ si \ A = B = \emptyset \\ \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \end{cases}$$
(5.9)

avec |A| désigne la cardinalité de l'élément focal A. Cette distance semble la plus appropriée pour estimer et mesurer le conflit entre les sources puisque elle a été largement appliquée [Shi *et al.*, 2016, Li *et al.*, 2011, Martin *et al.*, 2008]. L'une de ses principales propriétés est l'identité  $d_j(m,m) = 0$ . Cependant, elle a été critiquée par certains travaux puisqu'elle engendre parfois des valeurs non raisonnables [Wang *et al.*, 2016, Shi *et al.*, 2016, Han *et al.*, 2017].

Une autre distance (bi-dimensionnelle) largement citée est proposée par [Liu, 2006]. Elle se repose sur deux mesures : la masse de l'ensemble vide et la distance entre le "betting commitments".

$$\begin{cases}
Conf = \langle K, difBetP \rangle \\
difBetP = max_{A \in 2^{\Omega}}(|BetP_{m_1}(A) - BetP_{m_2}(A))
\end{cases}$$
(5.10)

où BetP est la fonction de probabilité pignistique. difBetP désigne la distance entre les transformations pignistiques.

Afin de décider sur le conflit, cette distance se repose sur le seuillage comme la majorité des

distances proposées.

Soit  $\epsilon$  un seuil de conflit toléré : Si  $K > \epsilon$  et  $difBetP > \epsilon$  les sources sont considérées en conflit. La question qui se pose : Est ce que c'est judicieux de considérer le même seuil pour décider sur le conflit ? En effet, les deux mesures impliquées ne raisonnent pas de la même manière.

D'une manière analogue, [Daniel, 2013] a proposé une mesure de conflit basée sur la distance entre les mesures de plausibilités. Pour cela, il a d'abord défini une fonction de plausibilité normalisée :  $Pl\_Pr(C_i) = \frac{Pl(C_i)}{\sum_{C_i \in \Omega} Pl(C_i)}$ . Cette fonction appelée aussi transformation de probabilité. Ensuite, il a défini l'ensemble du conflit  $\Omega_{PlC}(m_1, m_2)$  qui renferme les classes singletons qui ont des transformations de probabilités conflictuelles :

$$\Omega_{PlC}(m_1, m_2) = \{ C \in \Omega \mid (Pl\_Pr(m_1)(C) - \frac{1}{n}) \times (Pl\_Pr(m_2)(C) - \frac{1}{n}) < 0 \}$$
(5.11)

Si  $\Omega_{PlC}(m_1, m_2) = \emptyset$  ceci traduit que les deux distributions ne sont pas conflictuelles. Finalement, le conflit de plausibilité entre deux fonctions de croyances est donné par :

$$Pl\_C(m_1, m_2) = min(Pl\_C_0(m_1, m_2), m(\emptyset))$$
(5.12)

Avec  $Pl - C_0(m_1, m_2)$  est donnée par l'expression suivante :

$$Pl\_C_0(m_1, m_2) = \sum_{C \in \Omega_{PlC}(m_1, m_2)} \frac{1}{2} |Pl\_Pr(m_1(C)) - Pl\_Pr(m_2(C))|$$
(5.13)

Pour conclure cette section, une distance est une indication de la présence du conflit entre deux distributions de masse. Même si cette distance ne permet pas de quantifier précisément le conflit entre les sources d'évidence, elle permet d'indiquer la présence du conflit et d'améliorer voir corriger les distributions des masses avant même la combinaison.

#### 5.3.3.3 Approches de généralisation de la DST

Ces travaux ont pour objectif de proposer des extensions avec lesquelles les limites de la DST soient pallier. L'un des travaux les plus connus dans ce sens est le Modèle de Croyance Transférable "MCT" proposé par Smets [Smets *et al.*, 1991] détaillé dans la section 2.3.4.1. L'idée est basée sur les notions des mondes "ouvert" et "fermé" pour gérer le conflit causé par la non-exhaustivité du cadre de discernement. Dans ce cas, la masse de l'ensemble vide correspond à (aux) l'hypothèse(s) qui ne figure(nt) pas dans le cadre. L'exemple 5.1 illustre cette situation.

La théorie de Dezert et Smarandache (exposée dans la section 2.3.4.2) est fondée principalement sur la notion de non-exclusivité du cadre de discernement. Ainsi, une modélisation plus riche est proposée qui permet de pallier le problème du conflit causé par la non-exclusivité des hypothèses du cadre de discernement.

Globalement, les deux extensions proposées, ont essayé d'apporter des solutions aux problèmes causés par les limites de modélisation de la DST sans apporter des modifications aux fondements mathématiques de la théorie. Par contre, un travail plus récent de [Deng, 2015] a eu pour principal objectif la gestion du conflit sous l'hypothèse du monde ouvert. L'idée de la contribution se repose sur la définition explicite de l'ensemble vide dans le cadre de discernement en lui attribuant une masse non nulle pendant la phase d'estimation. En conséquence, des modifications sont apportées aux définitions des fonctions de croyance et la règle conjonctive de Dempster. Finalement, ces extensions ont visé l'amélioration du traitement du conflit par la théorie de Dempster-Shafer et par la suite la rendre plus robuste face aux principales causes du conflit qui sont liées à la modélisation.

Rappelons que notre objectif n'est pas l'élimination du conflit ni sa réduction mais plutôt l'analyse et la quantification du conflit induit par des changements multi-temporels. Pour cela, il est primordiale de classer et d'étudier les origines du conflit.

#### 5.4 Origines et interprétations du conflit évidentiel

Généralement, la majorité des travaux de recherche ont conclu que le conflit a trois principales origines [Smets *et al.*, 1991, Smets, 1997] :

- Modélisation non fiable;
- Incompatibilité des sources d'évidence;
- La non fiabilité, d'au moins, de l'une des sources.

Cependant, cette vision générale et vague des origines peut être détaillée d'avantage. En effet, il est intéressant de voir les origines relatives à chaque source (conflit mono-source) qui est souvent appelée *conflit interne ou intrinsèque*. Ensuite, nous focalisons l'intérêt sur le conflit global entre les sources d'évidence désigné souvent par le *conflit extrinsèque*.

#### 5.4.1 Conflit intrinsèque

Le conflit intrinsèque est défini en tant que la contradiction d'une source avec elle même. Une estimation possible de cette contradiction est le calcul de la masse de l'ensemble vide d'une distribution de masse avec elle même (Auto-conflit) [Martin, 2012].

Ce type de conflit est souvent appelé contradiction. Une mesure notée Contr a été proposée dans [Smarandache *et al.*, 2011] :

$$Contr_m(m) = c \times \sum_{f \in F} m(f) \times d(m, m(f))$$
(5.14)

avec  $d(m, m_f)$  désigne une distance evidentielle (d peut être la distance de Jousselme) de la masse  $m_f$  de l'élément focal f avec la distribution de masse m et c est un facteur de normalisation fixé selon la cardinalité de  $\Omega$  et la distance appliquée. Cette mesure quantifie la contradiction d'un élément focal par rapport à la distribution m.

*Exemples [Smarandache* et al., 2011] : Étant donnée une distribution de masse m qui vérifie :  $m(C_1) = 0.5$  et  $m(C_2) = 0.5$  et soit c est égale à 2.

 $Contr_m(C_1) = 0.25$  et  $Contr_m(C_2) = 0.25$  d'où  $Contr_m = 1$ . Ceci traduit le fait que la source est complètement contradictoire avec elle même (contradiction maximale).

Soit une deuxième distribution de masse bayésienne :  $m(C_1) = 0.6$ ,  $m(C_2) = 0.3$  et  $m(C_3) = 0.1$ . La distance choisie est celle de Jousselme. On obtient,  $Contr_m(C_1) \simeq 0.36$ ;  $Contr_m(C_2) \simeq 0.66$  et  $Contr_m(C_3) \simeq 0.79$ , d'où  $Contr_m = 2 * (0.36 * 0.6 + 0.66 * 0.3 + 0.79 * 0.1) \simeq 0.9849$ . Prenons un troisième exemple où la distribution de masse a la forme :  $m(C_1 \cup C_2 \cup C_3) = 0.6, m(C_2) = 0.3$  et  $m(C_3) = 0.1 \ Contr_m(C_1 \cup C_2 \cup C_3) \simeq 0.28$ ;  $Contr_m(C_2) \simeq 0.56$  et  $Contr_m(C_3) \simeq 0.71 \ Contr_m = 2 * (0.28 * 0.6 + 0.56 * 0.3 + 0.71 * 0.1) \simeq 0.8092$ . La valeur Contr dépend du nombre et de la précision des éléments focaux.

La distance est appliquée en tant que mesure d'incertitude. D'autre part, cette mesure de contradiction dépend de la cardinalité de l'ensemble des éléments focaux et de la distance choisie.

Il est aussi possible de quantifier la contradiction en utilisant la fonction de plausibilité comme défini dans [Daniel, 2010, Daniel, 2013] :

$$PlIntC = 1 - max_{C \in \Omega} Pl(C) \tag{5.15}$$

Ces mesures sont définies globalement sans tenir compte de l'origine du conflit. Par contre, pour mieux réduire la contradiction au sein d'une source donnée et limiter sa propagation, il faut diagnostiquer rigoureusement ses origines.

En générale, le conflit intrinsèque a trois principales causes liées à la fiabilité et la qualité de la source qui sont les qualités : de la source, de l'information et de la représentation de l'information [Rogova et Bosse, 2010].



FIGURE 5.4 – Niveaux de la qualité de l'information issue d'une source

Les qualités de la source, de l'information et de la représentation sont fortement liées à la fiabilité de la modélisation du problème et par la suite à l'apparition de la contradiction et à sa transformation en conflit global.

#### 5.4.1.1 Fiabilité de la source et de l'information

Le premier et le plus bas niveau de fiabilité est relatif à la source elle-même. Elle a été définie par [Smarandache *et al.*, 2010] comme étant la capacité de la source à fournir des informations "*vraies*" et une solution correcte du problème. Cette fiabilité dépend directement de l'état physique du capteur, des conditions d'acquisition et des modèles et des paramétrages utilisés. La capacité de la source à reporter la scène sera automatiquement affectée.

Par conséquent, la source devient de moins en moins fiable en fonction du temps ce qui affecte directement sa pertinence. Les sources d'informations sont de deux types : subjective et objective [Rogova et Bosse, 2010]. Les sources subjectives, généralement, fournissent des informations symboliques avec une crédibilité mise en question. Par contre, les sources objectives fournissent généralement des fréquences et des valeurs numériques. Ce type de sources est caractérisé par un degré de fiabilité qui traduit sa crédibilité. Généralement, le degré de fiabilité de la source est ignoré et déterminé d'une façon empirique. Une source, que ce soit subjective ou objective, est caractérisée par sa fiabilité, crédibilité, sa pertinence et sa capacité à fournir une description complète de la scène d'étude. Tous ses facteurs vont se propager et affecter la qualité de l'information (sec.2.2.2). Une source dont sa fiabilité, pertinence et objectivité sont mis en question fournit automatiquement une distribution de masse contradictoire. Une information fiable est une information complète, certaine et précise. Elle est liée directement à la fiabilité et la qualité de la source. La non-fiabilité de la source engendre l'imperfection de l'information acquise incomplète est une information imprécise, ambiguë voire incertaine qui participe à l'apparition de l'inconsistance au sein de la même source et met l'exclusivité des hypothèses en question.

#### 5.4.1.2 Fiabilité de modélisation et de la représentation de l'information

Une fois que l'information est acquise, l'étape suivante consiste à la modéliser et à la structurer sous forme de classes (hypothèses, caractéristiques, décision etc...). Cette étape est généralement réalisée à l'aide d'un expert. Les connaissances de l'expert, qui est une source subjective, sont impliquées implicitement dans la définition du cadre de discernement. En conséquence, la fiabilité de la modélisation peut être affectée.

Par ailleurs, la fiabilité de la modélisation peut être interprétée à travers la relation entre les classes. Est-ce que les classes du cadre de discernement représentent réellement la scène ? Est-ce que chaque classe a une sémantique et correspond à une classe thématique de la scène ? Ces deux questions mettent en cause l'exclusivité et l'exhaustivité du cadre de discernement. Les classes déduites doivent être les moins ambigües possibles pour faciliter leurs interprétations et leurs estimations.

Une fois le cadre de discernement est déterminé, l'étape suivante consiste à trouver le modèle de la distribution de masse la plus fidèle à l'information acquise. Ainsi, une estimation donnée doit être informative et doit caractériser la sémantique de l'information. En effet, si la source soufre d'une imperfection spécifique, cette imperfection doit être exprimée explicitement voir implicitement à travers l'estimation des masses. Intuitivement, la distribution de masse ainsi que la génération de l'ensemble des éléments focaux dépendent étroitement de la phase de modélisation du problème abordé. La qualité de la représentation de l'information est une question de la modélisation du problème, de la fiabilité de l'information et de la qualité de la source. En conséquence, la consistance de la source et la contradiction représentée en fonction de la masse vont dépendre de tous les facteurs de qualité détaillés dans cette section.

#### 5.4.2 Conflit extrinsèque

Étant données deux sources d'évidence  $S_1$  et  $S_2$  modélisées respectivement par les cadres de discernement  $\Omega_1$  et  $\Omega_2 : S_1(\Omega_1, \mathcal{F}_1, m_1)$  et  $S_2(\Omega_2, \mathcal{F}_2, m_2)$ , un conflit extrinsèque est causé par la contradiction entre les informations fournies par les deux sources. Ceci est traduit par le conflit entre les distributions de masses  $m_1$  et  $m_2$ .

#### 5.4.2.1 Conflit causé par la fiabilité des sources

Comme mentionné précédemment dans la section du conflit intrinsèque, la qualité de la source est l'un des facteurs directs de l'apparition du conflit global. L'exploitation conjointe des informations multi-sources engendre automatiquement le conflit. Cependant, le degré de conflit devient intolérable lorsque les sources n'ont pas la même fiabilité, ou plus précisément, lorsque la différence entre les degrés de fiabilités des sources est large.

Par ailleurs, exploiter conjointement des sources ayant des conflits intrinsèques considérables est un facteur principal dans l'apparition du conflit multi-sources. Ce type de conflit est généralement géré par affaiblissement de la source non-fiable ou par le choix de la règle de combinaison la plus appropriée.

#### 5.4.2.2 Conflit causé par la modélisation

La fusion par la DST permet de combiner des sources hétérogènes définies sur des cadres de discernement différents, mais qui doivent être compatibles . Par contre, avant l'estimation et la combinaison de la fonction de masse, il faut générer un cadre de discernement commun qui représente les deux sources.

Afin d'unifier les cadres, une fonction R de raffinement/grossissement est souvent définie dans une telle situation [Shafer, 1976, Smets *et al.*, 1991].

Cette opération se fait à l'aide des connaissances *a priori* ou bien à l'aide d'un expert. Évidemment, ceci crée un terrain pour l'apparition du conflit entre les sources, puisque il est possible d'obtenir des classes non exclusives ou même de se tromper dans la mise en correspondance. En conséquence, l'apparition du conflit dépend de la qualité et de la fiabilité de l'opération.

Dans le même contexte, le choix des sources alimente le conflit extrinsèque, (à titre d'exemples, la combinaison de deux sources non fiables). Ou bien, l'implication des sources hétérogènes qui ne fournissent pas les même quantité et qualité d'informations même si elles ont le même degré de fiabilité. La modélisation des sources hétérogènes nécessite une estimation différente de distribution de masses pour chaque source.

#### 5.4.2.3 Conflit causé par la propagation de l'imperfection

Les imperfections qui accompagnent les informations acquises ont un effet important dans l'apparition du conflit entre les sources. En d'autres termes, les imperfections sont deux à deux liées et l'une induit l'autre. Ainsi, l'exploitation des informations incertaines, imprécises et contradictoires participe immédiatement dans l'apparition du conflit extrinsèque.

Avant de combiner les informations multi-sources, voir les exploiter conjointement, il est important de réduire les imperfections et les contradictions au sein d'une même source pour empêcher leurs propagations et leurs participations dans l'apparition du conflit extrinsèque.

#### 5.4.3 Analyse générale et récapitulative des causes de conflit

Dans les sous-sections précédentes, nous avons exposé les différentes sources des conflits intrinsèques et extrinsèques. Nous avons vu que le conflit est induit par la fiabilité de la source et se propage et s'alimente à chaque étape de pré-traitement avant l'exploitation conjointe. La figure 5.5 illustre les différents niveaux de qualité de sources et d'information qui peuvent avoir un effet direct sur l'apparition des conflits intrinsèque et extrinsèque. En outre, l'apparition du conflit global fort lors de la combinaison est le résultat de l'accumulation de la modélisation non appropriée du problème en chacune de ses étapes (choix du capteur d'acquisition jusqu'à l'estimation de la distribution de masse).

Cependant, la nature du problème ainsi que l'objectif de l'application peuvent être les origines de l'apparition d'un conflit global. Prenant les exemples de la fusion d'une image très haute résolution avec une autre issue d'un capteur basse résolution ou bien une image Landsat avec une image Radar. Ce type de situation est appelé fusion multi-résolutions. Le conflit qui apparait revient dès le début au choix des sources d'informations. Par ailleurs, la manipulation des images sont multi-temporelles (où la scène a subi des changements) induit un conflit. Dans ce cas, l'analyse et l'interprétation du conflit vont dépendre étroitement des types de changements qui sont survenus.



FIGURE 5.5 – Propagation de l'effet de la qualité de la source.

Pour récapituler, les principales causes du conflit sont la fiabilité et la modélisation ainsi les différentes origines peuvent être classées selon ces deux familles. Dans notre situation le choix d'images multi-temporelles peut être vu comme étant le fruit d'une modélisation non appropriée. Mais, en réalité si la source est fiable à l'instant de l'acquisition et si la modélisation et le choix des classes se font le plus minutieusement possible, le conflit va persister. Comme exemple, on peut reprendre les distributions de masses  $m_1$  et  $m_2$  où les deux sources mettent toutes leurs croyances sur deux classes différentes modélisées sous l'hypothèse du monde fermé du cadre de discernement. Dans ce cas, nous pouvons constater que les sources consistantes et leurs pertinences ne sont pas mises en question. Ce qui traduit le fait que la cause du conflit dans ce cas est le changement qui s'est produit entre les deux instants.

#### 5.5 Interprétations et analyse du conflit

Bien que les travaux de gestion et de quantification du conflit soient multiples, ceci n'a pas permis de trouver une méthode capable de s'adapter aux sémantiques du conflit et de donner une définition mathématique générale de cette imperfection. La majorité des travaux existants essaye de trouver une solution afin de gérer le conflit, sans accorder de l'importance ni à son origine ni à sa sémantique en ignorant le fait que les imperfections d'information, en générale, et le conflit en particulier peuvent être porteurs de connaissances non triviales et intéressantes. De plus, certaines analyses et interprétations du conflit peuvent être contradictoires avec les origines des conflits selon le cas d'application. Ceci sera montré dans cette section.

Considérons deux images sources multi-temporelles  $T_1$  et  $T_2$  d'une même scène, ayant subi des changements et des transformations temporelles. Ces changements peuvent affecter directement l'ensemble de classes qui forment le cadre de discernement, c'est à dire sa composition. En conséquence, l'image  $T_2$  est représentée par un nouveau cadre de discernement  $\Omega_2 \neq \Omega_1$ .

Le fait que le cadre de discernement à l'instant  $t_1$  soit différent de celui de l'instant  $t_2$  ne signifie pas qu'ils ne sont pas compatibles mais plutôt  $\Omega_1 \cap \Omega_2 \subseteq \Omega_1$ .

Les changements qui affectent une scène donnée peuvent avoir plusieurs formes. Il est possible de les classer en deux premières catégories : les changements significatifs et ceux non-significatifs. Un changement est non significatif (ou non-important) peut être une différence dans les plages de valeurs sans changer de classes. Ceci peut être dû aux conditions des captures des images. Ou bien il peut être un changement au sein de la même classe de  $C_i$  vers  $C_i$  changement spectrale (changement de couleur d'un bâtiment..), effets saisonniers, etc.

Les changements significatifs, à leurs tours, peuvent traduire plusieurs situations

- Transformation d'une classe  $C_i$  vers une classe  $C_j$ ;
- Disparition d'une classe;
- Apparition d'une nouvelle classe.

Les deux dernières formes de changements sont la cause d'altération du cadre de discernement entre les deux instants  $t_1$  et  $t_2$ .

Lors de l'exploitation conjointe des distributions de masses  $m_1$  et  $m_2$  relatives aux deux images  $T_1$  et  $T_2$ , les changements vont apparaître sous formes d'un fort conflit. Une interprétation et une analyse classiques de ce conflit vont estimer que l'origine de cette imperfection revient principalement à la modélisation et la non exhaustivité du cadre de discernement. Par contre, dans le cas où le conflit est induit par les changements, ces interprétations et analyses ne seront plus valides. Ceci va être exposé au fur et à mesure dans cette section.

Supposons que les distributions de masses  $m_1$  et  $m_2$  relatives aux images  $T_1$  et  $T_2$  ont été générées par la même méthode. L'un des cas de figure qui est plausible est le premier exemple dans la section 5.2 où les deux sources supportent fortement deux hypothèses différentes et chaque source met toute sa croyance sur l'hypothèse supportée. Une interprétation classique de cet exemple conclut que l'un des cadres de discernement n'est pas exhaustif et la vraie hypothèse n'est pas modélisée. Une autre interprétation met en cause la fiabilité de l'une des sources. Cependant, si on suppose que chaque source était fiable lors de l'acquisition, alors la deuxième interprétation classique est exclue.

De plus, on suppose que les deux images sont accompagnées par les informations nécessaires sur les classes qui les composent ainsi les cadres de discernement sont exhaustifs.

Dans ce cas, il reste une interprétation assez différente qui conclue que l'observation a changé la classe supportée par  $T_1$  vers la classe indiquée par  $T_2$ . Dans cet exemple la masse de l'ensemble

vide et le raisonnement sur ses différentes interprétations conduisent à une conclusion erronée. Par contre, une simple comparaison de similarité peut conduire à la conclusion correcte.

Cet exemple, permet de conclure que le confit a une sémantique et une interprétation selon l'application abordée.

La gestion du conflit et son élimination doivent se faire après une analyse minutieuse de ses origines. Appliquer les méthodes de gestion du conflit peut détruire des connaissances importantes. En d'autres termes, il faut réduire autant que possible le conflit non utile qui résulte soit d'une modélisation (respectivement une estimation) inappropriée soit de la non-fiabilité de la source et exploiter le conflit spécifique qui dépend de l'application pour le gérer selon l'objectif du problème.

En particulier, dans le cas d'une application où les sources sont multi-temporelles, le conflit résultant de l'exploitation conjointe de leurs distributions de masse est une troisième source qui fournit des informations sur les effets temporelles. L'analyse du conflit, dans ce cas, permet d'extraire des informations non trivialement identifiables avec les distributions de masses.

Cependant, il est important de faire la différence entre le conflit induit par les changements et le conflit induit par les qualités des sources et de la modélisation.

Pour cela, il est capital de définir un système d'analyse et de classification du conflit qui permet d'interpréter et de classer le conflit selon son origine et sa sémantique.



FIGURE 5.6 – Analyse et décomposition des différentes types de conflits

A l'issue de ce système, il sera possible de décider sur l'état d'un pixel : statique ou altéré et ceci en fonction du degré de conflit qui représente des changements.

## 5.6 Approche proposée pour la détection et l'analyse de changements bi-temporels

En se basant sur l'étude théorique exposée dans les différentes sections précédentes, et sur la richesse du conflit entre les sources (images bi-temporelles), nous allons exploiter cette imperfection pour *fouiller* des informations relatives aux changements. Ainsi, notre objectif est d'estimer le conflit induit uniquement par le changement multi-temporel. Dans ce qui suit, nous notons les images sources multi-temporelles prises aux instants  $t_1$  et  $t_2$  ( $t_1 < t_2$ ) respectivement par  $T_1$  et  $T_2$ .

Ne pas disposer des connaissances *a priori* sur les images  $T_1$  et  $T_2$  nous ramène à supposer que les deux sources ont les mêmes qualités et les mêmes degrés de fiabilités. Dans le même cadre de raisonnement, nous considérons l'image prise à l'instant  $t_1$  comme étant l'image référence. Ainsi, nous appliquons l'approche d'extraction du cadre de discernement sur l'image  $T_1$  pour obtenir  $\Omega$ . Ce dernier est considéré comme étant une vérité de terrain de l'image acquise à l'instant  $t_2$ . Ainsi, considérer le même ensemble de classes sémantiques pour deux images prises à deux instants différents, est une hypothèse qui ne se contredit pas avec le cadre applicatif qui est la détection et l'analyse de changements. Cette hypothèse a les principales avantages qui sont :

- 1. La réduction des faux changements qui sont dûs à la variation des conditions de captures et aux changements spectrales;
- 2. Appliquer l'algorithme de clustering proposé sur les deux images permet d'obtenir le même cadre de discernement ce qui prend inutilement du temps;
- 3. L'application de l'algorithme clustering sur  $T_1$  et  $T_2$  peut conduire à deux valeurs de centroïdes différentes pour une même classe sémantique. Cette différence entraîne automatiquement deux valeurs de masse différentes pour un même pixel. En conséquence, un conflit va se manifester.

En conclusion, dans une première étape les conflits qui peuvent être les conséquences des qualités des sources et des modélisations ont été réduits autant que possible.



FIGURE 5.7 – Système proposé de détection de changements

La figure 5.7 illustre les grandes étapes développées pour aboutir à la carte de changements qui sont :

- 1. La génération du cadre de discernement.
- 2. Le passage flou-croyance.
- 3. Le système d'analyse et d'interprétation de conflit

#### 5.6.1 Analyse et modélisation du conflit pour la détection de changements

Comme nous l'avons exposé dans la section 5.3.3, la majorité des approches et mesures de conflit proposées raisonne sur la "quantité globale"du conflit entre les sources d'évidence. En d'autres termes, à l'issue de l'application d'une mesure de conflit, une unique valeur est obtenue permettant d'estimer le conflit entre les sources. Cependant, le conflit résultant peut avoir différentes causes, tel que une modélisation non appropriée (resp. une estimation de masse), l'effet de la dimension temporelle, l'hétérogénéité des images. Par ailleurs, nous avons montré à travers l'analyse théorique et la discussion de la masse de l'ensemble vide que cette dernière ne peut pas mesurer le conflit dans toutes ses facettes. Pour ces raisons et afin de quantifier le conflit causé par le changement bi-temporel, nous orientons notre raisonnement vers le conflit *partiel* entre un couple d'éléments focaux. En revanche, considérer le conflit global uniquement ne permet pas d'identifier les différentes origines. Il est indispensable d'estimer la participation de masse non appropriée, il est plausible d'obtenir un degré de conflit relativement élevé alors que le pixel n'a pas changé de classes entre les deux instants.

En effet, dans le cas de la masse de l'ensemble vide, le conflit global est la somme des conflits partiels entre les couples des éléments focaux (dans le cas de disposition de deux sources d'évidence) comme le montre la figure 5.8. Étant données deux ensembles des éléments focaux  $\mathcal{F}_1$ et  $\mathcal{F}_2$ . Nous notons par  $Conf_{par}(f_i^1, f_j^2)$  la quantité du conflit entre les deux éléments focaux  $f_i^1 \in \mathcal{F}_1$  et  $f_j^2 \in \mathcal{F}_2$ .



FIGURE 5.8 – Relation entre le conflits partiels et le conflit global

Ainsi, nous désignons dans ce qui suit par le terme "conflit global"la quantité de conflit obtenue par l'application d'une mesure qui implique tous les éléments focaux dans le calcul, et nous désignons dans ce qui suit par "conflit partiel"la quantité du conflit mesuré entre un couple d'éléments focaux (dans le cas de deux sources).

Dans le but de quantifier le conflit induit par une transformation bi-temporels et de trouver les éléments focaux qui participent dans le changement, nous orientons notre raisonnement vers le conflit partiel et la décomposition du conflit global.

#### 5.6.1.1 Décomposition du conflit

Dans cette section, la méthodologie et le raisonnement suivis pour décomposer le conflit global en un ensemble de conflits partiels entre deux corps d'évidences multi-temporelles  $(\Omega_1, \mathcal{F}_1, m_1)$ et  $(\Omega_2, \mathcal{F}_2, m_2)$  sont détaillés. Nous considérons que  $\Omega_1 = \Omega_2 = \Omega$  pour exclure l'hypothèse de la transformation structurelle du cadre de discernement entre les deux instants  $t_1$  et  $t_2$ . En d'autres termes, l'hypothèse de l'apparition d'une nouvelle classe (resp. la disparition d'une classe) est exclue.

Considérons un ensemble d'éléments focaux associé à un pixel P et obtenu par la méthode d'estimation proposée dans le quatrième chapitre  $\mathcal{F}(P) = \{\{C_1\}, \{C_2\}, ..., \{C_i, C_j\}, \Omega\}$ . En analysant le conflit issu de l'exploitation croisée des couples d'éléments focaux, nous obtiendrons différents types réparties en trois catégories qui sont :

- 1. Une potentielle croyance en la production d'un changement bi-temporel;
- 2. Une forte croyance en une éventuelle production d'un changement bi-temporel;
- 3. Déficiences de la modélisation d'évidence induisant un conflit partiel.

où les différents types sont :

- Type 1 : instant  $t_1 : \{C_i\}$  & instant  $t_2 : \{C_j\} \ i \neq j$ ;
  - Cette situation constitue une potentielle situation de conflit dû à un changement temporel.
- Type 2 : instant  $t_1 : \{C_i\}$  & instant  $t_2 : \{C_i, C_j\}$  dans ce cas  $\{C_i\} \cap \{C_i, C_j\} = \{C_i\} \ i \neq j$ ;
  - Ce type de croisement apporte une indication d'une éventuelle transformation de la classe  $\{C_i\}$  vers la classe  $\{C_j\}$ .
- Type 3 : instant  $t_1 : \{C_i\}$  & instant  $t_2 : \{C_j, C_k\}$  dans ce cas  $\{C_i\} \cap \{C_j, C_k\} = \emptyset$   $i \neq j \neq k$ ;
  - Ce type de croisement contribue au calcul du conflit global qui peut avoir plusieurs interprétations potentielles :
    - Indication de changement de  $\{C_i\}$  vers l'une des deux classes  $\{C_i, C_k\}$ ;
    - Au cas de non changement, la masse conflictuelle de ce croisement est à mettre au crédit du conflit issu de la modélisation
- Type 4 : instant  $t_1 : \{C_i\}$  & instant  $t_2 : \Omega$  dans ce cas  $\{C_i\} \cap \Omega = \{C_i\}$ 
  - Malgré le fait que ce croisement contribue au calcul du conflit global dans le cas de la masse de l'ensemble vide  $\{C_i\} \cap \Omega \neq \emptyset$ , la masse qui résulte de ce croisement constitue une indication de changement de  $\{C_i\}$  à l'instant  $t_1$  mais on n'est pas capable d'interpréter ce changement (qui peut inclure l'apparition d'une nouvelle classe).
- Type 5 : instant  $t_1 : \{C_i, C_j\}$  instant  $t_2 : \{C_i\}$  dans ce cas  $\{C_i, C_j\} \cap \{C_i\} = \{C_i\}$ ;
  - Deux interprétations potentielles :
    - Le pixel était à la classe  $\{C_j\}$  à l'instant  $t_1$  (mais à cause de la qualité de la modélisation il existait une masse sur  $\{C_i, C_j\}$ ) et il y a eu un changement vers la classe  $\{C_i\}$  à l'instant  $t_2$ ;
    - Le pixel était à la classe  $\{C_i\}$  à l'instant  $t_1$  (mais à cause de la qualité de la modélisation il existait une masse sur  $\{C_i, C_j\}$ ) et il n'y a pas eu de changements à l'instant  $t_2$ .
- Type 6 : instant  $t_1 : \{C_i, C_j\}$  & instant  $t_2 : \{C_k\}$  dans ce cas  $\{C_i, C_j\} \cap \{C_k\} = \emptyset$ ;
  - Au cas de non changement, la masse issue de ce conflit contribue au calcul du conflit global et doit être mis au crédit de la modélisation;

- Dans le cas d'un changement potentiel (de l'une des classe  $\{C_i, C_j\}$  à l'instant  $t_1$  vers la classe  $\{C_k\}$  à l'instant  $t_2$ ), la masse issue de ce conflit doit être considérée dans l'estimation du changement.
- Type 7 : instant  $t_1 : \{C_i, C_j\}$  & instant  $t_2 : \{C_k, C_p\}$  dans ce cas  $\{C_i, C_j\} \cap \{C_k, C_p\} = \emptyset$ .
  - Au cas de non changement, la masse issue de ce conflit contribue au calcul du conflit global et doit être mis au crédit de la modélisation;
  - Dans le cas d'un changement potentiel (de l'une des classe  $\{C_i, C_j\}$  à l'instant  $t_1$  vers l'une des classes  $\{C_k, C_p\}$  à l'instant  $t_2$ ), la masse issue de ce conflit doit être considérée dans l'estimation du changement.
- Type 8 : instant  $t_1 : \{C_i, C_j\}$  & instant  $t_2 : \Omega$  dans ce cas  $\{C_i, C_j\} \cap \Omega = \{C_i, C_j\}$ .
  - Ce type doit être mis au crédit de la modélisation.
- Type 9 : instant  $t_1 : \Omega$  & instant  $t_2 : \{C_i\}$  dans ce cas  $\Omega \cap \{C_i\} = \{C_i\}$ .
  - Ce type doit être mis au crédit de la modélisation.
- Type 10 : instant  $t_1 : \Omega$  & instant  $t_2 : \{C_i, C_j\}$  dans ce cas  $\Omega \cap \{C_i, C_j\} = \{C_i, C_j\}$ 
  - Ce type doit être mis au crédit de la modélisation.
- Type 11 : instant  $t_1 : \Omega$  & instant  $t_2 : \Omega$  dans ce cas  $\Omega \cap \Omega = \Omega$ .
  - Ce type doit être mis au crédit de la modélisation.

En examinant les différents types et situations de couples des éléments focaux tout en tenant compte de la stratégie de fusion orthogonale nous pouvons les répertorier dans les trois catégories comme suit :

La première catégorie indique une potentielle croyance en un changement bi-temporel d'une classe sémantique  $\{C_i\}_{t_1} \in \Omega$  à une autre classe sémantique  $\{C_j\}_{t_2} \in \Omega$  avec  $(i \neq j)$ . Le conflit partiel associé à cette catégorie peut donc être estimé à partir de la fusion orthogonale de l'élément focal  $\{C_i\}_{t_1}$  avec l'élément focal  $\{C_j\}_{t_2}$ . Ce type de fusion orthogonal est référencé comme Type 1 :  $\{C_i\}_{t_1}$  contre  $\{C_j\}_{t_2}$ .

La deuxième catégorie indique une forte croyance en un éventuel changement bi-temporel. Le conflit partiel attribué à cette catégorie peut être comparé et évalué par rapport à la masse de l'ensemble vide obtenue par la fusion orthogonale des types suivants :

- Bien que les *Types* 2 et 5 sont des bons indicateurs d'un changement entre les classes sémantiques, ils ne contribuent pas dans le calcul du conflit obtenu par la fusion orthogonale,
- Le Type 4 ne contribue pas dans le calcul du conflit par la fusion orthogonale, par contre il représente un indicateur du changement de la classe  $\{C_i\}_{t_1}$  à une classe que nous ne pouvons pas l'interpréter;
- La fusion orthogonale des *Type* 3, 6, 7 indique un changement potentiel des classes sémantiques et participent dans le calcul de la masse de l'ensemble vide. Cependant, ces types peuvent être la cause d'une imparfaite modélisation évidentielle.

Finalement, la troisième catégorie comporte les types des couples des éléments focaux que leurs conflits partiels représentent une potentille imperfection de modélisation évidentiel ces types sont : *Types* 8, 9, 10 et 11.

## 5.6. Approche proposée pour la détection et l'analyse de changements bi-temporels

Cette analyse montre clairement que le conflit global, défini comme étant la masse de l'ensemble vide résultant de la fusion orthogonale, ne reflète pas le conflit induit par les changements temporels qui, à son tour, est "dispersé"entre les éléments focaux, pas nécessairement avec l'intersection vide. Par conséquent, et en se basant sur la représentation géométrique des fonctions de croyance, une nouvelle mesure de conflit partiel de masses multi-temporelles entre chaque paire de classes sémantiques est proposée dans cette étude. Avant d'exposer cette mesure il est primordiale d'expliquer le principe de la représentation géométrique des fonctions de masses.

#### Remarque 1

La décomposition du conflit exposé ainsi que les différents types de situations peuvent être généralisés avec toute forme d'ensembles d'éléments focaux.

#### 5.6.1.2 Représentation géométrique de la distribution de masse

La représentation et l'interprétation géométrique des fonctions de croyance sont à la base initiées et développées par Cuzzolin dans les débuts des années 2000 [Cuzzolin, 2003, Cuzzolin, 2004, Cuzzolin, 2008]. Elle consiste à représenter la distribution de masse au sein de la DST dans un espace vectoriel de dimension égale à la cardinalité de  $2^{\Omega}$ . Autrement dit, les vecteurs de base de l'espace sont au nombre des classes singletons.

On note par  $E_{\Omega}$  l'espace de dimension  $2^{\Omega}$ . Une fonction de masse donnée m est représentée par un vecteur dans l'espace  $E_{\Omega}$ . Ainsi, les masses des éléments focaux de m sont les coordonnées de m dans la base formée par les composantes qui correspondent aux éléments focaux  $\{m_{f_1}, ..., m_{f_2}\}_{f_i \subseteq \Omega}$ , avec  $m_A$  la composante qui correspond à la classe  $A \subseteq \Omega$ . Chaque composante  $m_A \in [0, 1]$ . Ainsi, la fonction de masse m s'écrit comme suit :

$$m = \sum_{A \subseteq \Omega} m(A).m_A \tag{5.16}$$

A titre d'exemple, considérons un cadre de discernement bi-classes  $\Omega = \{C_1, C_2\}$ . Soit  $\mathcal{F}_1$  l'ensemble des éléments focaux  $\mathcal{F}_1 = \{f_1 = C_2, f_2 = \Omega\}$  de la fonction de masse  $m_1$ . La fonction de masse  $m_1$  s'écrit sous la forme  $m_1 = \alpha.C_2 + \beta.\Omega$  avec  $\alpha = m_1(C_1)$  et  $\beta = m_1(\Omega)$ . L'ensemble des éléments focaux de la deuxième source est  $\mathcal{F}_2 = 2^{\Omega}$  avec  $m_2 = \alpha_2.C_1 + \beta_2.C_2 + \lambda_2.\Omega$ . Les représentations géométriques des deux distributions sont illustrées par la figure 5.9.

Les vecteurs  $v_1$  et  $v_2$  représentent, respectivement, les distributions  $m_1$  et  $m_2$ . La représentation géométrique des fonctions de croyance permet de porter le raisonnement sur les formes géométriques, notamment, l'angle formé par deux vecteurs.

#### 5.6.2 Mesure de Changements CM

Après avoir présenté la modélisation et la décomposition choisies du conflit et expliqué le principe de la représentation géométrique, nous détaillons dans cette section la mesure proposée pour calculer le conflit partiel induit par le changement bi-temporel tout en focalisant notre intérêt sur les types qui indiquent un potentiel changement d'une part, et en tenant compte de la modélisation adaptée dans ce travail de recherche.



FIGURE 5.9 – Représentation géométrique des fonctions de croyances

L'idée consiste à définir une mesure du changement entre deux classes sémantiques données pour un pixel  $P \{C_i\}_{t_1} \in \mathcal{F}_{t_1}(P)$  et  $\{C_j\}_{t_2} \in \mathcal{F}_{t_2}(P)$  tout en exploitant et impliquant l'information qui peut être apportée par les couples des éléments focaux qui font partie de la deuxième catégorie. Ces informations sont structurées dans deux vecteurs comme suit :

$$\begin{cases} V_{t_1}(P, C_i, C_j) = [m_{t_1}(\{C_i\}), m_{t_1}(\{C_j\}), m_{t_1}(\{C_i, C_j\}), m_{t_1}(\Omega)] \\ V_{t_2}(P, C_i, C_j) = [m_{t_2}(\{C_i\}), m_{t_2}(\{C_j\}), m_{t_2}(\{C_i, C_j\}), m_{t_2}(\Omega)] \end{cases}$$
(5.17)

Comme nous pouvons le remarquer, ces vecteurs ne considèrent pas la totalité de l'ensemble des éléments focaux, mais impliquent, uniquement, les éléments focaux capables d'enrichir l'information sur le changement entre les classes sémantiques impliquées. Il faut rappeler que les classes sémantiques, sur lesquelles le raisonnement est porté, sont des mixtures de classes pures. En conséquence, la classe sémantique  $\{C_i\}_{t_1}$  peut être formée par les mêmes classes pures que  $\{C_j\}_{t_2}$ , mais avec des taux différents. Ainsi, la masse de l'union des deux classes sémantiques  $(m(\{C_i, C_j\}))$  aux deux instants apporte une information utile sur le changement.

Les vecteurs  $V_{t_1}(P, C_i, C_j)$  et  $V_{t_2}(P, C_i, C_j)$  sont par la suite représentés dans un repaire à 4 dimensions où les axes correspondent aux éléments focaux sélectionnés pour former les deux vecteurs comme le montre la figure 5.10.

Ramener le raisonnement à la représentation géométrique, signifie l'interprétation de la position des deux vecteurs et l'exploitation de l'angle entre eux. En effet, les deux vecteurs  $V_{t_1}(P, C_i, C_j)$  et  $V_{t_2}(P, C_i, C_j)$  forment un angle que nous la notons  $\theta$ . Si  $\theta$  est proche de 0° ceci indique une forte similarité entre les vecteurs ce qui traduit que le conflit est faible entre les vecteurs. Inversement, si les deux vecteurs forment un angle proche de 90° signifie que les vecteurs sont dissimilaires et donne une indication sur le conflit qui s'est produit.

La mesure proposée dans cette thèse pour quantifier le changement de la classe  $\{C_i\}_{t_1} \in \mathcal{F}_{t_1}(P)$  vers la classe sémantique  $\{C_j\}_{t_2} \in \mathcal{F}_{t_2}(P)$  est définie comme étant le complément du



FIGURE 5.10 – Représentation géométrique

cosinus de l'angle  $\theta$  entre les deux vecteurs  $V_{t_1}(P, C_i, C_j)$  et  $V_{t_2}(P, C_i, C_j)$ :

$$Conf(C_i, C_j) = 1 - Cos(\theta, C_i, C_j) = 1 - \frac{\langle V_{t_1}(P, C_i, C_j), V_{t_2}(P, C_i, C_j) \rangle}{||V_{t_1}(P, C_i, C_j)|| \cdot ||V_{t_2}(P, C_i, C_j)||}$$
(5.18)

où < ., . > représente le produit vectoriel, ||.|| est la magnitude vectorielle.

Il est clair que la mesure proposée est analogue à la mesure de similarité géométrique Cos où nous l'avons appliquée sur des sous-ensembles extraits des ensembles des éléments focaux. En conséquence,  $Conf(C_i, C_j)$  a les mêmes propriétés mathématiques que Cos qui sont principalement :

- 1. Positive :  $Conf(C_i, C_j) > 0$ ;
- 2. Symétrique :  $Conf(C_i, C_j) = Conf(C_j, C_i);$
- 3. Identité :  $Conf(C_i, C_i) = 0$  et
- 4. Bornée :  $0 \leq Conf(C_i, C_j) \leq 1$ .

#### Preuves :

- Dans cette étude nous avons 0° ≤ θ ≤ 90°. En effet, prenons les situations extrêmes des positions des vecteurs V<sub>t1</sub>(P, C<sub>i</sub>, C<sub>j</sub>) et V<sub>t2</sub>(P, C<sub>i</sub>, C<sub>j</sub>) qui sont : une similarité et une dissimilarité totales : Dans la première situation, les deux sources mettent toutes leurs croyances sur la même classe sémantique {C<sub>i</sub>}. Ainsi, m<sub>t1</sub>({C<sub>i</sub>}) = m<sub>t2</sub>({C<sub>i</sub>}) = 1. En conséquence, le vecteur V<sub>t1</sub>(P, C<sub>i</sub>, C<sub>j</sub>) est colinéaire avec V<sub>t2</sub>(P, C<sub>i</sub>, C<sub>j</sub>) et les deux ont la même magnitude. Dans ce cas, θ = 0° et cos(θ, C<sub>i</sub>, C<sub>j</sub>) = 1. De ce fait, Conf(C<sub>i</sub>, C<sub>j</sub>) = 0. En revanche, m<sub>t1</sub>({C<sub>i</sub>}) = 1 et m<sub>t2</sub>({C<sub>j</sub>}) = 1, alors dans ce cas, θ = 90° et cos(θ, C<sub>i</sub>, C<sub>j</sub>) = 0. En conséquence, Conf(C<sub>i</sub>, C<sub>j</sub>) = 1. En se basant sur cette explication, nous avons prouvé les propriétés 1, 3 et 4.
- 2. La mesure de similarité Cos est symétrique ce qui donne que  $Conf(C_i, C_j) = Conf(C_j, C_i)$ .

Pour chaque couple de classes sémantiques dans les ensembles des éléments focaux  $\mathcal{F}_{t_1}(P) \times \mathcal{F}_{t_2}(P)$  nous obtenons une mesure de conflit partiel. Pour des raisons de simplicités et pour faciliter la comparaison des mesures de conflit partiel obtenues, nous générons une matrice de conflits partiels. D'une manière générale, cette matrice est formée par  $|\mathcal{F}_{t_1}(P)|$ , lignes et  $|\mathcal{F}_{t_2}(P)|$ 

colonnes. En particulier et en respectant la modélisation adaptée et l'analyse des différentes situations, la matrice de conflits partiels est formée par  $M \times M$  cases comme illustrées par le tableau 5.1 :

	$C_1$	$C_2$		$C_{M-1}$	$C_M$
$C_1$	0	$Conf(C_1, C_2)$		$Conf(C_1, C_{M-1})$	$Conf(C_1, C_M)$
$C_2$	$Conf(C_2, C_1)$	0		$Conf(C_2, C_{M-1})$	$Conf(C_2, C_M)$
			0		
$C_{M-1}$	$Conf(C_{M_1}, C_1)$	$Conf(C_{M-1}, C_2)$		0	$Conf(C_{M-1}, C_M)$
$C_M$	$Conf(C_M, C_1)$	$Conf(C_M, C_2)$		$Conf(C_M, C_{M-1})$	0

Tableau 5.1 – Matrice du conflit partiel

La matrice de conflits produits par des changements est une matrice symétrique où les valeurs des éléments de la diagonale sont nulles (la propriété de l'identité). Ces valeurs de conflits partiels entre les couples de classes sémantiques sont des estimations de la plausibilité de la production d'un changement.

Finalement, nous proposons de déduire une Mesure de Changement, CM, relative à un pixel P à partir des valeurs des conflits partiel. L'idée consiste à choisir le couple de classes sémantiques  $\{C_i\}$  et  $\{C_j\}$  ayant la plus grande valeur de conflit partiel. Cette valeur est considérée comme une mesure de changements :

$$CM(P) = max_{i,j \in \{1,2,\dots,M\}} Conf(C_i, C_j)$$
 (5.19)

Bien que cette mesure indique l'ampleur du changement et donne le couple de classes sémantiques qui participent dans le changement, mais il ne permet pas de déterminer le sens de changement et ceci résulte principalement de la propriété mathématique de la symétrie de la mesure Conf. Pour palier ce problème et déterminer le sens (la direction) du changement, nous exploitons l'information donnée par la distribution de masse à l'instant  $t_1$ . En effet, nous examinons le signe de la différence des masses des classes  $C_i$  et  $C_j$  comme illustré par l'équation 5.20.

$$\Phi = m_{t_1}(\{C_i\}) - m_{t_1}(\{C_j\}) \tag{5.20}$$

Trois situations s'imposent pour déterminer la direction :

- $\Phi > 0$ : la masse de  $\{C_i\}$  est plus grande que la masse de  $\{C_j\}$  ainsi, le changement s'est produit de  $\{C_i\}_{t_1}$  vers  $\{C_j\}_{t_2}$ ;
- $\Phi < 0$ : la masse de  $\{C_j\}$  est plus grande que la masse de  $\{C_i\}$  ainsi, le changement s'est produit de  $\{C_j\}_{t_1}$  vers  $\{C_i\}_{t_2}$ ;
- $\Phi = 0$ : dans ce cas, nous comparons les masses des classes  $\{C_i\}$  et  $\{C_i\}$  à l'instant  $t_2$ .

Finalement, la mesure de changements proposée raisonne au niveau pixelique et offre certains avantages potentiels. En effet, limiter la représentation géométrique à 4 dimensions permet de dépister et d'estimer avec une précision élevée l'ampleur du changement. Par ailleurs, la complexité combinatoire a été réduite par rapport à celle induite par la masse de l'ensemble vide K puisque nous raisonnons sur un ensemble d'éléments focaux d'une cardinalité réduite. Une autre particularité de CM est la détermination du couple des classes sémantiques qui sont l'objet du changement tout en indiquant la direction.

L'application de CM et la détermination des classes sémantiques concernées par la transformation bi-temporelle pour chaque pixel permet de générer *la carte de changements* (Change Map) :

$$C_{Map} = \{ (CM(P), \{C_i\}_{t_1}, \{C_j\}_{t_2}), P \in Scene \ Analysée \}$$
(5.21)

Notons que chaque pixel P de la zone d'étude a une valeur de mesure de changements notée CM(P) et les classes sémantiques qui représentent potentiellement un changement.

Il est intéressant d'évaluer la mesure de changements avec des exemples pris de deux images multi-temporelles.

**Exemple 5.6** Soient deux distributions de masses multi-temporelles relatives à un pixel P et qui sont données par le tableau 5.2 :

	$C_1$	$C_2$	$C_3$	$C_4$	$C_5$	$C_4 \cup C_5$
$m_1$	0.002	0.0044	0.0118	0.7762	0.1293	0.0764
$m_2$	0.0058	0.0118	0.0255	0.2064	0.6106	0.1409

Tableau 5.2 – Deux distributions de masse multi-temporelles.

L'application de l'approche de détection de changements permet de générer la matrice de conflit partiel donnée par le tableau 5.3. Rappelons que nous orientons notre intérêt vers les classes sémantiques singletons.

	$C_1$	$C_2$	$C_3$	$C_4$	$C_5$
$C_1$	0	0.0005	0.0016	0.0003	0
$C_2$	0.0005	0	0.0029	0.0013	0.0001
$C_3$	0.0016	0.0029	0	0.0058	0.0012
$C_4$	0.0003	0.0013	0.0058	0	0.5209
$C_5$	0	0.0001	0.0012	0.5209	0

Tableau 5.3 – La matrice du conflit partiel entre  $m_1$  et  $m_2$ 

La mesure de changements est alors  $CM(P) = max_{i,j \in \{1,2,\dots,5\}}Conf(C_i, C_j) = 0.5209$  et les classes sémantiques concernées par le changement sont  $\{C_4\}$  et  $\{C_5\}$ .

Pour déterminer le sens du changement, nous calculons la différence entre les masses relatives aux deux classes  $C_4$  et  $C_5$  à l'instant  $t_1$  comme suit :

 $\Phi = 0.7762 - 0.1293 = 0.6469$ 

Ainsi, le changement s'est produit de la classe  $C_4$  vers la classe  $C_5$ .

**Exemple 5.7** Soient deux distributions de masses multi-temporelles relatives à un pixel P et qui sont données par le tableau 5.4 :

	$C_1$	$C_2$	$C_3$	$C_4$	$C_5$	$C_3 \cup C_4$	$C_4 \cup C_5$
$m_1$	0.0203	0.0628	0.3365	0.2554	0.0938	0.2312	0
$m_2$	0.0131	0.0294	0.0746	0.3567	0.2763	0	0.2499

Tableau 5.4 – Deux distributions de masse multi-temporelles

Il est claire que les deux distributions  $m_1$  et  $m_2$  sont auto-contradictoires où la plus grande croyance est presque égale à 0.3365. Ce qui ne permet pas d'identifier les informations de changements. La matrice des conflits partiels est donnée par le tableau 5.5.

	$C_1$	$C_2$	$C_3$	$C_4$	$C_5$
$C_1$	0	0.0057	0.0064	0.0009	0.0137
$C_2$	0.0057	0	0.0182	0.0126	0.1148
$C_3$	0.0064	0.0182	0	0.3378	0.4897
$C_4$	0.0009	0.0126	0.3378	0	0.1661
$C_5$	0.0137	0.1148	0.4897	0.1661	0

Tableau 5.5 – Matrice de conflit partiel entre  $m_1$  et  $m_2$ 

La mesure de changements est alors  $CM(P) = max_{i,j \in \{1,2,\dots,5\}}Conf(C_i, C_j) = 0.4897$  et le couples de classes sémantiques concerné par le changement est  $\{\{C_3\}, \{C_5\}\}$ . Si nous examinons les valeurs de masses, nous pouvons remarquer que les masses des classes  $\{C_3\}$  et  $\{C_5\}$  sont très proches avec une masse > 0.2 attribuée à la bi-classes  $C_3 \cup C_4$  à l'instant  $t_1$ . Par ailleurs, la masse de la classe  $\{C_5\}$  à l'instant  $t_1$  est négligeable. Cependant, cette dernière a une masse > 0.25 à l'instant  $t_2$  et la masse attribuée à la bi-classes  $C_4 \cup C_5$ . Ainsi, nous pouvons constater que il y'a une transformation de la classe  $\{C_3\}$  vers la classe  $\{C_5\}$  malgré que la masse de la classe  $\{C_4\}$  est la plus grande.

#### 5.6.3 Génération de la carte binaire de changements

La dernière étape de notre approche de détection et d'analyse de changements est la déduction de la carte binaire de changements à partir de la carte du conflit. Nous notons par BCMla carte binaire de changements (Binary Change Map) où chaque pixel a une valeur binaire qui reflète son état (changement, pas de changement)  $P \in \{0, 1\}$ . Pour obtenir la BCM, nous avons appliqué une stratégie qui se base sur l'analyse contextuelle de chaque pixel P de la carte  $C_{Map}$ tout en visant d'éviter le seuillage des valeurs du CM.

Dans une première étape, nous initialisons la carte BCM par l'attribution de la valeur 1 aux pixels ayant la valeur maximale de changement, CM(P) = 1 et 0 aux pixels ayant une valeur CM(P) < 1. Cette initialisation est justifiée par le fait que les pixels ayant CM(P) = 1 sont supposés être transformés entre les deux instants  $t_1$  et  $t_2$  et par la suite ils représentent un changement certain. Dans une deuxième étape, une carte de changements  $C_{Map}$  est générée pour chaque couple de classes sémantiques  $\{C_i\}_{t_1}$ ,  $\{C_j\}_{t_2}$ . Par la suite, chaque carte est filtrée par le filtre "médiane"suivi par le filtre moyenneur. L'objectif de cette étape est, d'une part, d'éliminer les pixels isolés ayant CM(P) < 1 (qui sont considérés comme bruit de type sel et poivre) et, d'autre part, obtenir des régions transformées homogènes pour chaque couple de classes sémantiques. La troisième et dernière étape consiste à obtenir BCM par l'union de la carte initiale BCM avec les projections binaires des cartes de changements résultantes associées à toutes les classes sémantiques  $\{C_i\}_{t_1}, \{C_j\}_{t_2}$ .

L'algorithme 2 résume les étapes de l'obtention de la carte binaire de changements BCM.

Algorithme 2 : Génération de la carte Binaire de Changements
<b>Données :</b> Carte de changements : $C_{Map}$
<b>Résultat :</b> Carte Binaire de Changements : $BCM_{(i,j)}$ et $BCM$
début
//Initialisation//
<b>pour</b> chaque $P \in C_{Map}$ faire
$\mathbf{si} \ C_{Map}(CM) = 1 \ \mathbf{alors}$
BCM(P) = 1
sinon
$C_{Map(i,j)} = C_{Map_P}(CM)$
fin
fin
<b>pour</b> $(i = 1)$ à $(i = M)$ faire
<b>pour</b> $(j = 1)$ à $(j = M)$ faire
Appliquer le filtre median pour éliminer les pixels isolés dans $C_{Map(i,j)}$
Appliquer le filtre moyeneur pour obtenir des régions de changements
homogènes dans $C_{Map(i,j)}$
Binariser les $C_{Map(i,j)}$ filtrées afin d'obtenir $BCM_{(i,j)}$
fin
fin
$BCM \leftarrow BCM \cup BCM_{(i,j)_{i,j \in J_1,2,\dots,M}}$
fin

Cette étape finale assure l'obtention d'une carte binaire de changements sans l'application de la méthodologie de seuillage. La deuxième particularité de l'algorithme proposé est l'analyse contextuelle appliquée à chaque carte relative à un couple de classes qui assure l'homogénéité de chaque région transformée.

#### 5.7 Expérimentations

Dans cette section nous allons évaluer l'efficacité du système proposé pour la détection et l'analyse de changements et notamment la mesure du changement proposée CM. Les expérimentations ont étés menées, principalement, sur des images bi-temporelles acquises dans la même saison (été) par des capteurs Landsat. Le couple d'images est illustrés par la figure 5.11.

Les deux images ont été acquises respectivement par Landsat 5 TM en 03/07/1995 (T<sub>1</sub>) et



FIGURE 5.11 – Images multi-temporels de Bahr Al-Milh

par Landsat 7 ETM en 16/07/1999 ( $T_2$ ). Ces images illustrent les changements qui ont altéré une région d'Iraq et qui représentent, principalement, un lac appelé *Razazah* ou bien *Bahr al Milh*. L'analyse visuelle du couple d'images permet de remarquer le changement principal qui a touché le lac où le niveau d'eau a diminué durant les 4 ans.

Rappelons que l'application de l'algorithme de clustering proposé basé sur le résultat de l'indice de clustering de validité développé sur l'image  $T_1$  a donné un cadre de discernement formé par 5 classes sémantiques  $\Omega = \{C_1, C_2, C_3, C_4, C_5\}$ , où  $C_1$  représente l'eau,  $C_2$  et  $C_3$ correspondent aux classes sémantiques de forêts et terre peu couverte (végétation...) alors que  $C_4$  et  $C_5$  sont deux classes de sols non couverts. Les cartes thématiques correspondantes aux  $T_1$ et  $T_2$  sont données par la figure 5.12. Ces cartes sont obtenues par la classification crédibiliste mono-source en utilisant le critère du maximum de probabilité pignistique.



(a) Classification crédibiliste de  $T_1$ 

(b) Classification crédibiliste de  $T_2$ 

FIGURE 5.12 – Les cartes thématiques des images  $T_1$  et  $T_2$ 

Une observation critique des cartes thématiques permet de constater qu'outre le changement qui a touché le lac, il y'a différentes autres zones qui ont été altérées dans la période entre les deux instants  $t_1$  et  $t_2$ . En effet, la superficie du Bahr Al milh a été réduite en faveur des classes





FIGURE 5.13 – Carte de changements par post-classification crédibiliste

La carte de changements illustrée par la figure 5.13 est obtenue par la technique de postclassification où les cartes thématiques de  $T_1$  et  $T_2$  sont comparées conjointement. L'observation de cette carte de changements nous permet de localiser *a priori* les principales transformations. Cependant, il est clair que la zone de forêt et végétations est indiquée presque transformée mais bruitée. Cette région présente une forte ambiguïté puisque les centroïdes qui représentent  $C_2$  et  $C_3$  sont relativement proches. En conséquence, la décision sur la transformation d'un pixel est difficile notamment lorsque le changement s'est produit de  $C_2$  vers  $C_3$  et inversement.

En absence de la vérité du terrain des changements entre les deux images  $T_1$  et  $T_2$  et afin d'évaluer l'efficacité de l'approche proposée quantitativement, nous avons mené deux principales phases d'expérimentations. Nous avons réalisé manuellement des changements sur différentes images issues de capteurs variés qui sont Landsat, Quickbird et une image mammographique. Ceci nous permet de construire une vérité de terrain de changements.

La procédure suivie pour effectuer "*un changement intentionnel*"(manuelle) consiste à remplacer les valeurs des pixels d'une zone par celles d'une autre zone de la même image. Cette démarche permet de garantir la sémantique et la texture du changement mené.

L'évaluation de la performance de l'approche proposée va être basée sur la comparaison en utilisant la méthode de Rappel-Precision avec ceux de la masse de l'ensemble vide K, la mesure standard Cos et la distance euclidienne de Jousselme  $d_J$  eq.5.8. Le choix de ces mesures est basé sur leurs concepts et raisonnements. Rappelons que la masse de l'ensemble vide est obtenue en examinant uniquement l'intersection des éléments focaux alors que la distance de Jousselme  $d_J$ basée sur la représentation géométrique tout en tenant compte de la similarité entre les éléments focaux grâce à la mesure de Jaccard. Par contre, la mesure de similarité géométrique Cos ne prend en compte que la position des vecteurs formés par les éléments focaux.

La comparaison des performances de la mesure de changements CM avec Cos,  $d_J$  et Ka deux principaux objectifs qui sont : (1) prouver l'idée de la capacité du conflit evidentiel à détecter les changements multi-temporels et (2) montrer l'intérêt du raisonnement sur les conflits partiels pour améliorer la précision en termes de taux de détection de changements.

#### 5.7.1 Changements intentionnels

Dans cette section, nous allons présenter les différents résultats d'expérimentations menées sur des images modifiées intentionnellement. dans ce qui suit, les images avant modifications sont appelées "Avant" et les images obtenues après modifications sont appelées "Après". Les changements manuellement réalisés peuvent être non significatifs. En d'autres termes, il est possible que certains pixels aient changé de valeur de niveau de gris tout en restant dans la même classe sémantique.

#### 5.7.1.1 Évaluation de changements sur une image Quickbird

Dans cette expérimentation, nous avons altéré quatre zones dans l'image Quickbird Forêt 2 comme le montre la figure 5.14. Les zones transformées sont entourées en rouge. La figure 5.14.c représente le masque des changements (les pixels qui ont changés de valeurs).



(a) Image Forêt 2 avant change- (b) Image Forêt 2 après change- (c) Masque de changements ments

FIGURE 5.14 – Changements intentionnels appliqués sur Forêt 2

L'application des quatre mesures de conflits sur les distributions de masses relatives aux images Avant et Après a permis d'obtenir les cartes illustrées par la figure 5.15.

L'analyse visuelle des cartes de changements obtenues permet de constater que la masse de l'ensemble vide K attribue des valeurs de conflits non nulles à un nombre élevé de pixels qui n'ont pas été modifiés. Cependant, les trois mesures géométriques sont plus précises. Par ailleurs, nous remarquons que les valeurs de conflit attribuées par la mesure CM sont très proches de 1. Cependant, il est clair que les pixels situés sur les frontières des régions détectées par Cos et  $d_J$ ont des faibles valeurs. Ce qui ramène à se douter sur leurs précisions.

L'évaluation des résultats de détection de changements significatifs par la méthode rappelprécision sont donnés par le tableau 5.6. La mesure proposée, CM a fourni une carte de changements avec la meilleure précision (0.9619) et avec une Accuracy égale à 0.9792. Les mesures Cos et  $d_J$  ont des performances très similaires quantitativement. Cependant, il est clair que la masse de l'ensemble vide K a les plus faibles valeurs de précision, F-scores et Accuracy.

Finalement, l'application de l'algorithme 2 sur la carte du conflit obtenue par la mesure



(d) Carte de K

FIGURE 5.15 – Cartes de conflits obtenues par les quatre mesures

CM pour générer la carte de changements binaire BCM nous a donnée le résultat illustré par la figure 5.16. Une comparaison visuelle de la BCM obtenue avec le masque des changements significatifs permet de conclure encore une fois sur la précision et l'efficacité de l'approche de détection et d'analyse de changements développée.

Tableau 5.6 – Comparaison des performances des quatre mesures par la méthode Rappel-Precision (classe changements)

	Rappel	Precision	F-Score	Accuracy
CM	0.9964	0.9619	0.9788	0.9792
Cos	0.999	0.5702	0.7260	0.7848
$d_J$	0.9993	0.5444	0.7048	0.7720
K	0.9939	0.1080	0.1948	0.5537

#### 5.7.1.2 Évaluation de changements sur une image mammographique

Il est intéressant d'évaluer l'approche de détection et d'analyse de changements sur des images médicales afin d'aider au diagnostic et au suivi d'une maladie. En absence des données médicales concernant un même patient, nous simulons des changements intentionnels sur des




FIGURE 5.16 – Carte binaire de changements intentionnels de Forêt 2

images de mammographies. Ces changements portent essentiellement sur des éventuelles masses (une apparition ou une propagation). La difficulté révélée par ce genre de situation est la forme non texturée des masses ainsi que le faible contraste des images mammographiques. Il est ainsi difficile de pouvoir discriminer une masse par rapport aux tissus mammaires. Ainsi, dans telles situations le moindre changement en niveau de gris d'un pixel dans un tissu mammaire peut signaler un éventuel foyer de tumeur ou l'apparition d'une masse.

Dans cette partie, nous avons mené des changements intentionnels sur l'image mdb312 (fig.3.4.a). Cette dernière illustre un sein atteint d'une masse. Nous avons copié les pixels et remplacé les valeurs des pixels d'un tissu mammaire comme l'illustre la figure 5.17. Rappelons, que l'application de l'indice proposé de clustering sur l'image mdb312 a permis de distinguer 5 clusters.

L'image 5.17.a met en relief la vraie masse existante colorée en rouge. Cette masse se distingue par sa brillance par rapport à certains tissus mammaires. En revanche, cette même masse ne peut être discernée facilement par rapport à d'autres tissus comme on peut le constater dans l'image 5.17.c. Le changement intentionnel mis en œuvre est placé dans une région caractérisée par ses tissus brillants.

Les cartes de conflits obtenues par les quatre mesures de changements sont données par la figure 5.18. Il est clair que les mesures CM, Cos et  $d_J$  ont généré des cartes très similaires visuellement. Cependant, la masse de l'ensemble vide K a fourni une carte où un nombre très élevé de pixels ayant des valeurs de conflit relativement élevées (supérieur à 0.5). Ce résultat similaire à celui de l'expérimentation du changement de Forêt 2 est expliqué par la considération de l'intersection des éléments focaux pour calculer le conflit. Le tableau 5.7 confirme quantitativement les constations visuelles dégagées de l'observation des cartes de conflits. En outre, il faut souligner que les cartes de conflits sont évaluées avec un seuil égale à 0. Cependant, il est



la masse (zone rouge )

(c) Image (Après )

FIGURE 5.17 – Changements intentionnels de l'image mdb312

nécessaire d'appliquer une méthode de seuillage sur la carte du conflit obtenue par la masse de l'ensemble vide K afin d'améliorer la précision de détection de changements avec cette mesure.



(d) Carte de K

FIGURE 5.18 – Les cartes de conflits du changement intentionnel de mdb312

Les résultats obtenus avec les changements intentionnels appliqués sur l'image mammographique ouvre des portes vers d'autres perspectives d'applications telle que le suivi médical.

	Rappel	Precision	F-Score	Accuracy
CM	0.9995	0.9842	0.9918	0.9918
Cos	0.9998	0.9389	0.9684	0.9694
$d_J$	0.9999	0.9469	0.9727	0.9734
K	0.9569	0.0034	0.0067	0.5016

Tableau 5.7 – Comparaison des performances des quatre mesures par la méthode Rappel-Precision (classe changements)

#### 5.7.1.3 Évaluation de changements sur des images Landsat

Dans cette troisième partie d'évaluations, nous avons extrait une sous image de  $T_1$  qui va représenter l'image Avant. Cette dernière contient les cinq classes thématiques existantes dans  $T_1$ . L'image Après est obtenue en modifiant les pixels de 4 zones comme le montre la figure 5.19. La figure 5.19. b présente les zones dupliquées (en blanc).



(c) L'imgae avant

(d) L'imgae après

FIGURE 5.19 – Changements intentionnels d'une image Landsat

Les principaux changements de la première zone  $Z_1$  portent sur les couples de classes  $\{C_4, C_2\}$ et  $\{C_3, C_4\}$ . En outre, les changements menés sur les autres zones sont respectivement de  $\{C_1, C_2\}, \{C_3, C_2\}$  et  $\{C_4, C_5\}$  vers  $\{C_2, C_3\}$  et de  $\{C_2, C_3\}$  vers  $\{C_5, C_4\}$ .

La comparaison de l'efficacité des quatre mesures est résumée par le tableau 5.8 sachant que nous avons appliqué un seuil égal à 0.5 sur la carte issue de la mesure K.

Comme on peut le constater clairement, la mesure de changements proposée garantit les



FIGURE 5.20 – Cartes de conflit des changements intentionnels de l'image Landsat

Tableau 5.8 – Comparaison des performances des quatre mesures par la méthode Rappel-Precision

Mesures	Rappel	Precision	F-Score	Accuracy
CM	0.9984	0.8040	0.8907	0.9014
Cos	0.9997	0.7620	0.8648	0.8809
$d_J$	0.9999	0.6236	0.7682	0.8118
K	0.9969	0.2951	0.4554	0.6471

meilleurs taux de précision, de F-Score et d'Accuracy. La masse de l'ensemble vide produit un taux de précision non acceptable. En fait, il génère un F-score inférieur à 0,5 et une précision bien inférieure à la distance de Jousselme à Cos et à CM. En d'autres termes, cette expérimentation de changements intentionnels montre clairement que la masse de l'ensemble vide utilisée comme mesure conflictuelle est loin d'être acceptable pour être exploitée pour la détection de changements bi-temporel. Finalement, les résultats de détection de changements par la mesure CM tout en tenant compte des directions sont illustrés par la figure 5.21.

### 5.7.2 Changements réels dans des images Landsat

Dans cette section nous allons évaluer l'efficacité de la mesure CM à fouiller des changements réels dans les images Landsat  $T_1$  et  $T_2$  illustrées par la figure 5.11. Pour cela, des critères qualitatifs et quantitatifs seront exploités tout en tenant compte des résultats d'application des



FIGURE 5.21 – Directions de changements des quatre zones

mesures de changements Cos,  $d_J$  et K.

#### 5.7.2.1 Analyse qualitative

Les cartes de conflits illustrées par la figure 5.22 sont les résultats des applications des quatre mesures de changements considérées.

Il est important de souligner le fait que les changements qui ont touché le lac Razzazah (la classe  $C_1$ ) se distinguent par leurs niveaux de conflit élevé dans les quatre cartes. Cependant, la distance de Jousselme  $d_J$  a détecté les mêmes régions mais avec des valeurs de changements non homogènes. A cela s'ajoute que la masse de l'ensemble vide K et la distance  $d_J$  affecte des valeurs de changements élevés à la majorité des pixels qui représentent les classes  $C_2$  et  $C_3$ . Les pixels noirs traduisent le fait que les deux sources multi-temporelles sont en concordance avec une certitude élevée sur leurs classes sémantiques. En conséquence, ces pixels n'ont pas changé de classes sémantiques entre les deux instants.

La carte issue de l'application la masse du vide K confirme l'analyse théorique et les discussions menées. En effet, certaines zones qui ont subi des transformations ont des niveaux de conflit faibles et ces régions se distinguent par leurs fortes ambiguïtés. Par ailleurs, les éléments focaux composés qui portent des informations sur les changements entre les classes ambiguës ont des intersections non vides avec ces classes. À titre d'exemple, s'il y a un changement entre  $\{C_2\}_{t_1}$ et  $\{C_3\}_{t_2}$  les éléments focaux  $\{C_2, C_3\}_{t_1}$  et  $\{C_2, C_3\}_{t_2}$ . Cette situation nous l'avons démontrée dans la section 5.6.1.1. Ainsi, déduire une carte de changements binaire à partir de la carte de la masse de l'ensemble vide est d'une extrême difficulté puisque certains pixels transformés peuvent avoir les mêmes degrés que d'autres non transformés.



(a) Carte de CM

(b) Carte de Cos



(c) Carte de K

(d) Carte de  $d_J$ 



La distance  $d_J$  semble être plus précise que K et affecte des valeurs de changements élevées à des pixels que la masse de l'ensemble vise estime que leurs magnitudes de changements sont faibles. Par ailleurs, cette distance géométrique affecte des valeurs non homogènes aux pixels transformés d'une même région. Ce qui montre l'instabilité de cette mesure. En conséquence, la discrimination des zones transformées de celles non transformées au cours du temps est une tâche difficile et sensible.

Afin de mieux visualiser les différences entre les quatre résultats et pour obtenir une analyse qualitative plus critique, nous avons sélectionné certaines zones et nous les avons exposés dans le tableau 5.9. La figure 5.23 montre les six zones sélectionnées.

Les différentes zones insérées dans le tableau souffrent d'une forte ambiguïté. En d'autres termes, les caractéristiques des classes sémantiques de ces zones sont relativement similaires voir certaines sont communes ce qui engendre une forte ambiguïté. À titre d'exemple, l'ambiguïté est élevée entre les classes de végétations et de forêts ( $C_2$  et  $C_3$ ) qui sont présentent principalement dans les zones  $Z_1$  et  $Z_5$ . En conséquence, l'un des défis soulevés dans ce travail de recherche est la discrimination d'entre l'ambiguïté et le changement et, en conséquence, prendre la décision



FIGURE 5.23 – Localisations des zones sélectionnées sur la carte  $C_{Map}$ 

sur ces zones. Ce fait représente l'un des atouts du raisonnement évidentiel.

En outre, les zones transformées obtenues par l'application de la mesure CM sont plus homogènes, en termes de degrés de changements, et plus compactes par rapport à celles obtenues par les trois autres mesures. Par ailleurs, les pixels qui ne sont pas sujets des transformations multi-temporels ont des degrés de changements proches de zéro (pixels noirs) et forment des régions non bruitées comme nous pouvons le constater dans les zones  $Z_1$  et  $Z_2$ .

Les mesures K et  $d_J$  affectent, visiblement, des valeurs de changements (conflit) non proches en termes d'homogénéité aux pixels transformés. L'observation critique permet de constater l'existence de différents niveaux de changements selon l'ambiguïté. Les performances de la mesure CM par rapport à la mesure Cos peuvent être remarquées, notamment, dans les zones  $Z_1, Z_3,$  $Z_5$  et  $Z_6$  où la mesure CM a détecté un nombre plus élevé de sous-zones transformées en leurs affectant des valeurs de changements élevées.

#### 5.7.2.2 Analyse quantitative

Dans cette section, nous allons exposer une analyse plus profonde des résultats obtenus où une évaluation quantitative sera détaillée. En effet, nous allons comparer dans un premier temps la complexité temporelle induite par chaque mesure par la suite. Nous allons examiner le comportement des quatre mesures sur des distributions de masses relatives à des pixels de  $T_1$  et  $T_2$  pour mieux voir comment la mesure CM améliore la certitude du changement et permet d'obtenir une meilleure quantification de changements.

Il est très intéressant d'aborder la complexité temporelle des quatre mesures. D'un point de vue théorique et d'une manière générale, il est remarquable que la mesure proposée CM génère une complexité temporelle plus faible que K. En effet, CM produit  $M \times M$  conflits partiels puisqu'elle porte le raisonnement que sur les classes singletons. Dans ce travail, la cardinalité de l'ensemble des éléments focaux est, au plus, égale à (M + 2) ce qui conduit à obtenir au plus  $(M + 2) \times (M + 2)$  mesures de conflit pour K. Ainsi, les complexités temporelles de K et CM sont comparables. A cela s'ajoute, le calcul du conflit partiel consiste à appliquer la mesure Cos avec deux vecteurs à quatre dimensions. En revanche, la masse de l'ensemble vide K génère le

Tableau 5.9 – Comparaison des performances des quatre mesures de changements sur les zones sélectionnées



carré de la cardinalité des ensembles d'éléments focaux des mesures de conflit. En effet, K est la somme des conflits partiels entre les couples possibles des éléments focaux ayant une intersection vide. La distance  $d_J$  et le Cos raisonnent sur la totalité des vecteurs des éléments focaux (il n'y a pas une sélection des couples des éléments focaux) ainsi, leurs complexités temporelles sont comparables d'une part et inférieurs à celles de CM et Cos d'autre part. Le tableau 5.10 suivant donne le temps de calcul du conflit engendré par les quatre mesures.

La table 5.11 donne deux distributions de masse d'un pixel P et la table 5.12 donne les

Mesures	CM	Cos	K	$d_J$
Temps en seconde	546.639	40.8350	735.3233	35.211

Tableau 5.10 – Valeurs de changements

valeurs du changement obtenues par les quatre mesures.

Tableau 5.11 – Distribution de masse bi-temporelle.

	$C_1$	$C_2$	$C_3$	$C_4$	$C_5$	$C_2 \cup C_3$
$m_1$	0	0	0.8953	0.1047	0	0
$m_2$	0	0.2765	0.4603	0.0365	0	0.2267

Tableau 5.12 – Valeurs de changements

Mesures	CM	Cos	K	$d_J$
Valeurs	0.8985	0.2099	0.3811	0.3780

L'analyse des deux distributions permet de remarquer que  $max(m_{t_1}) = 0.8953$  et  $max(m_{t_2}) = 0.4603$  et les deux correspondent à la classe sémantique  $C_3$ . Une analyse, traditionnelle ainsi qu'une simple classification nous ramènent à conclure que la classe sémantique du pixel P n'est pas changée entre les deux instants. Cette décision a été bien supportée par les mesures Cos, K et  $d_J$ . En revanche, une analyse plus profonde des deux distributions nous permet de constater les interprétations critiques suivantes :

- La distribution  $m_{t_1}$  est presque certaine que la vraie classe de P est  $C_3$ . Par ailleurs, il faut souligner que la classe  $C_3$  partage certaines caractéristiques de la classe  $C_2$ . En conséquence, ces deux classes sont formées par les mêmes classes thématiques. Cependant,  $m_{t_1}(C_2 \cup C_3) = 0$  ce qui confirme le fait que la vraie classe de P est  $C_3$  (il n'y a pas d'ambiguïté entre  $C_2$  et  $C_3$ );
- La distribution m<sub>t2</sub> attribue la plus grande valeur de masse à C<sub>3</sub>. Par contre, m<sub>t2</sub>(C<sub>3</sub>) est presque égale à la moitié de m<sub>t1</sub>(C<sub>3</sub>). A cela s'ajoute que m<sub>t2</sub>(C<sub>2</sub>)+m<sub>t1</sub>(C<sub>2</sub>∪C<sub>3</sub>) ≈ 0.5 ce qui n'est pas négligeable et approximativement égale à la moitié de la croyance. En conséquence, nous constatons que la croyance est distribuée sur les éléments focaux C<sub>2</sub>, C<sub>3</sub>, C<sub>2</sub> ∪ C<sub>3</sub>. En d'autres termes, les taux des classes thématiques qui composent C<sub>3</sub> sont transformés entre les deux instants et la nouvelle composition engendre une forte ambiguïté entre les classes C<sub>2</sub> et C<sub>3</sub>. En conclusion, un changement s'est produit de C<sub>3</sub> vers C<sub>2</sub>. Ce fait a été confirmé par la valeur de la mesure de changements proposée par CM qui est égale à 0.8985 et qui traduit presque avec certitude la production d'un changement.

Cet exemple a montré la capacité de la mesure CM ainsi que le raisonnement porté sur le conflit partiel à analyser en profondeur les informations multi-temporelles et de trouver les directions de changements voir prédire des changements. Cependant, parvenir à identifier ce genre du changement est une tâche non évidente avec les trois autres mesures (puisque Cos, K et  $d_J$  évaluent le changement globalement et dans l'exemple précédent attribuent des valeurs qui ne permettent pas de décider avec certitude concernant le changement).

Pour évaluer la capacité des différentes mesures à indiquer avec certitude les pixels qui ont changé de classes sémantiques, nous considérons que les pixels ayant une valeur du changement maximal (i.e 1). La figure 5.24 illustre les quatre cartes de changements maximales.





(b) Carte de Cos = 1



(c) Carte de K = 1

(d) Carte de  $d_J = 1$ 

FIGURE 5.24 – Les cartes de changements certains obtenues par les quatre mesures

Comme nous le pouvons constater, la mesure de changements CM produit le plus grand nombre de zones ayant la valeur maximale. Ces zones représentent les transformations *certaines* et *significatifs*. En revanche, les frontières du lac sont détectées en continuité par CM contrairement aux trois autres mesures notamment la la distance  $d_J$ . A cela s'ajoute, que cette dernière échoue à attribuer la valeur maximale de changements aux pixels transformés du lac. Cependant, plusieurs zones ont été bien identifiées et complètement détectées à l'aide de la mesure CM. Nous pouvons constater, d'autre part, que la mesure CM affecte la valeur du changement maximale à des régions étendues et compactes. En comparent ce résultat à celui obtenu par Cos, nous constatons que Cos semble plus pessimiste puisque'il a généré une carte où les zones transformées (dans la partie droite) sont plus petites voir moins nombreuses que celles identifiées par la mesure CM. À partir de ces cartes, nous déduisons quelques statistiques qui sont données par le tableau 5.13.

	CM	Cos	K	$d_J$
Nombre de zones	7032	1898	3025	2432
Nombre de pixels	960807	744079	709396	483472
Taille de la plus grande zone (pixels)	331395	228037	211795	78176

Tableau 5.13 – Quelques valeurs statistiques sur les cartes de changements certains (4 mesures)

Comme nous pouvons le constater à partir de la table 5.13, la mesure proposée produit le plus grand nombre d'objets où le plus large est formé par 331395 pixels. Cette dernière correspond à la zone transformée du lac. Ainsi, l'approche proposée produit des zones de changements homogènes et compactes avec des valeurs de changements élevées. La distance de Jousselme génère le plus petit nombre de pixels de changements certains, mais le troisième plus grand nombre de régions. Ceci confirme notre évaluation qualitative. En effet, ces régions ne sont pas si homogènes et si compactes. Autrement dit, la distance de Jousselme échoue à attribuer les pixels transformés d'une même région. La zone transformée du lac confirme cette constatation. De plus, ce fait peut être constaté avec la carte obtenue par K et en particulier avec la région transformée du lac qui a été bruitée. En revanche, la mesure globale *Cos* parvient à identifier le deuxième plus grand nombre de pixels avec la deuxième plus grande région transformée. Ceci traduit le fait que la mesure *Cos* parvient à identifier les zones de changements les plus compactes. En d'autres termes, les zones identifiées mieux délimitées par la mesure *Cos* que K et  $d_J$ .

Pour conclure, la mesure CM proposée permet d'identifier le plus grand nombre de zones transformées en lui attribuant la valeur maximale de changements sans l'application d'aucun seuillage.

Finalement,  $C_{Map} = \{\{CM(P) = 1, \{C_i\}_{t_1}, \{C_j\}_{t_2}\}, P \in Zone Analysée\}$  peut être considérée en tant que la carte binaire de changements avec un critère de décision sévère voir pessimiste.

#### 5.7.2.3 Génération de la carte de changements

La dernière étape de notre approche de détection et d'analyse de changements consiste à générer et interpréter la carte de changements binaire suivie de celle de directions de changements. Ainsi, en se basant sur les analyses quantitatives et qualitatives des quatre mesures de changements, il est claire que la mesure CM a donné une meilleure efficacité et a montré une meilleure robustesse face à la discrimination de l'ambiguïté et des changements multi-temporels. En conséquence, nous avons appliqué l'algorithme 2 proposé sur la carte obtenue par la mesure CM pour générer la carte binaire de changements qui est illustrée par la figure 5.25.

La figure 5.26 permet de distinguer les pixels ayant des valeurs de changements élevées mais ils n'ont pas changé explicitement de classes sémantiques entre les deux instants  $t_1$  et  $t_2$ . Ces pixels peuvent faire l'objet d'un nouveau changement dans un autre instant  $t_3 > t_2$ . De plus, le fait que ces pixels soient situés aux limites des régions transformées, confirme la robustesse de l'approche de raisonnement proposée. L'approche proposée permet d'identifier les régions



FIGURE 5.25 – La carte binaire de changements

de changements les plus petites et les plus ambiguës entre les classes sémantiques. En effet, comme le montre la figure 5.13, nous constatons que des régions importantes des zones vertes sont indiquées comme modifiées (presque la totalité de la zone). Cependant, la BCM permet d'identifier avec une grande précision les régions transformées grâce aux informations riches fournies par l'analyse du conflit d'évidentiel.



(a) Identification des changements prédits sur BCM

(b) Zoom sur des zones de (a)

FIGURE 5.26 – Identification des changements prédits sur BCM

Finalement, nous avons obtenu la carte de directions de changements qui permet de classer les pixels transformés "de""vers". Elle est donnée par la figure 5.27. Rappelons que l'image  $T_1$ est considérée comme l'image référence.

La table 5.14 fournie les taux de changements de chaque classe sémantique et les directions de transformations.

Les changements survenant dans la zone d'étude et les variations de la couverture terrestre peuvent être le résultat de l'interaction des forces naturelles telles que la sécheresse, des divergences climatiques soudaines et même des pollutions. Ainsi, une analyse approfondie de la carte de changements de la zone Bahr Al-Milh nous a conduits aux interprétations suivantes :



FIGURE 5.27 – La carte des directions de changements

- La classe sémantique la plus touchée par les changements est  $C_1$  (correspondant au lac) où presque 40% du lac est transformé en différentes classes. En outre, environ 37% de sa superficie est transformée en  $C_4$  et  $C_5$  correspondant à deux types de terre couverts et non couverte. Ce qui traduit, en conséquence, la sécheresse qui a affecté le lac;
- $C_5$  est la classe la moins touchée par les changements : près de 2% de sa superficie a été modifiée;
- $C_3$  est la deuxième classe la plus modifiée après  $C_1$ , où plus de 17% de sa superficie est transformée en  $C_5$  et  $C_4$ ;
- une analyse plus approfondie des classes de forêt et de végétation montre que plus de 4% des  $C_2$  est transformée spécialement en  $C_4$  et  $C_5$ . Cela signifie que plus de 21% des espaces verts sont transformés en types terres non couverts. Ceci traduit le recul de la couverture verte (éventuelle déforestation).

$De \longrightarrow Vers$	$C_1$	$C_2$	$C_3$	$C_4$	$C_5$
$C_1$	60.6447	0.9415	0.4926	24.2610	13.1863
$C_2$	0.0329	96.0537	0.3503	2.2610	1.3021
$C_3$	0.5003	0.0157	81.6611	7.3666	10.4563
$C_4$	0.6405	0.0095	0.0176	83.4170	15.9154
$C_5$	0.7598	0.0086	0.0550	0.9468	98.2298

Tableau 5.14 – Matrice des taux de changements

## 5.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exposé notre approche de détection, d'analyse et d'interprétation de changements basée sur le conflit entre les distributions de masses multi-temporelles. Les différentes méthodes de détermination d'un cadre de discernement exhaustif et exclusif et d'estimation de distribution de masse ont été développées afin d'assurer, d'une part une modélisation convenable du problème et de l'autre assurer une estimation précise du conflit induit par le changement.

Avant de procéder à l'analyse de changements entre deux images multi-temporelles en utilisant le conflit évidentiel, nous avons réalisé un état d'art et une étude théorique sur le concept du conflit (définitions, causes, interprétations, méthodes de quantifications). Nous avons montré que la définition mathématique classique du conflit basée sur la relation entre les éléments focaux est insuffisante pour obtenir une estimation précise du conflit. Des contres exemples ont montré l'inconsistance de la masse de l'ensemble vide K et la nécessité d'une analyse et quantification plus précise. Pour aboutir à cette objective, nous avons commencé par l'étude des causes du conflit ce qui nous a ramené à constater que le facteur temporel peut être la cause principale. En conséquence, la manipulation des données multi-temporelles peut engendrer un conflit maximal. Ainsi, la dualité conflit-changement qui représente l'idée de base de ce travail de recherche a été montrée théoriquement.

Suite à l'étude théorique du conflit évidentiel, nous avons proposé d'estimer le conflit partiel entre chaque couple d'éléments focaux. Cette idée vise, dans un premier temps, d'estimer le conflit induit uniquement par le changement et dans un deuxième temps trouver les éléments focaux qui représentent le changement entre deux instants. La décomposition du conflit global en un ensemble de conflits partiels entre des couples des éléments focaux a montré l'existence de trois catégories de types de conflit : Forte croyance en un changement entre les classes sémantiques, une croyance en un éventuel changement et une potentielle imperfection de modélisation évidentiel. Nous nous sommes reposés sur cette analyse afin de proposer une nouvelle mesure de changements qui tient compte de ces catégories. Les atouts de la mesure proposée sont principalement l'estimation du conflit résultant uniquement d'un changement multi-temporel, l'indication des classes sémantiques représentant le changement ainsi que sa direction.

La dernière contribution dans ce même contexte est la dérivation de la carte binaire de changements. Cette dernière est obtenue après l'application de l'algorithme proposé "Génération de la carte binaire de changements" sur la carte du conflit résultante de l'application de la mesure CM. Cet algorithme se repose sur l'information contextuelle des cartes de changements entre les bi-classes. Cependant, il faut souligner que son avantage majeur est l'exploitation de l'information entière fournie par la carte  $C_{Map}$  sans l'application d'un seuil de valeur.

La dernière partie de ce chapitre a été consacrée à l'évaluation de l'approche proposée avec des images multi-temporelles. Cette évaluation s'est déroulée en deux grandes parties qui sont l'évaluation avec des changements intentionnels et l'évaluation avec des changements réels. Les résultats de la mesure CM ont été comparés avec ceux de l'ensemble vide K, Cos et la distance de Jousselme  $d_J$ . Nous avons montré que la mesure CM donne toujours la meilleure précision notamment par rapport à K. L'objectif de la comparaison n'était pas uniquement de prouver l'efficacité de la mesure CM mais aussi de souligner la dualité changement-conflit puisque les mesures classiques du conflit Cos et  $d_J$  ont généré des cartes de conflit avec une précision satisfaisante.

# **Conclusions et perspectives**

Notre travail a été orienté vers la recherche des changements dans des images bi-temporelles en se basant sur la théorie de Dempster-Shafer loin de l'habituelle de son exploitation pour la fusion d'information. Nous avons introduit une approche qui exploite le conflit évidentiel issu de la manipulation conjointe des fonctions de masses.

Nous avons étudié la problématique de détection de changements en dégageant l'intérêt de la manipulation des imperfections qui accompagnent les informations multi-temporelles. Ceci nous a ramené à conclure que les imperfections sont porteuses d'informations non évidentes et potentiellement importantes. C'est le cas du conflit résultant de la manipulation conjointe des informations multi-sources multi-temporelles. L'idée de ce travail a été fondée sur la considération du conflit en tant que nouvelle source d'information sur les zones de changements. Nous nous sommes intéressées à l'application de la DST en absence de toutes information *a priori* sur les données multi-temporelles. Ainsi, la mise en place de cette démarche nécessite la modélisation du problème par la DST et la proposition d'une nouvelle mesure de changements basée sur la décomposition du conflit global entre les images.

La modélisation s'est fondée sur la détermination du nombre optimal des classes sémantiques présentes dans les images et la caractérisation de ces classes qui vont former un cadre de discernement exhaustif et exclusif.

En effet, en l'absence d'information *a priori* sur le nombre de classes, les indices de validités de clustering permettent d'évaluer le choix du nombre de classes. Les problèmes majeurs dont les indices existants souffrent, sont la monotonie croissante et l'instabilité. Ainsi, nous avons montré le besoin d'un nouvel indice permettant d'obtenir une évaluation précise avec un comportement stable. L'indice que nous avons proposé est dédié à l'évaluation des résultats de clustering flous. Il est obtenu par l'exploitation de deux autres indices. La particularité de l'indice proposé est l'implication de deux termes permettant de garantir sa résistance de face à la monotonie. Il a montré le comportement souhaité avec une variété de types d'images. Dans le même ordre d'idées, nous avons proposé un nouvel algorithme d'évaluation et de détermination du nombre optimal de classes qui implique deux indices de validité de clustering.

Dans ce même contexte de modélisation, nous avons proposé un nouvel algorithme de clustering basé sur l'algorithme FCM. Ce dernier représente chaque classe par un unique centroïde. Cette représentation est insuffisante pour garantir une discrimination précise des classes notamment lorsque les classes partagent les mêmes caractéristiques spectrales. Ainsi, l'idée était la génération d'un ensemble d'images caractéristiques et l'exploiter pour déterminer un ensemble de centroïdes. Ces derniers vont être examinés pour choisir ceux qui seront utilisés pour représenter les classes. Cette démarche nous a permis de représenter les classes par des nombres variés de centroïdes. Cette méthodologie permet aussi d'exploiter les informations non redondantes pour améliorer les connaissances sur les classes. Il était fondamental de chercher une estimation de masse convenable à la modélisation proposée et qui garantit une quantification rigoureuse du conflit. En effet, la fonction de masse permet de représenter les informations modélisées sous forme de distributions. Nous avons souligné l'importance de cette étape dans notre système pour aboutir à une estimation précise du conflit et par la suite de changements. La nouvelle méthode que nous avons proposé, dans ce travail de thèse, repose sur la position du pixel par rapport aux centroïdes des classes. La distance entre les pixels et les centroïdes est alors exploitée pour définir une mesure d'incertitude et l'impliquer dans l'expression de masse d'une part et pour choisir les éléments focaux composés les plus pertinents d'autre part.

La fonction de masse spécifique étant établie, nous avons entamé la partie d'analyse du conflit évidentiel multi-temporel afin de l'exploiter par la suite dans la définition de la nouvelle mesure de changements. L'approche de détection de changements et la génération de la carte binaire de changements se sont déroulées selon un ensemble d'étapes. En effet, nous avons mené une étude théorique sur le concept "Conflit"en montrant que les changements multi-temporels sont à l'origine de l'apparition du conflit entre les distributions de masses. En revanche, nous avons souligné le fait que le conflit entre les distributions de masse peut avoir plusieurs causes à la fois. En se basant sur ces conclusions, nous nous sommes orientées vers l'idée de la décomposition du conflit global en un ensemble de conflits partiels entre les couples des éléments focaux. Nous avons montré que les conflits partiels forment trois catégories selon leurs capacités à indiquer la production de changements ou la modélisation inappropriée.

Après l'étude théorique de la relation conflit évidentiel/ changements multi-temporels, nous avons proposé une nouvelle mesure de conflit partiel qui se base sur la représentation géométrique de la distribution de masse dans un repère à quatre dimensions. Le choix de la dimension du repère ainsi que ses axes est basé sur le type des éléments focaux impliqués pour calculer le conflit partiel entre deux classes sémantiques. Cette mesure présente plusieurs avantages qui sont notamment la mise en évidence des classes sémantiques qui sont objet d'un changement multi-temporel et l'estimation de l'ampleur de changements. En effet, la valeur du conflit partiel entre les classes sémantiques qui représentent le changement est considérée comme une estimation de l'ampleur du changement.

La dernière étape dans l'approche de détection et d'analyse de changements est la dérivation de la carte binaire de changements et l'identification des directions. Pour cela nous avons développé un algorithme permettant de générer une carte binaire de changements à partir de la carte de conflit en se basant sur le filtrage de chaque carte de conflit associée à un couple de classes sémantiques.

### Synthèse des contributions

Dans le cadre de ce travail de recherche nos contributions ont été axées sur les volets suivants :

 Proposition d'un nouvel indice flou de validité de clustering pour la détermination du nombre de classes dans une image;

- Implication du nouvel indice de validité de clustering dans un algorithme d'évaluation bi-indices pour assurer une meilleure évaluation et détermination du nombre optimal de classes;
- Proposition d'un algorithme de clustering multi-centroïdes pour obtenir une meilleure discrimination et définition des classes sémantiques;
- Estimation de la fonction de masse à partir des informations issues de l'algorithme de clustering proposé;
- Contribution théorique dans l'analyse et l'interprétation du conflit évidentiel;
- Décomposition du conflit global en un ensemble de conflits partiels tout en classant ces derniers par types;
- Mesure du changement à l'aide du conflit partiel
- Mise en place d'un algorithme dédié pour la déduction de la carte binaire de changements et les directions à partir de la carte de conflit partiel;
- Application et évaluation de l'approche proposée avec des changements intentionnels et d'autres réels.

### Perspectives

Les axes de recherches abordés dans cette thèse ainsi que les contributions réalisées nous permettent d'ouvrir un certain nombre de perspectives que nous allons classer selon leurs mise en œuvre en termes de temps.

#### Perspectives à court terme

- La méthodologie suivie pour réduire le nombre des éléments focaux a permis de réduire la complexité temporelle lors de l'exploitation conjointe des distributions de masses. Cependant, la phase de modélisation et la génération du cadre de discernement engendrent un temps d'exécution élevé. Ceci revient principalement au temps alloué à l'algorithme FCM pour converger et trouver l'ensemble des centroïdes. Ainsi, il sera intéressant d'intervenir et de proposer une stratégie permettant de réduire cette complexité.
- L'approche élaborée est dédiée principalement à des images qui ne sont pas accompagnées par une vérité de terrain. Il sera intéressant d'envisager, à court terme, une évaluation de la mesure CM dans un contexte supervisé où les classes sont bien définies au préalable.

#### Perspectives à moyen et à long terme

— L'approche proposée dans ce manuscrit opère principalement au niveau de l'interprétation pixelique. Il est intéressant d'exploiter le niveau d'interprétation sous-pixelique pour extraire des informations encore plus précises et plus fines sur le contenu informationnel des pixels et par la suite détecter et analyser les changements avec une plus grande précision. En effet, le niveau sous pixelique permet d'identifier les mélanges de classes thématiques qui forment le *pixel mixte*. Ainsi, au lieu de raisonner sur le conflit entre les classes sémantiques nous

estimons que le conflit entre les classes thématiques sera aussi une source pertinente sur les changements et aidera à prédire des changements à un troisième instant. Ce raisonnement sera intéressant pour étudier les changements avec des images de basses résolution spatiale.

- L'approche proposée a été conçue pour des images de mêmes résolutions issues du même type de capteur. En revanche, il convient d'avoir un ensemble d'images multi-temporelles hétérogènes qui portent sur une même scène d'étude. Cette situation est référée par la détection de changements multi-modales. Les travaux dans ce cadre ne sont pas nombreux à cause de la difficulté et l'inadéquation des méthodes dédiées pour les problèmes de détections mono-modales. Par ailleurs, la théorie de Dempster-Shafer a été appliquée avec des données hétérogènes dans différentes applications. Ainsi, il sera intéressant de proposer une modélisation convenable pour appliquer l'approche proposée afin de détecter les changements.
- Les résultats obtenus dans ce travail de recherche sont une preuve de la capacité de la théorie de Dempster-Shafer à fouiller des informations potentiellement importantes et non évidentes sur les changements multi-temporelles en absences de toutes formes d'informations a priori. Ceci ouvre une nouvelle perspective qui vise à fouiller une série d'images multi-temporelles en adaptant l'approche proposée. Les séries d'images sont généralement riches en informations et permettent de suivre l'évolution d'un objet donné. Ainsi, pour interpréter le comportement d'un objet qui évolue au fil du temps le conflit semble capable de donner une solution de détection et voir d'interprétation des changements.

# Liste des publications scientifiques

# Revues

[Haouas et al., 2019]: Haouas, F., Solaiman, B., Dhiaf, Z. B., Hammouda, A. and Bsaies, K. (2019). Multi-temporal image change mining based on evidential conflict reasoning. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, Elsevier, 151, 59-75 (IF=6).

# Conférences

# Conférence classée A

[Haouas et al., 2017]: Haouas, F., Dhiaf, Z. B., Hammouda, A. and Solaiman, B. (2017).
 A new efficient fuzzy cluster validity index : Application to images clustering. In Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE), 2017 IEEE International Conference on. IEEE, 2017, pp. 1–6.

## Conférence classée B

— [Haouas et al., 2018] : Haouas, F., Solaiman, B., Dhiaf, Z. B., and Hammouda, A. (2018). Automatic mass function estimation based Fuzzy-C-Means algorithm for remote sensing images change detection. In International Conference on Mechatronics and Machine Vision in Practice 2018, pp. 1–6.

## **Conférences internationales**

- [Haouas et al., 2018] : Haouas, F., Dhiaf, Z. B., Hammouda, A. and Solaiman, B. (2018). Towards change detection in bi-temporal images using evidential conflict. In Advanced Technologies for Signal and Image Processing (ATSIP) 2018 4th International Conference on, pages 1-6, IEEE.
- [Haouas et al., 2016] : Haouas, F., Dhiaf, Z. B., and Solaiman, B. (2016). Fusion of spatial autocorrelation and spectral data for remote sensing image classification. In Advanced Technologies for Signal and Image Processing (ATSIP), 2nd International Conference on, pages 537–542. IEEE.

# Bibliographie

- [Almutairi et Warner, 2010] ALMUTAIRI, A. et WARNER, T. A. (2010). Change detection accuracy and image properties : a study using simulated data. *Remote Sensing*, 2(6):1508–1529.
- [Alsahwa, 2014] ALSAHWA, B. (2014). Représentation d'un environnement par un système multicapteurs : fusion et interprétation de scène. (Representation of an environment by a multisensor system : fusion and scene interpretation). Thèse de doctorat, Télécom Bretagne, Brest, France.
- [Ansari et al., 2015] ANSARI, Z., AZEEM, M., AHMED, W. et BABU, A. V. (2015). Quantitative evaluation of performance and validity indices for clustering the web navigational sessions. arXiv preprint arXiv:1507.03340.
- [Appriou, 1991] APPRIOU, A. (1991). Probabilities and unknowns in multisensor data fusion(probabilites et incertitude en fusion de donnees multi-senseurs). Revue Scientifique et Technique de la Defense, 1 st Quarter, 1991, pages 27–40.
- [Appriou, 1999] APPRIOU, A. (1999). Multisensor signal processing in the framework of the theory of evidence. NATO/RTO, Lecture Series on Application of Mathematical Signal Processing Techniques to Mission Systems, 216 th, Nov. 1-11, 1999, ONERA, TP, (1999-196).
- [Baatz et Schape, 2000] BAATZ, M. et SCHAPE, A. (2000). Multiresolution Segmentation : an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation. In STROBL, J., éditeur : Angewandte Geographische Informationsverarbeitung XII. Beiträge zum AGIT-Symposium Salzburg 2000, Karlsruhe, Herbert Wichmann Verlag, pages 12–23.
- [Baker et al., 2013] BAKER, B. A., WARNER, T. A., CONLEY, J. F. et MCNEIL, B. E. (2013). Does spatial resolution matter? a multi-scale comparison of object-based and pixel-based methods for detecting change associated with gas well drilling operations. *International Journal* of Remote Sensing, 34(5):1633–1651.
- [Baker et al., 2007] BAKER, C., LAWRENCE, R. L., MONTAGNE, C. et PATTEN, D. (2007). Change detection of wetland ecosystems using landsat imagery and change vector analysis. Wetlands, 27(3):610.
- [Ben Dhiaf, 2011] BEN DHIAF, Z. (2011). Fusion de sources d'information pour l'interprétation d'images de télédétection moyenne et haute résolution : application à l'inventaire forestier. Thèse de doctorat, Antilles-Guyane.
- [Bezdek, 1973] BEZDEK, J. C. (1973). Cluster validity with fuzzy sets. *Journal of Cybernetics*, 3:58–73.
- [Bezdek, 1981] BEZDEK, J. C. (1981). Objective function clustering. In Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms, pages 43–93. Springer.
- [Bezdek et al., 1984] BEZDEK, J. C., EHRLICH, R. et FULL, W. (1984). Fcm : The fuzzy c-means clustering algorithm. Computers & Geosciences, 10(2):191 203.
- [Bezdek et Pal, 1998] BEZDEK, J. C. et PAL, N. R. (1998). Some new indices of cluster validity.

- [Bi et al., 2004] BI, Y., BELL, D., WANG, H., GUO, G. et GREER, K. (2004). Combining multiple classifiers using dempster's rule of combination for text categorization. In International Conference on Modeling Decisions for Artificial Intelligence, pages 127–138. Springer.
- [Bloch, 2008] BLOCH, I. (2008). Information Fusion in Signal and Image Processing (Digital Signal and Image Processing). Digital Signal and Image Processing. Wiley-ISTE, 1 édition.
- [Bloch et al., 2001] BLOCH, I., HUNTER, A., APPRIOU, A., AYOUN, A., BENFERHAT, S., BES-NARD, P., CHOLVY, L., COOKE, R., CUPPENS, F., DUBOIS, D. et al. (2001). Fusion : General concepts and characteristics. *International journal of intelligent systems*, 16(10):1107–1134.
- [Bloch et Maître, 1998] BLOCH, I. et MAÎTRE, H. (1998). Fusion of Image Information under Imprecision, pages 189–213. Physica-Verlag HD, Heidelberg.
- [Bloch et Maitre, 2004] BLOCH, I. et MAITRE, H. (2004). Les méthodes de raisonnement dans les images. *Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications-CNRS UMR*, 5141.
- [Blockley, 2013] BLOCKLEY, D. (2013). Analysing uncertainties : Towards comparing bayesian and interval probabilities'. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 37(1-2):30–42.
- [Boisgontier, 2010] BOISGONTIER, H. (2010). Détection automatique de changements en IRM de diffusion : Application à la sclérose en plaques. Thèse de doctorat, Thèse de doctorat, Université de Strasbourg, 2010.[8] Source www. msdecisions. org.
- [Boley, 1998] BOLEY, D. (1998). Principal direction divisive partitioning. Data Min. Knowl. Discov., 2(4):325–344.
- [Bosc et al., 2003] BOSC, M., HEITZ, F., ARMSPACH, J.-P., NAMER, I., GOUNOT, D. et RUM-BACH, L. (2003). Automatic change detection in multimodal serial mri : application to multiple sclerosis lesion evolution. *Neuroimage*, 20(2):643–656.
- [Bouchon-Meunier, 2013] BOUCHON-MEUNIER, B. (2013). Aggregation and fusion of imperfect information, volume 12. Physica.
- [Boudraa et al., 2004] BOUDRAA, A. O., BENTABET, L. et SALZENSTEIN, F. (2004). Dempstershafer's basic probability assignment based on fuzzy membership functions. *ELCVIA* : electronic letters on computer vision and image analysis, 4(1):1–10.
- [Brun et al., 2007] BRUN, M., SIMA, C., HUA, J., LOWEY, J., CARROLL, B., SUH, E. et DOU-GHERTY, E. R. (2007). Model-based evaluation of clustering validation measures. *Pattern* recognition, 40(3):807–824.
- [Bruzzone et Melgani, 2003] BRUZZONE, L. et MELGANI, F. (2003). A data fusion approach to unsupervised change detection. In Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2003. IGARSS'03. Proceedings. 2003 IEEE International, volume 2, pages 1374–1376. IEEE.
- [Bujor et al., 2002] BUJOR, F. T., VALET, L., TROUVE, E., MAURIS, G. et BOLON, P. (2002). An interactive fuzzy fusion system applied to change detection in sar images. In 2002 IEEE World Congress on Computational Intelligence. 2002 IEEE International Conference on Fuzzy Systems. FUZZ-IEEE'02. Proceedings (Cat. No.02CH37291), volume 2, pages 932–937 vol.2.
- [Cassel, 2005] CASSEL, R. (2005). Analyse du mouvement humain par un système de vision : une approche globale pour l'analyse et la reconnaissance en temps réel de mouvements acrobatiques. Thèse de doctorat, Paris 11.

- [Cattaneo, 2003] CATTANEO, M. E. (2003). Combining belief functions issued from dependent sources. In Research report/Seminar für Statistik, Eidgenössische Technische Hochschule (ETH), volume 117. Seminar für Statistik, Eidgenössische Technische Hochschule (ETH), Zürich.
- [Chaabane et al., 2009] CHAABANE, S. B., SAYADI, M., FNAIECH, F. et BRASSART, E. (2009). Dempster-shafer evidence theory for image segmentation : application in cells images. *Inter*national Journal of Signal Processing, 5(1).
- [Chen et al., 2009] CHEN, G., GUO, X. et HU, T. (2009). A noise insensitive cluster validity measure for pattern classification. In 2009 Eighth IEEE/ACIS International Conference on Computer and Information Science, pages 574–578.
- [Chen et al., 2012] CHEN, G., HAY, G. J., CARVALHO, L. M. et WULDER, M. A. (2012). Objectbased change detection. International Journal of Remote Sensing, 33(14):4434–4457.
- [Chen et al., 2003] CHEN, J., GONG, P., HE, C., PU, R. et SHI, P. (2003). Land-use/land-cover change detection using improved change-vector analysis. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 69(4):369–379.
- [Chen et Hutchinson, 2007] CHEN, Z. et HUTCHINSON, T. C. (2007). Urban damage estimation using statistical processing of satellite images. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 21(3):187–199.
- [Chuang et al., 2006] CHUANG, K.-S., TZENG, H.-L., CHEN, S., WU, J. et CHEN, T.-J. (2006). Fuzzy c-means clustering with spatial information for image segmentation. computerized medical imaging and graphics, 30(1):9–15.
- [Chuang et al., 2016] CHUANG, M., HWANG, J. et WILLIAMS, K. (2016). A feature learning and object recognition framework for underwater fish images. *IEEE Transactions on Image Processing*, 25(4):1862–1872.
- [Clifton, 2003] CLIFTON, C. (2003). Change detection in overhead imagery using neural networks. Applied Intelligence, 18(2):215–234.
- [Congalton, 1991] CONGALTON, R. G. (1991). A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote sensing of environment*, 37(1):35–46.
- [Congalton et Green, 2008] CONGALTON, R. G. et GREEN, K. (2008). Assessing the accuracy of remotely sensed data : principles and practices. CRC press.
- [Coppin et al., 2004] COPPIN, P., JONCKHEERE, I., NACKAERTS, K., MUYS, B. et LAMBIN, E. (2004). Review articledigital change detection methods in ecosystem monitoring : a review. *International journal of remote sensing*, 25(9):1565–1596.
- [Cuzzolin, 2003] CUZZOLIN, F. (2003). Geometry of upper probabilities. In ISIPTA '03, Proceedings of the Third International Symposium on Imprecise Probabilities and Their Applications, Lugano, Switzerland, July 14-17, 2003, pages 188–203.
- [Cuzzolin, 2004] CUZZOLIN, F. (2004). Geometry of dempster's rule of combination. *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics, Part B*, 34(2):961–977.
- [Cuzzolin, 2008] CUZZOLIN, F. (2008). A geometric approach to the theory of evidence. *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics, Part C*, 38(4):522–534.

- [Daniel, 2000] DANIEL, M. (2000). Distribution of contradictive belief masses in combination of belief functions. KLUWER INTERNATIONAL SERIES IN ENGINEERING AND COM-PUTER SCIENCE, pages 431–446.
- [Daniel, 2003] DANIEL, M. (2003). Associativity in combination of belief functions; a derivation of minc combination. Soft Computing-A Fusion of Foundations, Methodologies and Applications, 7(5):288–296.
- [Daniel, 2010] DANIEL, M. (2010). Conflicts within and between belief functions. *In IPMU*, pages 696–705. Springer.
- [Daniel, 2013] DANIEL, M. (2013). Belief functions : A revision of plausibility conflict and pignistic conflict. In International Conference on Scalable Uncertainty Management, pages 190–203. Springer.
- [Davies et Bouldin, 1979] DAVIES, D. L. et BOULDIN, D. W. (1979). A cluster separation measure. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 1(2):224–227.
- [De Gregorio et Giordano, 2014] DE GREGORIO, M. et GIORDANO, M. (2014). Change detection with weightless neural networks. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, pages 403–407.
- [Dempster, 1967] DEMPSTER, A. P. (1967). Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping. *The annals of mathematical statistics*, pages 325–339.
- [Dempster et al., 1977] DEMPSTER, A. P., LAIRD, N. M. et RUBIN, D. B. (1977). Maximum likelihood from incomplete data via the em algorithm. Journal of the royal statistical society. Series B (methodological), pages 1–38.
- [Deng, 2015] DENG, Y. (2015). Generalized evidence theory. Applied Intelligence, 43(3):530–543.
- [Denoeux, 1995] DENOEUX, T. (1995). A k-nearest neighbor classification rule based on dempster-shafer theory. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, 25(5):804–813.
- [Denoeux et Masson, 2004] DENOEUX, T. et MASSON, M. . (2004). Evclus : evidential clustering of proximity data. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), 34(1):95–109.
- [Desgraupes, 2013] DESGRAUPES, B. (2013). Clustering indices. University of Paris Ouest-Lab ModalX, 1:34.
- [Destercke et Burger, 2013] DESTERCKE, S. et BURGER, T. (2013). Toward an axiomatic definition of conflict between belief functions. *IEEE transactions on cybernetics*, 43(2):585–596.
- [Dezert, 2002] DEZERT, J. (2002). Foundations for a new theory of plausible and paradoxical reasoning. The International Journal of Information & Security, page 40.
- [Dezert et al., 2012] DEZERT, J., HAN, D., LIU, Z. et TACNET, J.-M. (2012). Hierarchical proportional redistribution for bba approximation. In Belief functions : theory and applications, pages 275–283. Springer.
- [Dezert et al., 2016] DEZERT, J., HAN, D., TACNET, J.-M., CARLADOUS, S. et YANG, Y. (2016). Decision-making with belief interval distance. In International Conference on Belief Functions, pages 66–74. Springer.

- [Dezert et Smarandache, 2006] DEZERT, J. et SMARANDACHE, F. (2006). DSmT : A new paradigm shift for information fusion. Infinite Study.
- [Dezert et Smarandache, 2009] DEZERT, J. et SMARANDACHE, F. (2009). An introduction to dsmt. CoRR, abs/0903.0279.
- [Du et al., 2013] DU, P., LIU, S., XIA, J. et ZHAO, Y. (2013). Information fusion techniques for change detection from multi-temporal remote sensing images. *Information Fusion*, 14(1):19– 27.
- [Dubois et al., 2016] DUBOIS, D., LIU, W., MA, J. et PRADE, H. (2016). The basic principles of uncertain information fusion. an organised review of merging rules in different representation frameworks. *Information Fusion*, 32:12 – 39.
- [Dubois et Prade, 1986] DUBOIS, D. et PRADE, H. (1986). A set-theoretic view of belief functions logical operations and approximations by fuzzy sets. International Journal Of General System, 12(3):193–226.
- [Dubois et Prade, 1988a] DUBOIS, D. et PRADE, H. (1988a). Default reasoning and possibility theory. Artificial Intelligence, 35(2):243–257.
- [Dubois et Prade, 1988b] DUBOIS, D. et PRADE, H. (1988b). Representation and combination of uncertainty with belief functions and possibility measures. *Computational intelligence*, 4(3):244–264.
- [Dubois et Prade, 1990] DUBOIS, D. et PRADE, H. (1990). Consonant approximations of belief functions. International Journal of Approximate Reasoning, 4(5):419 449.
- [Dubois et Prade, 1992] DUBOIS, D. et PRADE, H. (1992). Combination of fuzzy information in the framework of possibility theory. *Data fusion in robotics and machine intelligence*, 12:481–505.
- [Dubois et Prade, 1994] DUBOIS, D. et PRADE, H. (1994). Possibility theory and data fusion in poorly informed environments. *Control Engineering Practice*, 2(5):811–823.
- [Dubois et Prade, 1998] DUBOIS, D. et PRADE, H. (1998). Possibility theory : qualitative and quantitative aspects. In Quantified representation of uncertainty and imprecision, pages 169–226. Springer.
- [Dunn, 1973] DUNN, J. C. (1973). A fuzzy relative of the isodata process and its use in detecting compact well-separated clusters.
- [Elhassouny et al., 2012] ELHASSOUNY, A., IDBRAIM, S., BEKKARRI, A., MAMMASS, D. et DU-CROT, D. (2012). Multisource fusion/classification using icm and dsmt with new decision rule. In ELMOATAZ, A., MAMMASS, D., LEZORAY, O., NOUBOUD, F. et ABOUTAJDINE, D., éditeurs : Image and Signal Processing, pages 56–64, Berlin, Heidelberg. Springer Berlin Heidelberg.
- [Elouedi et al., 2004] ELOUEDI, Z., MELLOULI, K. et SMETS, P. (2004). Assessing sensor reliability for multisensor data fusion within the transferable belief model. Part B (Cybernetics) IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 34(1):782–787.
- [Essid et al., 2013] ESSID, H., FARAH, I. R. et BARRA, V. (2013). Towards an intelligent predictive model for analyzing spatio-temporal satellite image based on hidden markov chain. Advances in Remote Sensing, 2(03):247.

- [Florea et al., 2006] FLOREA, M. C., DEZERT, J., VALIN, P., SMARANDACHE, F. et JOUSSELME, A.-L. (2006). Adaptative combination rule and proportional conflict redistribution rule for information fusion. arXiv preprint cs/0604042.
- [Fournier, 2008] FOURNIER, A. (2008). Détection et classification de changements sur des scènes urbaines en télédétection. Thèse de doctorat, Institut Supérieur de l'Aéronautique et de l'Espace.
- [Fukuyama, 1989] FUKUYAMA, Y. (1989). A new method of choosing the number of clusters for the fuzzy c-mean method. In Proc. 5th Fuzzy Syst. Symp., 1989, pages 247–250.
- [Gamanya et al., 2009] GAMANYA, R., DE MAEYER, P. et DE DAPPER, M. (2009). Objectoriented change detection for the city of harare, zimbabwe. Expert Systems with Applications, 36(1):571–588.
- [George et Pal, 1996] GEORGE, T. et PAL, N. R. (1996). Quantification of conflict in dempstershafer framework : a new approach. *International Journal Of General System*, 24(4):407–423.
- [Ghasemi et al., 2011] GHASEMI, J., MOLLAEI, M. R. K., GHADERI, R. et HOJJATOLESLAMI, A. (2011). Brain tissue segmentation by fcm and dempster-shafer theory. In Machine Vision and Image Processing (MVIP), 2011 7th Iranian, pages 1–5. IEEE.
- [Gong, 1993] GONG, P. (1993). Change detection using principal component analysis and fuzzy set theory. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 19(1):22–29.
- [Gosain et Dahiya, 2016] GOSAIN, A. et DAHIYA, S. (2016). Performance analysis of various fuzzy clustering algorithms : a review. *Proceedia Computer Science*, 79:100–111.
- [Grigis, 2012] GRIGIS, A. (2012). Approches statistiques pour la détection de changements en IRM de diffusion : application au suivi longitudinal de pathologies neuro-dégénératives. Thèse de doctorat, Université de Strasbourg.
- [Guha et al., 1998] GUHA, S., RASTOGI, R. et SHIM, K. (1998). Cure : An efficient clustering algorithm for large databases. SIGMOD Rec., 27(2):73–84.
- [Hachicha et Chaabane, 2009] HACHICHA, S. et CHAABANE, F. (2009). Application of dsm theory for sar image change detection. In 2009 16th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), pages 3733–3736.
- [Halkidi *et al.*, 2002] HALKIDI, M., BATISTAKIS, Y. et VAZIRGIANNIS, M. (2002). Clustering validity checking methods : part ii. *ACM Sigmod Record*, 31(3):19–27.
- [Halkidi *et al.*, 2016] HALKIDI, M., VAZIRGIANNIS, M. et HENNIG, C. (2016). Methodindependent indices for cluster validation and estimating the number of clusters. *Handbook* of Cluster Analysis, 26:595–618.
- [Hall et Hay, 2003] HALL, O. et HAY, G. J. (2003). A multiscale object-specific approach to digital change detection. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 4(4):311–327.
- [Hämäläinen et al., 2017] HÄMÄLÄINEN, J., JAUHIAINEN, S. et KÄRKKÄINEN, T. (2017). Comparison of internal clustering validation indices for prototype-based clustering. Algorithms, 10(3):105.

- [Hammah et Curran, 2000] HAMMAH, R. E. et CURRAN, J. H. (2000). Validity measures for the fuzzy cluster analysis of orientations. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22(12):1467–1472.
- [Hammami, 2017] HAMMAMI, I. (2017). Fusion of heterogeneous remote sensing images by credibilist methods. Thèse de doctorat, Ecole nationale supérieure Mines-Télécom Atlantique.
- [Han et al., 2017] HAN, D., DEZERT, J. et YANG, Y. (2017). Belief interval-based distance measures in the theory of belief functions. and Cybernetics : Systems IEEE Transactions on Systems, Man, PP(99):1–18.
- [Haouas, 2013] HAOUAS, F. (2013). Étude comparative des théories de fusion de sources d'information : Application à la classification d'image de télédétection. Mémoire de D.E.A., Faculté des Sciences de Monastir.
- [Haouas et Dhiaf, 2014a] HAOUAS, F. et DHIAF, Z. B. (2014a). New contributions into the dezert-smarandache theory : Application to remote sensing image classification. In Soft Computing and Pattern Recognition (SoCPaR), 2014 6th International Conference of, pages 319– 324. IEEE.
- [Haouas et Dhiaf, 2014b] HAOUAS, F. et DHIAF, Z. B. (2014b). Stratégie de choix d'un formalisme de fusion multi-sources et apports au niveau du modèle de fusion par la dsmt : Application à la classification d'images satellitaires haute résolution. Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection n, 207:19.
- [Haouas et al., 2016] HAOUAS, F., DHIAF, Z. B. et SOLAIMAN, B. (2016). Fusion of spatial autocorrelation and spectral data for remote sensing image classification. In Advanced Technologies for Signal and Image Processing (ATSIP), 2016 2nd International Conference on, pages 537–542. IEEE.
- [Harrathi et Calabretto, 2006] HARRATHI, R. et CALABRETTO, S. (2006). Un modèle de qualité de l'information. In Extraction et gestion des connaissances (EGC'2006), Actes des sixièmes journées Extraction et Gestion des Connaissances, Lille, France, 17-20 janvier 2006, 2 Volumes, pages 299–304.
- [Hegarat-Mascle et al., 1997] HEGARAT-MASCLE, S. L., BLOCH, I. et VIDAL-MADJAR, D. (1997). Application of dempster-shafer evidence theory to unsupervised classification in multisource remote sensing. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(4):1018– 1031.
- [Hoang, 2007] HOANG, K. H. (2007). Les changements de l'occupation du sol et ses impacts sur les eaux de surface du bassin versant : Le cas du bassin versant de la rivière Câu (Viêt-nam). Thèse de doctorat, Université du Québec, Institut national de la recherche scientifique.
- [Hu et Ban, 2008] HU, H. et BAN, Y. (2008). Urban land-cover mapping and change detection with radarsat sar data using neural network and rule-based classifiers. Int. Arch. Photogram. Rem. Sens. Spatial Info. Sci, 37.
- [Hussain et al., 2013] HUSSAIN, M., CHEN, D., CHENG, A., WEI, H. et STANLEY, D. (2013). Change detection from remotely sensed images : From pixel-based to object-based approaches. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 80:91–106.

- [Ilc, 2012] ILC, N. (2012). Modified dunn's cluster validity index based on graph theory. Przegląd Elektrotechniczny, 88(2):126–131.
- [Inagaki, 1991] INAGAKI, T. (1991). Interdependence between safety-control policy and multiplesensor schemes via dempster-shafer theory. *IEEE Transactions on Reliability*, 40(2):182–188.
- [Itoh et Inagaki, 1995] ITOH, M. et INAGAKI, T. (1995). A new conditioning rule for belief updating in the dempster-shafer theory of evidence. *Transactions of the Society of Instrument* and Control Engineers, 31(12):2011–2017.
- [Jain et Dubes, 1988] JAIN, A. K. et DUBES, R. C. (1988). Algorithms for Clustering Data. Prentice-Hall, Inc., Upper Saddle River, NJ, USA.
- [Jiang, 2016] JIANG, W. (2016). A correlation coefficient of belief functions. arXiv preprint arXiv :1612.05497.
- [Jiang et al., 2012] JIANG, W., DUANMU, D., FAN, X. et DENG, Y. (2012). A new method to determine basic probability assignment under fuzzy environment. In Systems and Informatics (ICSAI), 2012 International Conference on, pages 758–762. IEEE.
- [Jianya Gong Qiming, 2008] JIANYA GONG QIMING, G. Z. e. H. S. (2008). Advances in photogrammetry, remote sensing and spatial information sciences : 2008 ISPRS congress book, volume 7, chapitre Processing of multitemporal data and change detection, pages 227–247. CRC Press.
- [Johnson, 1967] JOHNSON, S. C. (1967). Hierarchical clustering schemes. *Psychometrika*, 32(3): 241–254.
- [Jousselme *et al.*, 2001] JOUSSELME, A., GRENIER, D. et BOSSÉ, É. (2001). A new distance between two bodies of evidence. *Information Fusion*, 2(2):91–101.
- [Jousselme et al., 2006] JOUSSELME, A. L., LIU, C., GRENIER, D. et BOSSE, E. (2006). Measuring ambiguity in the evidence theory. and Cybernetics-Part A : Systems and Humans IEEE Transactions on Systems, Man, 36(5):890–903.
- [Jousselme et Maupin, 2012] JOUSSELME, A.-L. et MAUPIN, P. (2012). Distances in evidence theory : Comprehensive survey and generalizations. International Journal of Approximate Reasoning, 53(2):118–145.
- [Jousselme et al., 2003] JOUSSELME, A.-L., MAUPIN, P. et BOSSÉ, É. (2003). Uncertainty in a situation analysis perspective. In Proceedings of the Sixth International Conference of Information Fusion, volume 2003.
- [Karypis et al., 1999] KARYPIS, G., HAN, E.-H. et KUMAR, V. (1999). Chameleon : hierarchical clustering using dynamic modeling. *Computer*, 32(8):68–75.
- [Kaufman et Rousseeuw, 1990] KAUFMAN, L. et ROUSSEEUW, P. J. (1990). Finding Groups in Data : An Introduction to Cluster Analysis. John Wiley.
- [Kaufman et al., 1997] KAUFMAN, Y., TANRÉ, D., GORDON, H., NAKAJIMA, T., LENOBLE, J., FROUIN, R., GRASSL, H., HERMAN, B., KING, M. et TEILLET, P. (1997). Passive remote sensing of tropospheric aerosol and atmospheric correction for the aerosol effect. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 102(D14):16815–16830.

- [Kim et al., 2004] KIM, D.-W., LEE, K. H. et LEE, D. (2004). On cluster validity index for estimation of the optimal number of fuzzy clusters. *Pattern Recognition*, 37(10):2009–2025.
- [Kim et Ramakrishna, 2005] KIM, M. et RAMAKRISHNA, R. (2005). New indices for cluster validity assessment. *Pattern Recognition Letters*, 26(15):2353–2363.
- [Klein et al., 2016] KLEIN, J., DESTERCKE, S. et COLOT, O. (2016). Interpreting evidential distances by connecting them to partial orders : Application to belief function approximation. *International Journal of Approximate Reasoning*, 71:15–33.
- [Kolmogorov, 1956] KOLMOGOROV, A. (1956). Foundations of the Theory of Probability : Second English Edition. Chelsea Publishing Company, New York, 2 édition.
- [Krishnapuram et Keller, 1993] KRISHNAPURAM, R. et KELLER, J. M. (1993). A possibilistic approach to clustering. *IEEE transactions on fuzzy systems*, 1(2):98–110.
- [Kwon, 1998] KWON, S. (1998). Cluster validity index for fuzzy clustering. *Electronics Letters*, 34.
- [Lambin, 1996] LAMBIN, E. F. (1996). Change detection at multiple temporal scales : seasonal and annual variations in landscape variables. *Photogrammetric Engineering and Remote* Sensing, 62(8):931–938.
- [Lambin et Ehrlich, 1997] LAMBIN, E. F. et EHRLICH, D. (1997). Land-cover changes in subsaharan africa (1982–1991) : Application of a change index based on remotely sensed surface temperature and vegetation indices at a continental scale. *Remote Sensing of Environment*, 61(2):181 – 200.
- [Lange et al., 2002] LANGE, T., BRAUN, M. L., ROTH, V. et BUHMANN, J. M. (2002). Stabilitybased model selection. In BECKER, S., THRUN, S. et OBERMAYER, K., éditeurs : Advances in Neural Information Processing Systems 15 [Neural Information Processing Systems, NIPS 2002, December 9-14, 2002, Vancouver, British Columbia, Canada], pages 617–624. MIT Press.
- [Le Hégarat-Mascle et Seltz, 2004] LE HÉGARAT-MASCLE, S. et SELTZ, R. (2004). Automatic change detection by evidential fusion of change indices. *Remote Sensing of Environment*, 91(3):390–404.
- [Lecerf, 2008] LECERF, R. (2008). Suivi des changements d'occupation et d'utilisation des sols d'origine anthropique et climatique à l'échelle régionale par télédétection moyenne résolution (application à la Bretagne). Thèse de doctorat, Université Rennes 2.
- [Lefebvre, 2011] LEFEBVRE, A. (2011). Contribution de la texture pour l'analyse d'images à très haute résolution spatiale : application à la détection de changement en milieu périurbain. Thèse de doctorat, Université Rennes 2; Université Européenne de Bretagne.
- [Lefebvre et al., 2011] LEFEBVRE, A., CORPETTI, T. et HUBERT-MOY, L. (2011). Ondelettes et théorie des évidences pour la classification orientée-objet. Géomatique et Occupation Des Sols, RIG, 21:29–325.
- [Lefevre *et al.*, 2002] LEFEVRE, E., COLOT, O. et VANNOORENBERGHE, P. (2002). Belief function combination and conflict management. *Information fusion*, 3(2):149–162.

- [Lelandais et al., 2014] LELANDAIS, B., GARDIN, I., MOUCHARD, L., VERA, P. et RUAN, S. (2014). Dealing with uncertainty and imprecision in image segmentation using belief function theory. *International Journal of Approximate Reasoning*, 55(1, Part 3):376 – 387. Theory and applications of belief functions – Belief 2012.
- [Li et al., 2011] LI, H., ZHAI, H. et JIN, B. (2011). The combination approach based on confidence distance function. In 2011 IEEE International Conference on Signal Processing, Communications and Computing (ICSPCC), pages 1–4.
- [Li et Leung, 2002] LI, L. et LEUNG, M. K. (2002). Integrating intensity and texture differences for robust change detection. *IEEE Transactions on image processing*, 11(2):105–112.
- [Lin et Liu, 2002] LIN, J.-S. et LIU, S.-H. (2002). Classification of multispectral images based on a fuzzy-possibilistic neural network. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 32(4):499–506.
- [Lin, 2014] LIN, K. (2014). A novel evolutionary kernel intuitionistic fuzzyc-means clustering algorithm. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 22(5):1074–1087.
- [Liu et Zhou, 2004] LIU, H. et ZHOU, Q. (2004). Accuracy analysis of remote sensing change detection by rule-based rationality evaluation with post-classification comparison. *International Journal of Remote Sensing*, 25(5):1037–1050.
- [Liu, 2006] LIU, W. (2006). Analyzing the degree of conflict among belief functions. Artificial Intelligence, 170(11):909–924.
- [Liu et al., 2013] LIU, Y., LI, Z., XIONG, H., GAO, X., WU, J., WU, S. et al. (2013). Understanding and enhancement of internal clustering validation measures. *IEEE transactions on* cybernetics, 43(3):982–994.
- [Liu et al., 2012] LIU, Z., DEZERT, J., MERCIER, G. et PAN, Q. (2012). Dynamic evidential reasoning for change detection in remote sensing images. *IEEE Transactions on Geoscience* and Remote Sensing, 50(5):1955–1967.
- [Liu et al., 2011] LIU, Z., DEZERT, J., MERCIER, G., PAN, Q. et CHENG, Y.-m. (2011). Change detection from remote sensing images based on evidential reasoning. In Information Fusion (FUSION), 2011 Proceedings of the 14th International Conference on, pages 1–8. IEEE.
- [Liu et al., 2014] LIU, Z.-g., MERCIER, G., DEZERT, J. et PAN, Q. (2014). Change detection in heterogeneous remote sensing images based on multidimensional evidential reasoning. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 11(1):168–172.
- [Loudahi, 2014] LOUDAHI, M. (2014). Distances matricielles dans la théorie des fonctions de croyance pour l'analyse et caractérisation des interactions entre les sources d'informations. Thèse de doctorat, Université Lille 1.
- [Lu et al., 2005] LU, D., MAUSEL, P., BATISTELLA, M. et MORAN, E. (2005). Land-cover binary change detection methods for use in the moist tropical region of the amazon : a comparative study. *International Journal of Remote Sensing*, 26(1):101–114.
- [Lund, 1983] LUND, H. G. (1983). Change : now you see it—now you don't. In Proceedings of the International Conference on Renewable Resource Inventories for Monitoring Changes and Trends, Oregon State University, Corvallis, OR, USA (Corvallis, OR : Oregon State University), pages 211–213.

- [Luo et al., 2018] LUO, H., LIU, C., WU, C. et GUO, X. (2018). Urban change detection based on dempster-shafer theory for multitemporal very high-resolution imagery. *Remote Sensing*, 10(7):980.
- [Ma et al., 2012] MA, J., XU, W., SUN, Y., TURBAN, E., WANG, S. et LIU, O. (2012). An ontology-based text-mining method to cluster proposals for research project selection. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A : Systems and Humans*, 42(3):784– 790.
- [Macleod et Congalton, 1998] MACLEOD, R. D. et CONGALTON, R. G. (1998). A quantitative comparison of change-detection algorithms for monitoring eelgrass from remotely sensed data. *Photogrammetric engineering and remote sensing*, 64(3):207–216.
- [Macqueen, 1967] MACQUEEN, J. (1967). Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In In 5-th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, pages 281–297.
- [Mai et Ngo, 2015] MAI, D. S. et NGO, L. T. (2015). Semi-supervised fuzzy c-means clustering for change detection from multispectral satellite image. In Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE), 2015 IEEE International Conference on, pages 1–8. IEEE.
- [Martin, 2012] MARTIN, A. (2012). About conflict in the theory of belief functions. In DENOEUX,
  T. et MASSON, M., éditeurs : Belief Functions : Theory and Applications Proceedings of the 2nd International Conference on Belief Functions, Compiègne, France, 9-11 May 2012,
   volume 164 de Advances in Intelligent and Soft Computing, pages 161–168. Springer.
- [Martin et al., 2008] MARTIN, A., JOUSSELME, A. et OSSWALD, C. (2008). Conflict measure for the discounting operation on belief functions. In 11th International Conference on Information Fusion, FUSION 2008, Cologne, Germany, June 30 - July 3, 2008, pages 1–8. IEEE.
- [Mas, 1999] MAS, J.-F. (1999). Monitoring land-cover changes : a comparison of change detection techniques. *International journal of remote sensing*, 20(1):139–152.
- [Masood et al., 2013] MASOOD, A., AL-JUMAILY, A. A. et MAALI, Y. (2013). Level set initialization based on modified fuzzy c means thresholding for automated segmentation of skin lesions. In International Conference on Neural Information Processing, pages 341–351. Springer.
- [Masson et Denœux, 2008] MASSON, M.-H. et DENŒUX, T. (2008). Ecm : An evidential version of the fuzzy c-means algorithm. *Pattern Recognition*, 41(4):1384 1397.
- [Matinfar et Roodposhti, 2012] MATINFAR, H. R. et ROODPOSHTI, M. S. (2012). Decision tree land use/land cover change detection of khoram abad city using landsat imagery and ancillary srtm data. Annals of Biological Research, 3(8):4045–4053.
- [Maulik et Bandyopadhyay, 2002] MAULIK, U. et BANDYOPADHYAY, S. (2002). Performance evaluation of some clustering algorithms and validity indices. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(12):1650–1654.
- [Mercier et al., 2005] MERCIER, D., QUOST, B. et DENŒUX, T. (2005). Contextual Discounting of Belief Functions, pages 552–562. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg.
- [Miller et al., 2005] MILLER, O., PIKAZ, A. et AVERBUCH, A. (2005). Objects based change detection in a pair of gray-level images. *Pattern Recognition*, 38(11):1976–1992.

- [Milne, 1988] MILNE, A. (1988). Change direction analysis using landsat imagery : a review of methodology. In Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1988. IGARSS'88. Remote Sensing : Moving Toward the 21st Century., International, volume 1, pages 541–544. IEEE.
- [Mini-MIAS, 2008] MINI-MIAS (2008). Mammographic image analysis society (mias) database. Dataset.
- [Morisette et Khorram, 2000] MORISETTE, J. T. et KHORRAM, S. (2000). Accuracy assessment curves for satellite-based change detection. *Photogrammetric Engineering and Remote Sen*sing, 66(7):875–880.
- [Motro, 1997] MOTRO, A. (1997). Sources of uncertainty, imprecision, and inconsistency in information systems. Uncertainty Management in Information Systems, pages 9–34.
- [Moualhi et Zagrouba, 2010] MOUALHI, W. et ZAGROUBA, E. (2010). Estimation of mass function in evidence theory for fusion of gray level based images. In Signals and Electronic Systems (ICSES), 2010 International Conference on, pages 127–130. IEEE.
- [Mucova et al., 2018] MUCOVA, S. A. R., FILHO, W. L., AZEITEIRO, U. M. et PEREIRA, M. J. (2018). Assessment of land use and land cover changes from 1979 to 2017 and biodiversity & land management approach in quirimbas national park, northern mozambique, africa. Global Ecology and Conservation, 16:e00447.
- [Murphy, 2000] MURPHY, C. K. (2000). Combining belief functions when evidence conflicts. Decision support systems, 29(1):1–9.
- [Ndegwa Mundia et Murayama, 2009] NDEGWA MUNDIA, C. et MURAYAMA, Y. (2009). Analysis of land use/cover changes and animal population dynamics in a wildlife sanctuary in east africa. *Remote Sensing*, 1(4):952–970.
- [O'brien, 2000] O'BRIEN, J. A. (2000). Introduction to information systems. McGraw-Hill Higher Education.
- [Osswald et Martin, 2006] OSSWALD, C. et MARTIN, A. (2006). Understanding the large family of dempster-shafer theory's fusion operators - a decision-based measure. In Proc. 9th Int. Conf. Information Fusion, pages 1–7.
- [Pal et Bezdek, 1994] PAL, N. R. et BEZDEK, J. C. (1994). Measuring fuzzy uncertainty. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2(2):107–118.
- [Pal et Biswas, 1997] PAL, N. R. et BISWAS, J. (1997). Cluster validation using graph theoretic concepts. *Pattern Recognition*, 30(6):847–857.
- [Pal et al., 2005] PAL, N. R., PAL, K., KELLER, J. M. et BEZDEK, J. C. (2005). A possibilistic fuzzy c-means clustering algorithm. *IEEE transactions on fuzzy systems*, 13(4):517–530.
- [Perera et al., 2009] PERERA, D., KAY, J., KOPRINSKA, I., YACEF, K. et ZAÏANE, O. R. (2009). Clustering and sequential pattern mining of online collaborative learning data. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 21(6):759–772.
- [Pham, 2002] PHAM, D. L. (2002). Fuzzy clustering with spatial constraints. In Image Processing. 2002. Proceedings. 2002 International Conference on, volume 2, pages II–II. IEEE.
- [Pichon et al., 2012] PICHON, F., DUBOIS, D. et DENŒUX, T. (2012). Relevance and truthfulness in information correction and fusion. *International Journal of Approximate Reasoning*, 53(2): 159 – 175. Theory of Belief Functions (BELIEF 2010).

- [Pontius Jr et al., 2004] PONTIUS JR, R. G., SHUSAS, E. et MCEACHERN, M. (2004). Detecting important categorical land changes while accounting for persistence. Agriculture, Ecosystems & Environment, 101(2-3):251–268.
- [Premaratne et al., 2007] PREMARATNE, K., DEWASURENDRA, D. A. et BAUER, P. H. (2007). Evidence combination in an environment with heterogeneous sources. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A : Systems and Humans*, 37(3):298–309.
- [Qin et al., 2006] QIN, D., JIANWEN, M. et YUN, O. Y. (2006). Remote sensing data change detection based on the ci test of bayesian networks. Computers & Geosciences, 32(2):195–202.
- [Radke et al., 2005] RADKE, R. J., ANDRA, S., AL-KOFAHI, O. et ROYSAM, B. (2005). Image change detection algorithms : a systematic survey. *IEEE transactions on image processing*, 14(3):294–307.
- [Ramasso *et al.*, 2007] RAMASSO, E., ROMBAUT, M. et PELLERIN, D. (2007). Modèle des croyances transférables : Représentation des connaissances, fusion d'informations, décision.
- [Reddy et al., 2012] REDDY, A. R., PRASAD, E. et REDDY, L. (2012). Abnormality detection of brain mri images using a new spatial fcm algorithm. International Journal of Engineering Science & Advanced Technology, 2(1):1–7.
- [Reichenbach, 1971] REICHENBACH, H. (1971). *The theory of probability*. Univ of California Press.
- [Rendón et al., 2011] RENDÓN, E., ABUNDEZ, I., ARIZMENDI, A. et QUIROZ, E. M. (2011). Internal versus external cluster validation indexes. International Journal of computers and communications, 5(1):27–34.
- [Rogan et al., 2002] ROGAN, J., FRANKLIN, J. et ROBERTS, D. A. (2002). A comparison of methods for monitoring multitemporal vegetation change using thematic mapper imagery. *Remote Sensing of Environment*, 80(1):143–156.
- [Rogova, 1994] ROGOVA, G. (1994). Combining the results of several neural network classifiers. Neural networks, 7(5):777–781.
- [Rogova et Bosse, 2010] ROGOVA, G. L. et BOSSE, E. (2010). Information quality in information fusion. In Information Fusion (FUSION), 2010 13th Conference on, pages 1–8. IEEE.
- [Rousseeuw, 1987] ROUSSEEUW, P. J. (1987). Silhouettes : a graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *Journal of computational and applied mathematics*, 20:53– 65.
- [Saha et Bandyopadhyay, 2007] SAHA, S. et BANDYOPADHYAY, S. (2007). A new cluster validity index based on fuzzy granulation-degranulation criteria. In Advanced Computing and Communications, 2007. ADCOM 2007. International Conference on, pages 353–358. IEEE.
- [Sengupta et al., 2011] SENGUPTA, S., DE, S., KONAR, A. et JANARTHANAN, R. (2011). An improved fuzzy clustering method using modified fukuyama-sugeno cluster validity index. In 2011 International Conference on Recent Trends in Information Systems, pages 269–274.
- [Sentz et al., 2002] SENTZ, K., FERSON, S. et al. (2002). Combination of evidence in Dempster-Shafer theory, volume 4015. Citeseer.

- [Serra et al., 2003] SERRA, P., PONS, X. et SAURI, D. (2003). Post-classification change detection with data from different sensors : some accuracy considerations. International Journal of Remote Sensing, 24(16):3311–3340.
- [Sghaier et Lepage, 2015] SGHAIER, M. O. et LEPAGE, R. (2015). Road damage detection from vhr remote sensing images based on multiscale texture analysis and dempster shafer theory. In 2015 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), pages 4224–4227.
- [Shafer, 1976] SHAFER, G. (1976). A mathematical theory of evidence, princeton univ. *Press*, *Princeton*, *NJ*.
- [Shafer, 1992] SHAFER, G. (1992). Dempster-shafer theory. Encyclopedia of artificial intelligence, pages 330–331.
- [Shi et al., 2016] SHI, H., YANG, S., CAO, Z., PAN, W. et LI, W. (2016). An improved evidence combination method of d-s theory. In Proc. Consumer and Control (IS3C) 2016 Int. Symp. Computer, pages 319–322.
- [Singh, 1989] SINGH, A. (1989). Review article digital change detection techniques using remotely-sensed data. International journal of remote sensing, 10(6):989–1003.
- [Smarandache et Dezert, 2005] SMARANDACHE, F. et DEZERT, J. (2005). Information fusion based on new proportional conflict redistribution rules. In Information Fusion, 2005 8th International Conference on, volume 2, pages 8–pp. IEEE.
- [Smarandache et Dezert, 2015] SMARANDACHE, F. et DEZERT, J. (2015). Modified pcr rules of combination with degrees of intersections. In Information Fusion (Fusion), 2015 18th International Conference on, pages 2100–2107. IEEE.
- [Smarandache et al., 2010] SMARANDACHE, F., DEZERT, J. et TACNET, J.-M. (2010). Fusion of sources of evidence with different importances and reliabilities. In Information Fusion (FUSION), 2010 13th Conference on, pages 1–8. IEEE.
- [Smarandache et al., 2012] SMARANDACHE, F., HAN, D. et MARTIN, A. (2012). Comparative study of contradiction measures in the theory of belief functions. In Proc. 15th Int. Conf. Information Fusion, pages 271–277.
- [Smarandache et al., 2011] SMARANDACHE, F., MARTIN, A. et OSSWALD, C. (2011). Contradiction measures and specificity degrees of basic belief assignments. In Information Fusion (FUSION), 2011 Proceedings of the 14th International Conference on, pages 1–8. IEEE.
- [Smets, 1992] SMETS, P. (1992). The transferable belief model and random sets. International Journal of Intelligent Systems, 7(1):37–46.
- [Smets, 1993] SMETS, P. (1993). Belief functions : The disjunctive rule of combination and the generalized bayesian theorem. International Journal of Approximate Reasoning, 9(1):1 35.
- [Smets, 1997] SMETS, P. (1997). Imperfect information : Imprecision and uncertainty. In Uncertainty management in information systems, pages 225–254. Springer.
- [Smets et al., 1991] SMETS, P., HSIA, Y.-T., SAFFIOTTI, A., KENNES, R., XU, H. et UMKEH-REN, E. (1991). The transferable belief model. In European Conference on Symbolic and Quantitative Approaches to Reasoning and Uncertainty, pages 91–96. Springer.

- [Smets et Kennes, 2008] SMETS, P. et KENNES, R. (2008). The Transferable Belief Model, chapitre 28, pages 693–736. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg.
- [Smithson, 1990] SMITHSON, M. (1990). Ignorance and disasters. International journal of mass emergencies and disasters, 8(3):207–235.
- [Sneath et Sokal, 1973] SNEATH, P. et SOKAL, R. (1973). Numerical Taxonomy. The Principles and Practice of Numerical Classification. Freeman.
- [Solaiman, 2001] SOLAIMAN, B. (2001). Information fusion concepts : from information elements definition to the application of fusion approaches.
- [Song et al., 2001] SONG, C., WOODCOCK, C. E., SETO, K. C., LENNEY, M. P. et MACOMBER, S. A. (2001). Classification and change detection using landsat tm data : when and how to correct atmospheric effects? *Remote sensing of Environment*, 75(2):230–244.
- [Srivastava, 1997] SRIVASTAVA, R. P. (1997). Decision making under ambiguity : A belieffunction perspective.
- [Strahler et al., 2006] STRAHLER, A. H., BOSCHETTI, L., FOODY, G. M., FRIEDL, M. A., HAN-SEN, M. C., HEROLD, M., MAYAUX, P., MORISETTE, J. T., STEHMAN, S. V. et WOODCOCK, C. E. (2006). Global land cover validation : Recommendations for evaluation and accuracy assessment of global land cover maps. *European Communities, Luxembourg*, 51(4).
- [Straszecka, 2008] STRASZECKA, E. (2008). Combining basic probability assignments for fuzzy focal elements. In International Conference on Artificial Intelligence and Soft Computing, pages 341–350. Springer.
- [Strat, 2013] STRAT, T. M. (2013). Making decisions with belief functions. arXiv preprint arXiv:1304.1531.
- [Tan et al., 2013] TAN, B., MASEK, J. G., WOLFE, R., GAO, F., HUANG, C., VERMOTE, E. F., SEXTON, J. O. et EDERER, G. (2013). Improved forest change detection with terrain illumination corrected landsat images. *Remote Sensing of Environment*, 136:469–483.
- [Tang et al., 2005] TANG, Y., SUN, F. et SUN, Z. (2005). Improved validation index for fuzzy clustering. In Proceedings of the 2005, American Control Conference, 2005., pages 1120–1125 vol. 2.
- [Tian et al., 2018] TIAN, L., GUO, H., ZHOU, X. et WANG, Y. (2018). Structural damage detection based on cloud model and dempster-shafer evidence theory. *Journal of Vibroengineering*, 20(2).
- [Tiede et al., 2012] TIEDE, D., WANIA, A. et FÜREDER, P. (2012). Object-based change detection and classification improvement of time series analysis. In International Conference on Geographic Object-Based Image Analysis, volume 4, pages 7–9.
- [Todoran, 2014] TODORAN, I. (2014). Etude dynamique de la qualité de l'information et des données d'un système d'information complexe. (Dynamic data and information quality evaluation in complex information systems). Thèse de doctorat, University of Rennes 1, France.
- [Touil et Kalti, 2016] TOUIL, A. et KALTI, K. (2016). Iterative fuzzy segmentation for an accurate delimitation of the breast region. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 132:137 – 147.

- [Tsai et Lin, 2011] TSAI, D.-M. et LIN, C.-C. (2011). Fuzzy c-means based clustering for linearly and nonlinearly separable data. *Pattern recognition*, 44(8):1750–1760.
- [Tsai et al., 2011] TSAI, Y. H., STOW, D. et WEEKS, J. (2011). Comparison of object-based image analysis approaches to mapping new buildings in accra, ghana using multi-temporal quickbird satellite imagery. *Remote Sensing*, 3(12):2707–2726.
- [Turčan et al., 2003] TURČAN, A., OCELÍKOVÁ, E. et MADARÁSZ, L. (2003). Fuzzy c-means algorithms in remote sensing. In Proceedings of the 1st Slovakian-Hungarian joint symposium on applied machine intelligence (SAMI), Herlany, pages 207–216.
- [Van Oort, 2007] VAN OORT, P. (2007). Interpreting the change detection error matrix. *Remote Sensing of Environment*, 108(1):1–8.
- [Vilain et al., 1995] VILAIN, M., BURGER, J., ABERDEEN, J., CONNOLLY, D. et HIRSCHMAN, L. (1995). A model-theoretic coreference scoring scheme. In Proceedings of the 6th conference on Message understanding, pages 45–52. Association for Computational Linguistics.
- [Vittorio et Georgakakos, 2018] VITTORIO, C. A. D. et GEORGAKAKOS, A. P. (2018). Land cover classification and wetland inundation mapping using modis. *Remote Sensing of Envi*ronment, 204:1 – 17.
- [Wang et al., 2016] WANG, J., XIAO, F., DENG, X., FEI, L. et DENG, Y. (2016). Weighted evidence combination based on distance of evidence and entropy function. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 12(7):3218784.
- [Wang et Atkinson, 2018] WANG, Q. et ATKINSON, P. M. (2018). Spatio-temporal fusion for daily sentinel-2 images. *Remote Sensing of Environment*, 204:31 – 42.
- [Wang et Strong, 1996] WANG, R. Y. et STRONG, D. M. (1996). Beyond accuracy : What data quality means to data consumers. *Journal of management information systems*, 12(4):5–33.
- [Wang et Zhang, 2007] WANG, W. et ZHANG, Y. (2007). On fuzzy cluster validity indices. Fuzzy sets and systems, 158(19):2095–2117.
- [Wemmert, 2000] WEMMERT, C. (2000). Classification hybride distribuée par collaboration de méthodes non supervisées. Thèse de doctorat, Université de Strasbourg,.
- [Winkler et al., 2012] WINKLER, R., KLAWONN, F. et KRUSE, R. (2012). Problems of fuzzy c-means clustering and similar algorithms with high dimensional data sets. In Challenges at the Interface of data analysis, computer science, and optimization, pages 79–87. Springer.
- [Wongkhuenkaew et al., 2013] WONGKHUENKAEW, R., AUEPHANWIRIYAKUL, S. et THEERA-UMPON, N. (2013). Multi-prototype fuzzy clustering with fuzzy k-nearest neighbor for off-line human action recognition. In Fuzzy Systems (FUZZ), 2013 IEEE International Conference on, pages 1–7. IEEE.
- [Wu et al., 2017] WU, C., DU, B., CUI, X. et ZHANG, L. (2017). A post-classification change detection method based on iterative slow feature analysis and bayesian soft fusion. *Remote Sensing of Environment*, 199:241 – 255.
- [Wu et al., 2015] WU, C.-H., OUYANG, C.-S., CHEN, L.-W. et LU, L.-W. (2015). A new fuzzy clustering validity index with a median factor for centroid-based clustering. *IEEE Transac*tions on Fuzzy Systems, 23(3):701–718.
- [Xiaolu et Bo, 2011] XIAOLU, S. et BO, C. (2011). Change detection using change vector analysis from landsat tm images in wuhan. *Proceedia Environmental Sciences*, 11:238 – 244. 2011 2nd International Conference on Challenges in Environmental Science and Computer Engineering (CESCE 2011).
- [Xie et Beni, 1991] XIE, X. L. et BENI, G. (1991). A validity measure for fuzzy clustering. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 13(8):841–847.
- [Xu et al., 2009] XU, L., ZHANG, S., HE, Z. et GUO, Y. (2009). The comparative study of three methods of remote sensing image change detection. In Geoinformatics, 2009 17th International Conference on, pages 1–4. IEEE.
- [Xu et Wunsch, 2005] XU, R. et WUNSCH, D. (2005). Survey of clustering algorithms. IEEE Transactions on Neural Networks, 16(3):645–678.
- [Yager, 1983] YAGER, R. R. (1983). Entropy and specificity in a mathematical theory of evidence. International Journal of General System, 9(4):249–260.
- [Yager, 1987] YAGER, R. R. (1987). On the dempster-shafer framework and new combination rules. *Information sciences*, 41(2):93–137.
- [Yager, 1992] YAGER, R. R. (1992). Decision making under dempster-shafer uncertainties. International Journal of General System, 20(3):233-245.
- [Yang et Liu, 2016] YANG, Y. et LIU, Y. (2016). Iterative approximation of basic belief assignment based on distance of evidence. *PloS one*, 11(2):e0147799.
- [Yang et al., 2004] YANG, Y., ZHENG, C. et LIN, P. (2004). Image thresholding based on spatially weighted fuzzy c-means clustering. In Computer and Information Technology, 2004. CIT'04. The Fourth International Conference on, pages 184–189. IEEE.
- [Yeung et al., 2001] YEUNG, K. Y., HAYNOR, D. R. et RUZZO, W. L. (2001). Validating clustering for gene expression data. *Bioinformatics*, 17(4):309–318.
- [Yugander et Reddy, 2017] YUGANDER, P. et REDDY, G. R. (2017). Liver tumor segmentation in noisy ct images using distance regularized level set evolution based on fuzzy c-means clustering. In 2017 2nd IEEE International Conference on Recent Trends in Electronics, Information Communication Technology (RTEICT), pages 1530–1534.
- [Zadeh, 1965] ZADEH, L. A. (1965). Fuzzy sets. Information and Control, 8(3):338–353.
- [Zadeh, 1968] ZADEH, L. A. (1968). Probability measures of fuzzy events. Journal of mathematical analysis and applications, 23(2):421–427.
- [Zadeh, 1978] ZADEH, L. A. (1978). Fuzzy sets as the basis for a theory of possibility. Fuzzy Sets and Systems, 1:3–28.
- [Zak et al., 2008] ZAK, M. R., CABIDO, M., CÁCERES, D. et DÍAZ, S. (2008). What drives accelerated land cover change in central argentina? synergistic consequences of climatic, socioeconomic, and technological factors. *Environmental Management*, 42(2):181–189.
- [Žalik et Žalik, 2011] ŽALIK, K. R. et ŽALIK, B. (2011). Validity index for clusters of different sizes and densities. *Pattern Recognition Letters*, 32(2):221–234.

- [Zeng et al., 2014] ZENG, S., TONG, X. et SANG, N. (2014). Study on multi-center fuzzy cmeans algorithm based on transitive closure and spectral clustering. Applied Soft Computing, 16:89–101.
- [Zhang et al., 1999] ZHANG, B., HSU, M. et DAYAL, U. (1999). K-harmonic means-a data clustering algorithm. Hewlett-Packard Labs Technical Report HPL-1999-124.
- [Zhao et Karypis, 2002] ZHAO, Y. et KARYPIS, G. (2002). Evaluation of hierarchical clustering algorithms for document datasets. In Proceedings of the eleventh international conference on Information and knowledge management, pages 515–524. ACM.
- [Zheng et al., 2014] ZHENG, Y., ZHANG, X., HOU, B. et LIU, G. (2014). Using combined difference image and k-means clustering for sar image change detection. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 11(3):691–695.
- [Zhou et al., 2017] ZHOU, D., TANG, Y. et JIANG, W. (2017). A modified belief entropy in dempster-shafer framework. PLOS ONE, 12(5):1–17.
- [Zhou et al., 2008] ZHOU, Q., LI, B. et SUN, B. (2008). Modelling spatio-temporal pattern of landuse change using multitemporal remotely sensed imagery. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 37(Part. B7):729– 734.
- [Zhu et Basir, 2005] ZHU, H. et BASIR, O. (2005). An adaptive fuzzy evidential nearest neighbor formulation for classifying remote sensing images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(8):1874–1889.
- [Zhu et al., 2002] ZHU, Y. M., BENTABET, L., DUPUIS, O., BABOT, D., ROMBAUT, M. et al. (2002). Automatic determination of mass functions in dempster-shafer theory using fuzzy c-means and spatial neighborhood information for image segmentation. Optical Engineering, 41(4):760–770.
- [Zimmermann, 2000] ZIMMERMANN, H.-J. (2000). An application-oriented view of modeling uncertainty. *European Journal of operational research*, 122(2):190–198.



Titre : Raisonnement approximatif pour la détection et l'analyse de changements

**Mots clés :** Détection de changements, Théorie de Dempster-Shafer, Algorithme de clustering multicentroïdes, Indice de validité de clustering, distribution de masse, conflit évidentiel, mesure de changements CM, carte binaire de changements.

Résumé : Cette thèse est le fruit de l'interaction de deux disciplines qui sont la détection de changements dans des images multitemporelles et le raisonnement évidentiel à l'aide de la théorie de Dempster-Shafer (DST). Aborder le problème de détection et d'analyse de changements par la DST nécessite la détermination d'un cadre de discernement exhaustif et exclusif. Ce problème s'avère complexe en l'absence des informations a priori sur les images. Nous proposons dans ce travail de recherche un nouvel algorithme de clustering basé sur l'algorithme Fuzzy-C-Means (FCM) afin de définir les classes sémantiques existantes. L'idée de cet algorithme est la représentation de chaque classe par un nombre varié de centroïdes afin de garantir une meilleure caractérisation de classes. Afin d'assurer l'exhaustivité du cadre de discernement, un nouvel indice de validité de clustering permettant de déterminer le nombre optimal de classes sémantiques est proposé. La troisième contribution consiste à exploiter la position du pixel par rapport aux centroïdes des classes et les degrés d'appartenance afin de définir la distribution de masse qui représente les informations. La particularité de la distribution proposée est la génération d'un nombre réduit des éléments focaux et le respect des axiomes mathématiques en effectuant la transformation flou-masse. Nous avons souligné la capacité du conflit évidentiel à indiquer les transformations multi-temporelles. Nous avons porté notre raisonnement sur la décomposition du conflit global et l'estimation des conflits partiels entre les couples des éléments focaux pour mesurer le conflit causé par le changement. Cette stratégie permet d'identifier le couple de classes qui participent dans le changement. Pour quantifier ce conflit, nous avons proposé une nouvelle mesure de changement notée CM. Finalement, nous avons proposé un algorithme permettant de déduire la carte binaire de changements à partir de la carte de conflits partiels.

Title : Approximate reasoning for the detection and analysing of changes

**Keywords :** Change detection, Dempster-Shafer Theory, Multi-centroid clustering algorithm, Clustering Validity Index, Mass distribution, Evidential conflict, Change Measure CM, Binary change map.

Abstract : This thesis is the interaction result of two disciplines that are the change detection in multitemporal images and the evidential reasoning using the Dempster-Shafer theory (DST). Addressing the problem of change detection and analyzing by the DST, requires the determination of an exhaustive and exclusive frame of discernment. This issue is complex when images lake prior information. In this research work, we propose a new clustering algorithm based on the Fuzzy-C-Means (FCM) algorithm in order to define existing semantic classes. The idea of this algorithm is the representation of each class by a varied number of centroids in order to guarantee a better characterization of classes. To ensure the frame of discernment exhaustiveness, we proposed a new cluster validity index able to identify the optimal number of semantic classes. The third contribution is to exploit the position of the pixel in relation to class centroids and its membership distribution in order to define the mass distribution that represents information. The particularity of the proposed distribution, is the generation of a reduced set of focal elements and the respect of mathematical axioms when performing the fuzzy-mass transformation. We have emphasized the capacity of evidential conflict to indicate multi-temporal transformations. We reasoned on the decomposition of the global conflict and the estimation of the partial conflicts between the couples of focal elements to measure the conflict caused by the change. This strategy allows to identify the couple of classes that participate in the change. To quantify this conflict, we proposed a new measure of change noted CM. Finally, we proposed an algorithm to deduce the binary map of changes from the partial conflicts map.