

N° d'ordre:

République Algérienne Démocratique et Populaire Ministère
de l'enseignement supérieur et de la Recherche scientifique



Université Djillali Liabès de Sidi Bel Abbès
Faculté de Génie Electrique
Département d'Electronique
Laboratoire RCAM



Thèse de Doctorat

3^{ème} cycle

Filière : Electronique
Spécialité : Réseaux, Architecture et multimédia
Option : Vision par ordinateur et architectures

Par

M^{me} Soltana ACHOUR

Détection de changement en imagerie satellitaire multi-temporelle pour le suivi et la surveillance de l'environnement

Soutenu en 09 Décembre 2021, devant le jury :

Pr.	Abdennacer BOUNOUA	UDL SBA	Président du jury
Pr.	Youcef BENTOUTOU	CDS ORAN	Examineur
Dr.	Fatiha MESKINE	UDL SBA	Examineur
Pr.	Miloud CHIKR ELMEZOUAR	UDL SBA	Directeur de thèse
Pr.	Nasreddine TALEB	UDL SBA	Invité

Année Universitaire : 2021 - 2022

UNIVERSITÉ DJILLALI LIABBES SIDI BEL ABBES

Département d'électronique, Faculté Génie électrique

Laboratoire de Recherche RCAM: Réseaux de Communication Architectures et Multimédia

Equipe IDOSE : Internet Des Objets et Systemes Embarqués

Thèse intitulée

Détection de changement en imagerie satellitaire multi-temporelle pour le suivi et la surveillance de l'environnement

Présentée par

ACHOUR Soltana

Encadrée par :

Pr. Miloud CHIKR ELMEZOUAR

Sidi bel Abbes, Algerie, 2021

Dédicaces

Je le dédie :

A mes très chers parents, qui n'ont jamais cessé, de formuler des prières à mon égard, de me soutenir et de m'épauler pour que je puisse atteindre mes objectifs. Ce travail est le fruit de leurs sacrifices.

Que dieu leur accorder santé, bonheur, prospérité et longue vie.

A mon mari, et mes enfants, pour leur soutien, et supports, dans les moments difficiles.

A mes frères, ma sœurs, pour leurs soutiens moral et leurs conseils précieux.

A toute ma famille.

A toutes les personnes qui me sont chères pour leurs aides et supports dans les moments difficiles.

Remerciements

Je remercie avant tout, mon DIEU, le tout puissant, qui m'a éclairé la bonne voie, et qui m'a donné la force, la volonté et surtout le courage pour accomplir ce modeste travail.

Je tiens à exprimer mes sincères et chaleureux remerciements à mon encadrant et directeur de thèse, avec lesquels cela a été un grand plaisir de travailler pendant ces années, et qui ont su être présents malgré leurs emplois du temps bien chargés. Alors un grand Merci aux Professeurs **Miloud CHIKR ELMEZOUAR** et **Nasreddine TALEB**, pour leurs patiences, leurs présences leurs dévouements et leurs disponibilités, et leurs précieux conseils, qui ont permis l'élaboration de cette thèse

Mes remerciements vont également aux Professeurs **Kidiyo KPALMA** et **Joseph RONSIN**, pour leurs aides, et leurs patiences.

Je souhaiterais aussi remercier les membres du jury d'avoir accepté d'évaluer ce travail. Qu'ils trouvent ici l'expression de ma profonde reconnaissance : Pr. **A. Bounoua** qui a accepté de présider ce jury ainsi que Pr. **Y. Bentoutou** et Dr. **F. Meskine** d'avoir examiné mon travail.

Mes remerciements s'adressent également à Dr. **Amina Guidoum**, et aux doctorants **Afaf Benaouda Chaht** et à **Sara Daoudi**, pour leurs aides, leurs conseils et supports dans les moments difficiles.

J'adresse de tout mon cœur mes remerciements à mes très chères parents, je leur suis très reconnaissante pour leurs soutiens illimités. Et à mon mari et mes frères et ma soeur, à toute ma famille et sans oublier mes amies à qui je dédie ce travail, pour leurs encouragement tout au long du chemin.

Et enfin un grand merci à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à l'élaboration cette thèse, et qui m'ont permis de mener à bien mes travaux et qui m'ont soutenue et encouragée dans les moments difficiles de cette thèse.

Mots clefs :

Télédétection, détection des changements, images satellitaires, images panchromatiques, images multi-spectrales, classification, analyse multi-résolution.

Résumé

La télédétection, également appelée observation de la Terre, est une technique pour observer la surface de la Terre ou l'atmosphère depuis l'espace sans être en contact direct avec l'objet ou la zone à l'aide de satellites (spatiaux) ou depuis l'air à l'aide d'avions (aéroportés). Elle joue un rôle très important dans la surveillance de l'environnement, vu qu'elle permet de surveiller de grandes surfaces.

La télédétection permet d'obtenir des informations qualitatives et quantitatives sur des objets éloignés et sur le milieu environnant. Elle comprend l'ensemble des techniques et des outils qui améliorent les capacités perceptives de l'œil et du cerveau humain.

La télédétection est appliquée dans plusieurs domaines. Dans l'agriculture pour la gestion des processus de production, le contrôle des types de cultures, le contrôle de la propriété, et l'évaluation des dommages après les catastrophes. Dans les sciences forestières pour la cartographie forestière, la gestion des biens de l'Etat, la détection des incendies et la surveillance des forêts. Dans la géologie pour la cartographie géologique, l'exploration de la mer et de la surface, l'évaluation de l'impact environnemental, le suivi de l'exploitation minière et les glissements de terrain. Et d'autres domaines tels que la topographie, le contrôle de l'écosystème et de la gestion, la surveillance de la pollution, les rejets industriels et les déchets urbains, l'évaluation des risques de glissements de terrain, la mer et la gestion des zones côtières.

En télédétection, pour des applications comme la surveillance de l'environnement, la détection des changements basée sur le traitement d'images est l'une des techniques de télédétection les plus importantes.

Aujourd'hui de grandes quantités de données de télédétection sont disponibles, chacune avec ses propres caractéristiques qui la rendent appropriée à un usage particulier. Cependant, pour atteindre des performances élevées dans une application de détection des

changements, une combinaison de diverses caractéristiques des images satellitaires (multi-temporelles, multi-spectrales et panchromatiques) pourra être exploitée par diverses techniques de fusion et de détection des changements.

L'objectif de cette thèse est la réalisation d'une application de détection de changement en utilisant ces données, telles que : les images multi-temporelles spatiales et spectrales, pour la surveillance et le suivi de l'environnement afin d'apporter à ce domaine une méthodologie qui donne plus de détail et de précision. L'étude vise la réalisation d'une application de détection de changement avec multiple données de télédétection. Pour cela une structure générale de réalisation de l'application est proposée. En outre, une nouvelle technique de détection automatique des changements est proposée en suivant cette structure, et elle est appliquée aux images multi-spectrales et panchromatiques capturées par un satellite optique à haute résolution. Cette technique est issue de la combinaison de deux méthodes statistiques simples, et qui sont la technique de la différence en pourcentage (PD) ainsi que celle de l'analyse en composantes principales (ACP). Par conséquent, cette approche se caractérise par deux aspects: le premier consiste en la fusion des différentes données et le second effectue la détection des changements pour les images résultantes. Les résultats expérimentaux montrent les performances quantitatives raisonnables et l'efficacité de la méthode proposée pour la détection des changements, consistant en une extraction automatique de la plupart des informations sur les changements ainsi que l'obtention de meilleurs résultats pour la plupart des mesures de précision consistant en une précision globale allant jusqu'à **91 %** et un coefficient Kappa allant jusqu'à **66%**, par rapport à ceux obtenus en utilisant les opérations simples de PD et ACP.

Keywords :

Remote sensing, change detection, satellite images, panchromatic images, multi-spectral images, classification, multi-resolution analysis.

Abstract

Remote sensing, also called Earth observation, is a technique for observing the earth's surface or the atmosphere using satellites (space) or from the air using planes (airborne). It is crucial in environmental monitoring.

Remote sensing provides qualitative and quantitative information on distant objects and the surrounding environment. It includes all the techniques and tools that improve the perceptual capacities of the human eye and brain.

In various Fields remote sensing application such as in agriculture: the management of production processes, control of crop types, control of property, and assessment of damage after disasters. In forest mapping, management of state property, fire detection and forest monitoring. In geological mapping, sea and surface exploration, environmental impact assessment, monitoring of mining and landslides. And in other areas such as topography, ecosystem and management control, pollution monitoring, industrial discharges and urban waste, landslide risk assessment, sea and management coastal areas.

In remote sensing, such as environmental monitoring, change detection based on image processing which is one of the most important remote sensing techniques.

Today large amounts of remote sensing data are available, each with its own characteristics that make it suitable for a particular purpose. However, to achieve high performance in a change detection application, a combination of various characteristics of satellite images (multi-temporal, multi-spectral and panchromatic) can be exploited by various fusion and change detection techniques.

The purpose of this thesis is to attempt the realization of a change detection application by using these data, such as: multi-temporal spatial and spectral images, for the

surveillance and monitoring of the environment in order to provide to domain a methodology which gives more detail and precision.

The study aims to realize a change detection application with multiple remote sensing data. For this, a general structure for implementing the application is proposed.

*Further, a new technique of automatic change detection is proposed following this structure, and it is applied to multispectral and panchromatic images captured by a high resolution optical satellite. This technique is the result of the combination of two simple statistical methods, which are the percentage difference (PD) technique and the principal component analysis (PCA) technique. Therefore, this approach is characterized by two aspects: the first consists of fusing the different data and the second performs the detection of changes for the resulting images. The experimental results show the reasonable quantitative performance and efficiency of the proposed method for detecting changes, consisting in automatic extraction of most information on changes as well as obtaining better results for most precision measurements. Consisting of an overall accuracy of up to **91%** and a Kappa coefficient of up to **66%**, compared to those obtained using the simple operations of PD and PCA.*

كلمات المفتاح:

الاستشعار عن بعد، كشف التغيير، صور الأقمار الصناعية، الصور متعددة الألوان، الصور متعددة الأطياف، التصنيف، التحليل متعدد الدقة.

ملخص

الاستشعار عن بعد، المعروف أيضًا باسم مراقبة الأرض، هو تقنية لرصد سطح الأرض أو الغلاف الجوي من الفضاء دون الاتصال المباشر بالجسم أو المنطقة باستخدام الأقمار الصناعية (الفضاء) أو من الجو باستخدام الطائرات (المحمولة جوا). فهو يلعب دورًا مهمًا جدًا في المراقبة البيئية، حيث يسمح بمراقبة مناطق كبيرة.

يوفر الاستشعار عن بعد معلومات نوعية وكمية عن الأشياء البعيدة والبيئة المحيطة. ويشمل جميع التقنيات والأدوات التي تعمل على تحسين القدرات الإدراكية للعين والدماغ البشريين.

يتم تطبيق الاستشعار عن بعد في عدة مجالات، فيطبق في الزراعة مثلًا لإدارة عمليات الإنتاج والتحكم في أنواع المحاصيل والتحكم في الممتلكات وتقييم الأضرار بعد الكوارث. و في علوم الغابات لرسم خرائط الغابات، وإدارة ممتلكات الدولة، والكشف عن الحرائق ورصد الغابات، و في الجيولوجيا لرسم الخرائط الجيولوجية، واستكشاف البحار والسطحية، وتقييم الأثر البيئي، ورصد التعدين والانهياريات الأرضية. وفي مجالات أخرى مثل التضاريس، والنظام البيئي، ومراقبة الإدارة، ومراقبة التلوث، والتصريفات الصناعية والنفايات الحضرية، وتقييم مخاطر الانهياريات الأرضية، والبحر وإدارة المناطق الساحلية.

يعد اكتشاف التغيير القائم على معالجة الصور، أحد أهم تقنيات الاستشعار عن بعد بالنسبة للتطبيقات مثل المراقبة البيئية.

تتوفر اليوم كميات كبيرة من بيانات الاستشعار عن بعد، فلكل منها خصائصها الخاصة التي تجعلها مناسبة لغرض معين. فلتحقيق أداء عالٍ في تطبيق الكشف عن التغيير، يمكن استغلال مجموعة من الخصائص المختلفة لصور الأقمار الصناعية (متعددة الأوقات، ومتعددة الأطياف، وبانكروماتيك) من خلال تقنيات اكتشاف الاندماج والتغيير.

الهدف من هذه الرسالة هو محاولة تحقيق تطبيق الكشف عن التغيير باستخدام هذه البيانات، مثل: صور مكانية وظيفية متعددة الزمانية، لمراقبة البيئة و من أجل توفير مجالات منهجية تعطي مزيدًا من التفاصيل والدقة. تهدف هذه الدراسة إلى تحقيق تطبيق الكشف عن التغيير بواسطة بيانات متعددة للاستشعار عن بعد. لهذا، تم اقتراح هيكل عام لتنفيذ التطبيق. علاوة على ذلك، تم اقتراح تقنية جديدة للكشف التلقائي عن التغيير باتباع هذا الهيكل العام، ويتم تطبيقها على صور متعددة الأطياف والبانكروماتية الملتقطة بواسطة قمر صناعي بصري عالي الدقة. فهذه التقنية هي نتيجة الجمع بين طريقتين إحصائيتين بسيطتين، وهما تقنية النسبة المئوية (PD) وتقنية تحليل المكون الرئيسي

(PCA). لذلك يتكون هذا المنهج من جانبين: الأول يتكون من دمج البيانات المختلفة والثاني يقوم بإكتشاف تغيرات الصور الناتجة.

أظهرت النتائج التجريبية أداءا كمي معقول وكفاءة الطريقة المقترحة لاكتشاف التغيرات، والتي تتكون من الاستخراج التلقائي للتغيرات لمعظم المعلومات، بالإضافة إلى الحصول على نتائج أفضل لمعظم القياسات الدقيقة التي تتكون من دقة إجمالية تصل إلى 91% ومعامل Kappa يصل إلى 66% ، مقارنة بتلك التي تم الحصول عليها باستخدام العمليات البسيطة لـ PD و PCA .

Sommaire

Dédicaces	1
Remerciements	2
Résumé	3
Sommaire	9
Liste des figures	12
Liste des tableaux	15
Table des acronymes	16
Introduction générale	18
Partie 1 État de l’art	21
<i>Introduction</i>	21
Chapitre 1 Application de la télédétection	22
<i>Introduction</i>	22
1. <i>Les concepts de base de la télédétection</i>	22
1.1. Généralités.....	22
1.2. Processus de télédétection.....	24
1.3. Principes de rayonnement électromagnétique (RE).....	26
1.4. Interaction Rayonnement-Matière	31
2. <i>L’acquisition des données (extraction des informations et interprétation)</i>	38
2.1. Caractéristiques des images	38
2.2. Concept de résolution pour les données télédétectées :	40
3. <i>Exploitation de la télédétection</i>	48
3.1. Domaine d’application de la télédétection	48
3.2. Système de télédétection idéal	53
3.3. Sélection des données de télédétection pour la détection des changements	54
<i>Conclusion</i>	60
Chapitre 2 Applications de détection des changements par télédétection	61
<i>Introduction</i>	61

1. Concept de détection des changements	62
2. Techniques de détection des changements	63
2.1. Les techniques de pré-classification :	65
2.2. La détection des changements post-classification.....	66
2.3. La détection des changements basée sur les objets (Comparaison d'objets).....	68
2.4. La détection de changement fondé sur le calcul flou.....	69
2.5. La détection des changements Hybride.....	69
3. Problématique et choix des techniques :	77
3.1. Critères de choix des techniques :	77
3.2. Structure pour la réalisation d'une application de détection des changements.....	81
Conclusion.....	84
Chapitre 3 Outils de prétraitement et de traitement des données de télédétection.....	86
Introduction	86
1. Prétraitement.....	87
1.1. Correction géométrique.....	87
1.2. Correction radiométrique et normalisation	89
2. Traitement d'images : (amélioration de l'information)	90
2.1. La fusion.....	90
2.2. La classification :	95
2.3. Interprétation du changement.....	100
3. Choix des outils de traitement	102
Conclusion :	104
Partie 2 Méthodologie et Expérimentation.....	105
Introduction	105
Chapitre 4 Méthodologie.....	106
Introduction	106
1. Description des opérations de base.....	107
1.1. L'analyse en composantes principales (ACP)	107
1.2. La méthode pourcentage de différence (PD)	109
2. Application de la détection de changement sur les images MS.....	110
2.1. L'ACP sur les images MS.....	110
2.2. PD sur les images MS	112
3. Description de la méthode proposée	113
3.1. Prétraitement	117
3.2. Post-Traitement	118
3.3. Traitement	120
4. Création de vérité de terrain:.....	122
Conclusion :.....	126

Chapitre 5 Résultats expérimentaux et discussions	127
<i>Introduction</i>	<i>127</i>
<i>1. Les données utilisées</i>	<i>128</i>
1.1. Étude de cas 1.....	128
1.2. Étude de cas 2.....	131
<i>2. Création de vérité de terrain</i>	<i>133</i>
<i>3. Expérimentation et résultats.....</i>	<i>135</i>
3.1. Étude de cas 1.....	136
3.2. Étude de cas 2.....	142
<i>4. Critères d'évaluation et discussion des résultats</i>	<i>146</i>
4.1. Critères d'évaluation	146
4.2. Discussion des résultats.....	150
<i>Conclusion.....</i>	<i>155</i>
Conclusion Générale.....	157
Bibliographie.....	159
Liste Publications/ Journées Doctorales (Colloques).....	191

Liste des figures

Figure 1.1 : Une illustration du concept de télédétection.	24
Figure 1.2 : Processus de télédétection	25
Figure 1.3 : Nature et propagation d'une onde électromagnétique.....	28
Figure 1.4 Le spectre électromagnétique	28
Figure 1.5. Interactions énergétiques avec l'atmosphère.	31
Figure 1.6: Interactions de rayonnement avec la surface de la terre.....	33
Figure 1.7 : Courbes de réflectance spectrales typiques des surfaces naturelles allant des parties visible au proche infrarouge et de l'infrarouge moyen ; Signatures spectrales	35
Figure 1.8 : Caractéristiques spectrales de la végétation	36
Figure 1.9 : Caractéristiques spectrales de l'eau.....	37
Figure 1.10 : Une image électronique : (a) une seule bande spectrale; (b) plusieurs bandes spectrales.....	39
Figure 1.11 : Des photographies aériennes d'un même paysage utilisant les 4 émulsions classiques en photographie aérienne	40
Figure 1.12 : Exemples d'images montrant le stade de l'Université du Wisconsin à différentes résolutions spatiales : (a) 30 m, (b) 10 m, (c) 1m.....	44
Figure 1.13 : image hyperspectrale du capteur AVIRIS (4 m) d'une zone urbaine en milieu urbain avec des spectres de réflectance de diverses surfaces (parking, des toits et des routes asphaltés) à Santa Barbara, Californie.	46
Figure 1.14 : résolution radiométrique	48
Figure 1.15 : les points conditionnels de base pour un système de télédétection parfait. .	53
Figure 2.1: Détection de changement post-classification entre la capture de temps 1 et de temps 2.	67
Figure 2.2 : Structure méthodologique pour la réalisation d'une application de détection de changement.	83

Figure 3.1: Structure méthodologique pour l'implication des opérations de fusion dans les applications de DC pour réunir les données de base.....	92
Figure 3.2 : Structure méthodologique pour l'implication des opérations de fusion dans les applications de DC pour réunir les résultats.	93
Figure 3.3 : Concept général des méthodes de classification supervisée et non supervisée	97
Figure 3.4 : Approche conceptuelle pour des classifications de logique floue à différentes dates.	100
Figure 4.1: Nuage de point d'une ACP sur 2 bandes (x, y) et les deux axes PC1 et PC2.	109
Figure 4.2 : Histogram de PC2	111
Figure 4.3 : (a) : Structure pour la réalisation de notre application de détection de changement; (b): Organigramme de la méthode proposée.	116
Figure 4.4 : Organigramme de vérité au sol généré.....	125
Figure 5.1 : Les images multi-spectrales issues du capteur DEIMOS-2 avec les cinq sous-régions entourées par des carrés : (a) 31 Mars 2015, (b) 30 Mai 2015.....	130
Figure 5.2 : Les images panchromatiques du capteur DEIMOS-2 avec les cinq sous-régions encadrées par des carrés: (a) 31 Mars 2015, (b) 30 mai 2015.....	130
Figure 5.3 : Les images multi-spectrales issue du capteur IKONOS avec les cinq sous-régions mentionné en carrée : (a) 21 Mai 2007 ; (b) 21 Décembre 2007.....	132
Figure 5.4 : Les images panchromatiques du capteur IKONOS avec les cinq sous-régions mentionné en carrée: (a) 21 Mai 2007 ; (b) 21 Décembre 2007.....	133
Figure 5.5 : Sous-régions ciblées des images DEIMOS-2 (a) MS le 31 mars 2015; (b) MS le 30 mai 2015; (c) PAN le 31 mars 2015; (d) PAN le 30 mai 2015; (e) Vérité de terrain.	135
Figure 5.6 : (a) Application de la méthode ACP sur l'image MS; (b) Application de la méthode PD sur l'image MS.....	136
Figure 5.7 : Application de la méthode ACP sur les images MS et PAN: (a) ou le changement est apparu dans au moins une bande des $(n+1)$ bandes des images MS et PAN ($i = 1n + 1, 2, \dots, 5$); (b) ou le changement est apparu dans toutes les cinq bandes simultanément ($i = 1n + 1, 2, \dots, 5$); (c) ou le changement est apparu dans au moins deux bandes des $(n+1)$ bandes des images MS et PAN ($i = 1n +$	

1Xi=2, ...,5); (d) ou le changement est apparu dans au moins trois bandes des (n+1) bandes des images MS et PAN (i = 1n + 1Xi=3, ...,5).....	139
Figure 5.8 : Application de la méthode PD sur les images MS et PAN: (a) ou le changement est apparu dans au moins une bande des (n+1) bandes des images MS et PAN (i = 1n + 1Xi=1,2, ...,5); (b) ou le changement est apparu dans toutes les cinq bandes simultanément (i = 1n + 1Xi=5); (c) ou le changement est apparu dans au moins deux bandes des (n+1) bandes des images MS et PAN (i = 1n + 1Xi=2, ...,5); (d) ou le changement est apparu dans au moins trois bandes des (n+1) bandes des images MS et PAN (i = 1n + 1Xi=3, ...,5).....	141
Figure 5.9 : Résultats de l'approche proposée.	142
Figure 5.10 : L'erreur RMS des points de contrôle	143
Figure 5.11 : Sous-régions ciblées des images IKONOS (a) MS le 21 Mai 2007; (b) MS le 21 Décembre 2007; (c) Application de la méthode ACP sur les images MS; (d) Application de la méthode PD sur les images MS.....	144
Figure 5.12 : Sous-régions ciblées des images IKONOS : (a) MS le 21 Mai 2007; (b) MS le 21 Décembre 2007; (c) PAN le 21 Mai 2007; d) PAN le 21 Décembre 2007 ; (e) Application de la méthode ACP sur les images MS et PAN; (f) Application de la méthode PD sur les images MS et PAN;	146
Figure 5.13 : Application de la méthode proposée.	146
Figure 5.14 : Analyse comparative de différentes approches utilisant des images DEIMOS.	153
Figure 5.15 : Analyse comparative de différentes approches utilisant des images IKONOS.	154

Liste des tableaux

Tableau 1.1: Divisions principales du spectre électromagnétique.....	29
Tableau 1.2 : des exemples de domaine d'application de télédétection dans la littérature	49
Tableau 2.1 : les opérations de DC	71
Tableau 5.1 : Le paramètre de précision globale utilisant des images DEIMOS.	151
Tableau 5.2 : performances des différentes approches utilisant les images deimos.	153
Tableau 5.3 : Performances des différentes approches utilisant les images IKONOS. ...	154

Table des acronymes

ANN	Réseaux de neurones artificiels (<i>Artificial Neural Network</i>)
AOD	La profondeur optique des aérosols
AVIRIS	Le capteur satellitaire hyper-spectral (<i>Airborne Visible / Infrared Imaging Spectrometer</i>).
CVA	L'analyse des vecteurs de changement (<i>Change Vector Analysis</i>).
DC	Détection des changements.
DWT	La transformée en ondelettes discrètes (<i>Discrete Wavelet Transform</i>).
ERTS-1	Connu comme Landsat-1 (<i>Earth Resources Technology Satellite</i>)
ESA	<i>European Space Agency</i> .
ETM	Cartographie thématique amélioré (<i>Enhanced Thematic Mapper</i>).
Fcover	Fraction de la couverture végétale.
GCP	Valeurs de coordonnées (<i>Ground Control Points</i>)
GIHS	<i>Generalized Intensity Hue Saturation</i> .
GLC	<i>Global Land Cover</i> .
GS	La méthode de Gram-Schmidt
HR	Haute résolution (<i>High Resolution</i>)
IHS	<i>Intensity– High –Saturation</i>
IR	L'infrarouge.
ISODATA	La technique d'analyse de données itérative auto-organisée (<i>Iterative Self-Organizing Data Analysis Technique</i>).
LAI	Indice de surface foliaire.
LULC	<i>Land Use and Land Cover</i> .
LULCC	<i>Land Use and Land Cover Change</i> .
MIR	L'infrarouge moyen
MS	Multi-Spectrale
MSS	Capteur Landsat Multispectral Scanner (<i>Landsat Multispectral Scanner sensor</i>).

NASA	<i>National Aeronautics and Space Administration.</i>
NDVI	Indice Différentiel de Végétation Normalise (<i>Normalized difference vegetation index</i>) un rapport du rouge au proche infrarouge.
NMF	Factorisation en matrices non-négatives (Non-negative matrix factorization).
PAN	Panchromatique
PIR	Le proche infrarouge
RE	Rayonnement Electromagnétique.
RMSE	L'erreur quadratique moyenne (<i>Root Mean Square Error</i>)
RS	La télédétection (<i>Remote sensing</i>)
SAR	Radar d'ouverture synthétique (<i>Synthetic Aperture Radar</i>).
SIG	Système d'Information Géographique.
SWIR	L'infrarouge à ondes courtes.
TM	Cartographie thématique (<i>Thematic Mapper</i>).
UAV	L'imagerie Aérien à l'aide des véhicules aériens sans pilote (drones).
UV	L'ultraviolet.
VHR	Très haute résolution (<i>Very High Resolution</i>)
VWI	Indice d'humidité de la végétation.

Introduction générale

La télédétection est une technique qui permet la collecte et l'analyse de données pour observer, à distance, des zones géométriques ou atmosphériques depuis des plates-formes terrestres, atmosphériques et/ou orbitales à l'aide de satellites (spatiaux) ou à l'aide d'avions (aéroportés) [1].

Le terme « **télédétection** » (en anglais « *Remote Sensing* ») a été inventé au milieu des années 1950 par Evelyn Pruitt (qui est un géographe à l'*US Office of Naval Research*) [2]. Elle a été introduite officiellement dans la langue française en 1973.

Formellement, La télédétection est définie comme une technique scientifique multidisciplinaire (telles que l'optique, la spectroscopie, la photographie, l'informatique, l'électronique et les télécommunications, le lancement de satellites, etc.), qui fait référence à l'obtention d'informations par une observation à distance [1], des surfaces terrestres ou atmosphériques. Elle permet d'obtenir des informations sur certains objets, zones ou des traces laissées par un phénomène étudié, grâce à l'analyse des données acquises depuis l'espace à l'aide des capteurs de plates-formes aéroportées, spatiales, terrestres ou maritimes [3] qui sont sensibles à la lumière visible, et qui mesurent le rayonnement électromagnétique réfléchi ou émis par le terrain (le spectre électromagnétique), tel que : l'infrarouge, l'ultraviolet, les micro-ondes, et d'autres médiums tels que les champs magnétiques, les ondes sonores, etc.

Pendant ces dernières années, la télédétection a considérablement évolué et on a connu de plus en plus de développement de méthodes de traitement informatisées pour l'analyse des données de télédétection. A l'aide de la disponibilité immédiate de données de télédétection, à la réduction du coût des données et à une résolution accrue des plates-formes satellitaires, la télédétection semble comme une source précieuse d'informations pour le suivi de la couverture terrestre et des changements d'affectation des terres [4].

La détection des changements (DC) est l'une des applications de télédétection développée à partir des données de télédétection et des méthodes de traitement. La détection des changements est un problème de recherche très difficile car elle présente de nombreux changements dus à l'activité humaine et aux catastrophes naturelles [5]. Il s'agit d'un domaine de recherche actif et utile avec un large éventail d'applications. La détection des changements à partir des données de télédétection est définie comme processus d'identification des changements qui constitue un ensemble d'opérations de base appliquées sur les unités d'analyse de deux ou plusieurs données multi-temporelles de télédétection représentant la même zone géographique [6].

A l'aide de la télédétection, chaque jour, des millions d'images et d'observations recueillent une énorme variété d'informations sur la surface et le sous-sol de la Terre. Cette surveillance de routine permet de surveiller et de modéliser l'environnement [7] (par exemple surveiller les changements urbains, surveiller la santé des forêts, évaluer des dommages après une catastrophe, cartographie et surveillance des cultures, évoluer des zones côtières, etc.).

Toute application de détection des changements repose sur deux facteurs interdépendants : (1) la qualité des données, (2) des méthodes de traitement et de prés-traitement améliorées et normalisées. [4]

Cette thèse vise essentiellement l'étude des changements irréversibles pour la surveillance de la couverture terrestre et des changements d'affectation des terres. L'objectif principal est le développement d'une nouvelle approche de détection des changements par télédétection. Les principaux objectifs de ce travail sont résumés par:

- La sélection des données multi-temporelles, qui participent à améliorer la qualité de la carte du changement est la principale préoccupation. L'utilisation des images panchromatiques et multi-spectrales (données spatiales et spectrales) aide à cette amélioration et définit le changement avec plus de précision.
- Sélectionner des méthodes de DC améliorant la qualité de la carte du changement. ACP et PD sont les outils appropriés pour cet objectif et définissent le

changement plus facilement entre deux ensembles de données multi-temporelles.

- Trouver des outils pour la réduction des erreurs des images d'entrée, et d'interprétation des résultats en classifiant et binarisant les zones de changement des zones de non changement.
- Finalement, l'évaluation de la précision des résultats de l'application de DC proposé. Une génération d'une carte de référence est nécessaire pour tester et évaluer la robustesse du résultat final de l'approche.

Cette thèse est décomposée en deux parties : la partie état de l'art et la partie méthodologie et expérimentation. Dans cette thèse, chacun des objectifs déterminés sera étudié dans les chapitres des deux parties.

- La première partie est constituée de trois chapitres. Le premier chapitre comprend le concept général de la télédétection et la phase de sélection des données. Le deuxième chapitre décrit les applications de détection de changement et la sélection des catégories des méthodes appropriées qui génèrent la sortie sous forme d'une carte du changement final. Ce chapitre propose une structure pour la réalisation de n'importe quelle application de DC. Finalement, le dernier chapitre de cette partie décrit les outils de la préparation et de l'interprétation des données d'entrée/sortie.
- La deuxième partie est constituée de deux chapitres où dans le premier chapitre une description de l'approche proposée est faite, et le deuxième comprend la partie expérimentale et l'évaluation de l'approche proposée comparée aux méthodes basique.
- Le manuscrit se termine par la conclusion générale.

Partie 1

État de l'art

Introduction

Cette partie présente un aperçu de l'état de l'art de la thèse, où nous situons notre sujet de recherche dans son contexte global ainsi que les concepts de base pour une application de détection de changement à l'aide des données de télédétection. Pour cela nous proposons dans cette partie trois chapitres, où chaque chapitre a un objectif précis pour l'étude de la problématique et comprend les définitions de base.

L'objectif principal de cette partie est d'exposer les généralités qui comportent les différents concepts de base liés à la télédétection pour une compréhension des techniques et diverses utilisations de cette technologie, ces informations sont présentées dans le chapitre 1. Ensuite, le chapitre 2 aborde le concept d'une application de détection de changement et les principales méthodes de détection des changements qui sont appliquées dans l'étape de post-traitement, en précisant une structure générale pour n'importe quelle application de détection de changement. Enfin, le chapitre 3 définit les outils de prétraitement et de traitement des données.

Chapitre 1

Application de la télédétection

Introduction

La sélection des données est une étape nécessaire dans l'application de détection de changement. Sachant que, quel que soit le domaine d'application considéré, il est important qu'une bonne utilisation des données numériques nécessite la compréhension des principes physiques sur lesquels est fondée la technique de télédétection employée [7]. Pour cela, nous commençons ce chapitre par un bref aperçu et description des concepts de base pour la compréhension générale d'une application de la télédétection (Figure 1.1), cette partie est inspirée généralement des références ([1], [2], [3], [7], [8]). Ensuite on clôtur ce chapitre par une description des différentes caractéristiques qui nous aident à sélectionner les données qu'on peut utiliser dans notre application.

1. Les concepts de base de la télédétection

1.1. Généralités

La télédétection est une activité quotidienne que nous utilisons continuellement pour traiter des images (Lire le journal, regarder les voitures, etc. sont toutes des activités de télédétection.). Les gens utilisent la télédétection via les yeux qui agissent comme des capteurs pour acquérir et collecter des données à distances, tels que les voitures, d'autres personnes, des objets, du bruit et des zones sombre et claire, et même en prenant note de la météo, etc.

Ces données sont transmises au cerveau (l'ordinateur mental) pour les analyser, interpréter ou pour extraire les informations (les couleurs, les tons de gris et les variations d'intensité, ...etc.) les plus pertinentes en se basant sur nos expériences et nos apprentissages dans la vie [3], par exemple si les données captées sont sur une zone urbaine: des véhicules, de la neige et la lumière, et on a besoin de savoir s'il y'a une circulation ou pas, alors ici le cerveau doit éliminer tous les objets sauf les véhicules et les interpréter, la télédétection peut être considérer comme un processus de détection de circulation dans ce cas là.

Un autre cas de télédétection : le même exemple sur la même zone mais le besoin est différent, la télédétection ici est un processus climatologique de l'environnement, donc l'ordinateur mental doit éliminer tous les informations sauf l'information de la neige pour l'interpréter.

En conséquence, la télédétection du point de vue scientifique regroupe l'ensemble des connaissances et des techniques utilisées pour l'observation, l'analyse, l'interprétation et la gestion de l'environnement à partir de mesures et d'images obtenues de la télédétection. Elle englobe généralement tout le processus qui consiste à capter, à enregistrer l'énergie d'un rayonnement électromagnétique émis ou réfléchi, et à traiter et analyser l'information, pour ensuite mettre en application cette information [8].

Au cours des dernières années, la télédétection a évolué et a fait un grand progrès en vu technologiques, capacités d'acquisition d'images et même dans les techniques et applications d'affichage et de traitement d'images, et joue un rôle de plus en plus large et important dans de nombreux domaines dans les secteurs scientifique, gouvernemental, commercial et reste encore en évolution jusqu'aujourd'hui [3]. En outre, la télédétection a pénétré notre vie quotidienne via plusieurs applications (Google Earth; systèmes de positionnement global (GPS); ...) qui sont couramment et largement utilisés à des fins de navigation par les communautés publiques, commerciales, militaires et scientifiques. [7]

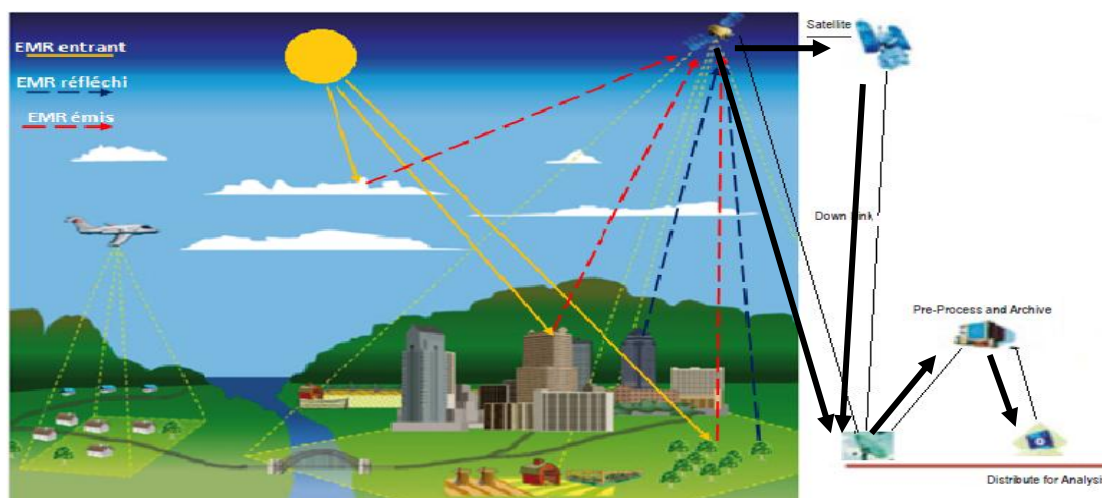


Figure 1.1 : Une illustration du concept de télédétection. [7] + [1]

1.2. Processus de télédétection

La télédétection nécessite une source d'énergie pour illuminer la surface terrestre en émettant une onde électromagnétique (a.b.c). Elle utilise des capteurs d'énergie électromagnétique pour acquérir et enregistrer les variations dont diverses caractéristiques de la surface terrestre émettent et reflètent l'énergie. Ces données acquises sont ensuite analysées pour aider à fournir des informations sur les ressources à l'étude telles que les cartes des sols (la cartographie), les statistiques des cultures (l'inventaire) ou les données de vérification sur le terrain (la surveillance des ressources terrestres), ... [3]. Le processus de la télédétection implique deux processus principaux pour une opération de télédétection réussie qui sont l'acquisition et l'analyse des données (Figure 1.2) :

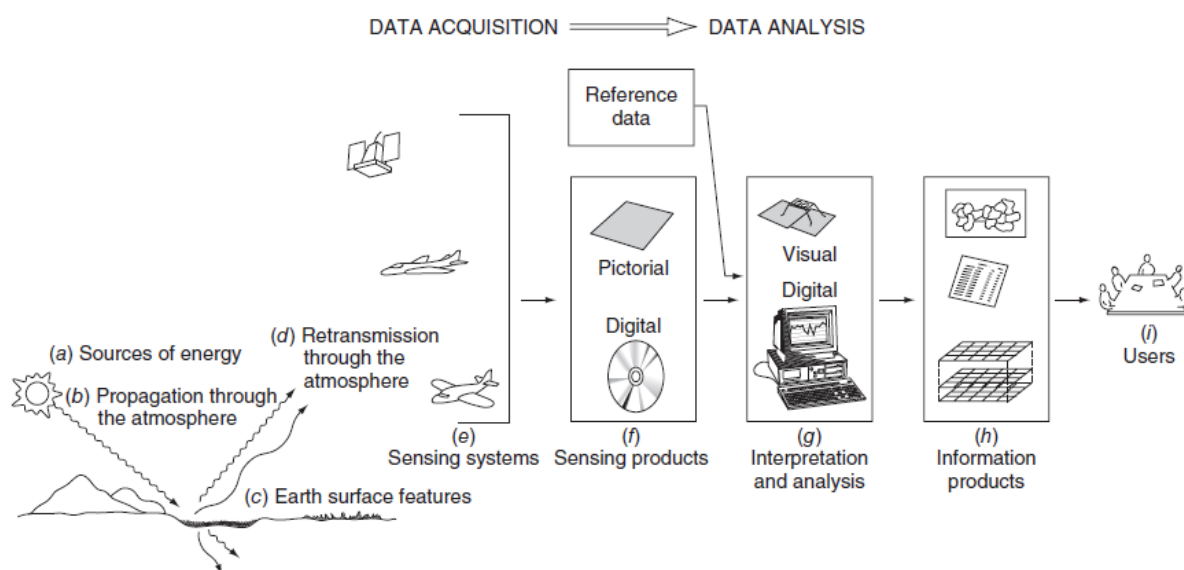


Figure 1.2 : Processus de télédétection [3]

Le processus d'acquisition des données : comporte six importants éléments impliqués qui sont :

- (a) Les sources d'énergie ou d'illumination : Deux sources d'énergie autre que l'énergie du capteur lui-même proviennent, sous la forme d'un rayonnement réfléchi par : le soleil (qui est une source majeure d'énergie, de rayonnement et d'éclairage), ou d'un rayonnement électromagnétique émis par les caractéristiques de la surface de la terre. [3]
- (b) La propagation du rayonnement à travers l'atmosphère (l'absorption et la diffusion): Deux interactions se produisent durant le parcours du rayonnement et l'atmosphère, la première entre la source d'énergie et la cible, la seconde lors du trajet entre la cible et le capteur.
- (c) Les interactions énergétiques du rayonnement avec les caractéristiques de la surface de la terre (réflexion et émission) : La nature de cette interaction dépend des caractéristiques du rayonnement et des propriétés de la surface.
- (d) La retransmission d'énergie de la surface à travers l'atmosphère au capteur à distance.

- (e) Les capteurs: se sont les instruments exploités à partir de plates-formes aéroportées (véhicules, avions, hélicoptères, véhicules aériens sans pilote (UAV) (drones), ballons ou même un simple cerf-volant) et spatiales (généralement des satellites à l'extérieur de l'atmosphère), et qui consistent à détecter le signal radiatif émis ou réfléchi par la surface (objets et / ou des zones au sol) et à enregistrer des informations spatiales et spectrales soit sous forme analogique, soit sous forme numérique (données quantitatives susceptibles d'être calibrées pour accéder aux grandeurs physiques, luminance (réflectance).
- (f) Entraînant la génération de données sortie du capteur sous forme image et / ou numérique (L'échantillonnage et la quantification).

Le processus d'analyse des données : comporte trois éléments impliqués ou nous nous intervenons essentiellement en plus du dernier élément (f) du processus d'acquisition :

- (g) L'interprétation et l'analyse : elle consiste à une interprétation visuelle et/ou numérique de l'image traitée pour extraire l'information que l'on désire obtenir sur les ressources étudiées à l'aide des données de référence si elles sont disponibles.
- (h) La production d'information : Les «données» générées par le processus de télédétection ne deviennent des «informations» que si elles sont interprétées ensuite compilées, généralement sous forme de cartes, de tableaux ou de données spatiales numériques pour mieux comprendre la ressource.
- (i) L'utilisateur : l'information est présentée aux utilisateurs qui l'appliquent à leur processus décisionnel afin de découvrir de nouveaux aspects ou pour aider à résoudre un problème particulier. [3]

1.3. Principes de rayonnement électromagnétique (RE)

Afin de capturer une cible sous forme une image; une source sous forme de rayonnement électromagnétique (RE) est nécessaire pour éclairer la cible, à moins que celle-ci ne produise elle-même cette énergie.

Le RE correspond à l'ensemble des propagations de l'énergie émises dans la nature par une source qui peut être soit le soleil, soit la surface terrestre ou océanique ou atmosphérique, ou bien encore le capteur satellitaire lui-même, sous forme d'ondes électromagnétiques (un phénomène ondulatoire, en relation avec l'électricité et le magnétisme); cette vision a permis d'étendre considérablement le champ des connaissances sur le spectre du rayonnement électromagnétique, bien au-delà de la lumière visible. Enfin, le rayonnement électromagnétique pouvait également être considéré comme un déplacement de particules élémentaires représentant une quantité d'énergie (optique énergétique et quantique).

Comme illustré sur la Figure 1.3, les différentes formes de RE se caractérisent par une période, une fréquence, une vitesse de propagation, une longueur d'onde et une amplitude.

a. Les ondes électromagnétiques:

L'énergie électromagnétique correspond à de nombreuses formes d'énergie dynamique comme la lumière visible, les ondes radio, les rayons ultraviolets, la chaleur rayonnante et les rayons X [3]. Toute cette énergie peut se propager dans le vide sous forme d'ondes, et se déplaçant d'une manière sinusoïdale harmonique à la vitesse de la lumière de $C = 3 \cdot 10^8 \text{ ms}^{-1}$. Ces ondes sont plus ou moins absorbées dans différents milieux. Une onde électromagnétique correspond à la vibration simultanée dans l'espace d'un champ électrique (E) et d'un champ magnétique (B) (dans la Figure 1.1 et 1.2), disposés dans des plans perpendiculaires l'un par rapport à l'autre. Les paramètres principaux qui caractérisent un mouvement d'onde électromagnétique sont : la longueur (λ), la fréquence (ν) et la vitesse (c). La longueur (λ) est la distance entre deux pics d'onde successives, tandis que la fréquence (ν) est le nombre de pics passant par le même point dans l'espace dans une période de temps donnée ($1 \text{ cycle/seconde} = 1 \text{ Hertz}$). [3]

L'équation générale reliant ces deux propriétés avec la constante (C) de la vitesse de la lumière est exprimée (D'après Bonn F. et Rochon G. [9]) par :

$$C = \lambda \nu \quad (1)$$

L'énergie électromagnétique rayonne conformément à la théorie de base des ondes.[1]

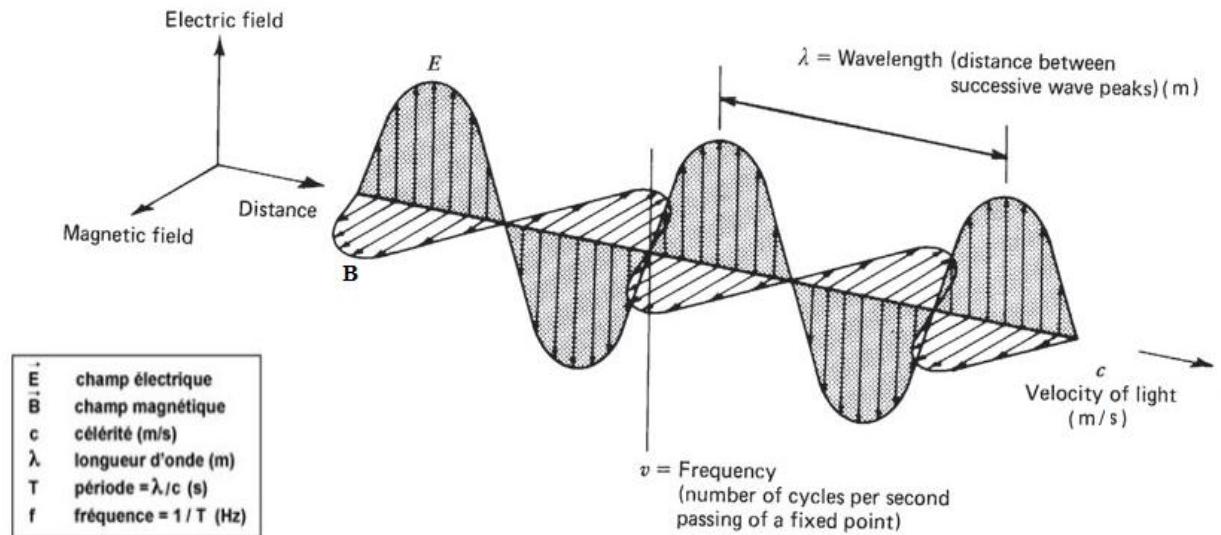


Figure 1.3 : Nature et propagation d'une onde électromagnétique. [3]

b. Le spectre électromagnétique :

En télédétection, toutes les gammes d'ondes électromagnétiques sont couramment classées dans le spectre électromagnétique (Figure 1.4) par leur emplacement en longueur d'onde depuis les plus petites longueurs d'onde (fréquences très élevées) jusqu'aux plus grandes (fréquences très basse). L'unité de mesure de la longueur d'onde, le long du spectre, est le micromètre (μm). Les différentes longueurs d'ondes sont données dans la Figure (1.4):

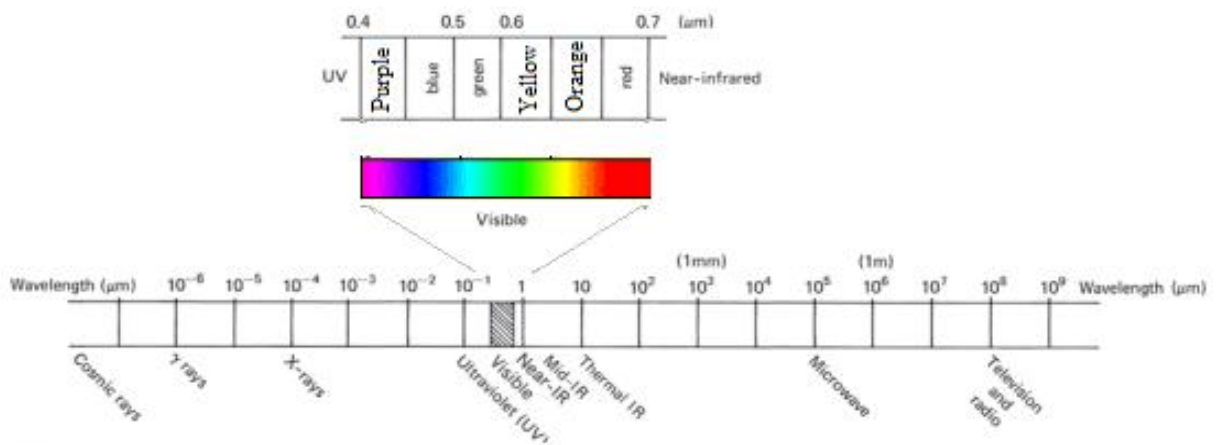


Figure 1.4 Le spectre électromagnétique [3]

Par analogie, tous les rayonnements électromagnétiques que l'on peut observer dans la nature sont le résultat de la superposition d'ondes sinusoïdales simples. Alors, d'après les caractéristiques énergétiques des différentes longueurs d'onde plus qu'à partir de la détection de chaque type de rayonnement, les ondes électromagnétiques varient et peuvent être décomposées en ondes sinusoïdales élémentaires qu'on appellera composantes spectrales du rayonnement considéré. Il n'y a pas de ligne de démarcation nette entre une composante spectrale nominale et la suivante [3]. Les principaux domaines du spectre (Figure 1.4) les plus utilisées en télédétection sont décrites dans le tableau suivant (Tableau 1.1) :

Tableau 1.1: Divisions principales du spectre électromagnétique

Spectre		Description	utilisé pour
Rayons gamma		Rayons gamma	
Rayons X		Rayons X	
L'ultraviolet (UV) <i>0.30 μm - 0.38 μm</i> <i>(1μm = 10⁶m)</i>		ce rayonnement se situe au-delà du violet de la partie du spectre visible. Certains matériaux de la surface terrestre, surtout des roches et des minéraux, entrent en fluorescence ou émettent de la lumière visible quand ils sont illuminés par un rayonnement ultraviolet. Cependant, le rayonnement UV est largement diffusé par l'atmosphère terrestre.	n'est pas utilisé dans le domaine de la télédétection
Le visible (VIS) <i>0.4 μm - 0.7 μm</i> <i>Violet 0.4 μm - 0.446 μm</i> <i>Blue 0.446 μm - 0.5 μm</i> <i>Green 0.5 μm - 0.578 μm</i> <i>Yellow 0.578 μm - 0.592 μm</i> <i>Orange 0.592 μm - 0.62 μm</i> <i>Red 0.62 μm - 0.7 μm</i>		Rayonnement solaire réfléchi par les surfaces terrestres), il ne représente qu'une petite partie du spectre, car c'est la lumière que l'œil humaine peut détecter. Il est important de noter que c'est la seule partie du spectre qui peut être associée à la notion de couleur. Elle présente toutes les couleurs de l'arc-en-ciel, du violet jusqu'au rouge. Le bleu, vert et le rouge sont les trois couleurs primaires du spectre visible car toutes les autres couleurs peuvent être formées en combinant ces trois dans différentes proportions. La couleur d'un objet est définie par la couleur de la lumière qu'il reflète. elle est d'environ de 0,38 à 0,78 μm . La plupart des satellites d'observation de la Terre ont des capteurs enregistrant dans cette partie du spectre.	
L'infrarouge (IR) représenté au-delà de	Le proche IR (PIR) centré sur environ 0,9μm	(proche du visible) rayonnement solaire réfléchi par les surfaces terrestres.	étude de la végétation et la détection de l'eau ([10]; [11]).

l'extrémité rouge de la zone visible [3]. L'astronome britannique William Herschel l'a découvert en 1800. [1] $0.7\mu\text{m} - 100\mu\text{m}$	L'IR moyen (MIR) centré sur environ $3\mu\text{m}$	également appelé IR à ondes courtes ou SWIR. à la fois réfléchi et émis par les surfaces terrestres, est un peu moins utilisé.	la détection de l'eau dans les plantes, la détection de la neige et de la glace, l'évaluation de l'humidité du sol
	L'IR thermique $8\mu\text{m} - 12\mu\text{m}$	parfois appelé IR à ondes longues, c'est la seule énergie qui est émise par la surface de la Terre sous forme de chaleur. On ne peut ni voir ni photographier cette énergie, sauf elle peut être détectée en utilisant des appareils tels que des radiomètres et des scanners.	météorologie, climatologie
L'hyperfréquence (Microwave sensors) $1\text{ mm} - 1\text{ m}$	À des longueurs d'onde beaucoup plus longues se trouve la partie hyperfréquences appelées aussi micro-ondes du spectre. Les longueurs d'onde les plus courtes de cette gamme ont des propriétés similaires à la région infrarouge thermique. Le principal avantage de ce spectre est sa capacité à pénétrer à travers les nuages [12]. La région micro-ondes peut être surveillée avec des capteurs Radar (actif), ou des capteurs radiomètres micro-ondes (passifs) [1].	Océanographie, agriculture, la surveillance, cartographie, détection des changements ([13]; [14]; [15]; [16]; [17]; [18]; [19]; [20]; [21]; [22]; [23]	
Les ondes radio $(> 1\text{ m})$	Il s'agit de la portion la plus longue du spectre [12]	la radiodiffusion commerciale et la météorologie.	

Bien que de nombreuses caractéristiques de l'énergie électromagnétique soient facilement décrites par la théorie des ondes [1], une autre théorie connue décrivant des informations utiles sur la façon dont l'énergie électromagnétique interagit avec la matière [3] tel que :

- Les rayonnements de grande longueur d'onde sont produits par des oscillations électroniques (antennes). Plus la longueur d'onde impliquée est longue, plus son contenu énergétique est faible. Cela a des implications importantes dans la télédétection du point de vue que le rayonnement naturellement émis à longue longueur d'onde, tel que l'émission de micro-ondes à partir des caractéristiques du terrain, est plus difficile à détecter que le rayonnement de longueurs d'onde plus courtes [3].
- Les rayonnements de très courte longueur d'onde (rayons gamma, rayons X) sont produits par les restructurations des noyaux des atomes (radioactivité).

- Le rayonnement ultraviolet, visible ou infrarouge est émis par les corps, objets ou surfaces en fonction de leur température : rayonnement solaire (U.V., visible et proche infrarouge), rayonnement terrestre (infrarouge thermique).
- Les rayonnements : visible, infrarouge ou microonde peuvent être produits artificiellement par vibration ou rotation des molécules (fluorescence, lasers, four à microondes).

1.4. Interaction Rayonnement-Matière

Tout rayonnement électromagnétique est modifié par des effets variés au moment de son interaction avec l'atmosphère et la surface terrestre. C'est dans cette modification que réside l'information géographique dans la mesure où toute modification peut théoriquement être reliée à la nature d'un objet géographique.

a. Interactions énergétiques avec l'atmosphère

Au cours du franchissement de l'atmosphère, le rayonnement électromagnétique peut être dévié ou bloqué par les différents composés atmosphériques (Figure 1.5).

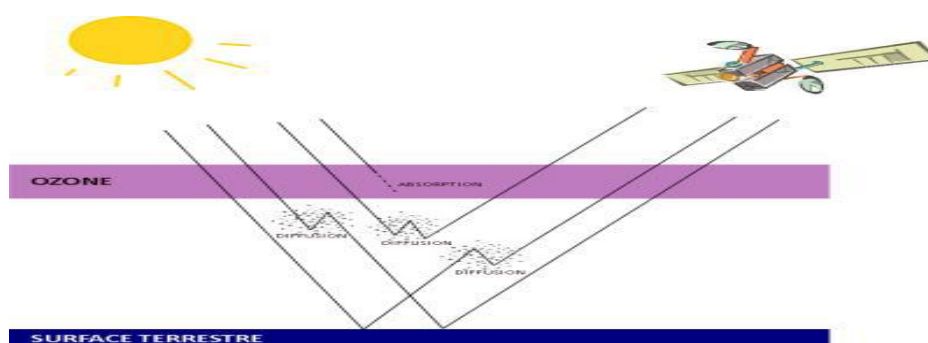


Figure 1.5. Interactions énergétiques avec l'atmosphère.¹

Ces effets sont principalement causés par deux phénomènes : **la diffusion et l'absorption atmosphérique** [3]. Le phénomène « **de la diffusion atmosphérique** » se produit lors de l'interaction entre le rayonnement incident et les particules (aérosols, gouttelettes d'eau, poussières) en suspension dans l'atmosphère ou les grosses molécules de gaz atmosphériques. La diffusion réduit non seulement le contraste de l'image, mais modifie également la signature spectrale des objets au sol telle qu'elle est vue par le capteur [1].

¹ Source : <http://e-cours.univ-paris1.fr/modules/ued/envcal/html/index.html>

Le niveau de diffusion peut être divisé en trois catégories en fonction de la longueur d'onde du rayonnement diffusé, la taille des particules et de molécules provoquant la diffusion, et l'épaisseur de l'atmosphère. Les trois différents types de diffusion sont résumés ci-dessous :

- **La diffusion de Rayleigh** : est prédominée lorsque le rayonnement interagit avec des molécules atmosphériques et d'autres particules plus petites que la longueur d'onde de la lumière entrante. Son effet est inversement proportionnel à la quatrième puissance de la longueur d'onde. La diffusion de Rayleigh est le type de diffusion le plus important. Cette diffusion est l'une des principales causes qui provoque la diminution de la netteté ou le contraste en imagerie.
- **La diffusion de Mie** : se produit lorsque les diamètres des particules atmosphériques sont essentiellement de taille similaire aux longueurs d'onde du rayonnement entrant. La dispersion est causée principalement par les aérosols (un mélange de gaz, la vapeur d'eau et de poussière). Elle est importante dans les zones légèrement couvertes car elle est généralement limitée à la basse atmosphère où les plus grosses particules sont abondantes et dominant dans des conditions nuageuses couvertes. La diffusion de Mie influence toute la région spectrale des ultraviolets aux régions proches infrarouges. [1]
- **La diffusion non sélective** : est le phénomène le plus gênant. Elle est «non sélective» par rapport à la longueur d'onde et qui se produit lorsque les diamètres des particules provoquant la diffusion sont beaucoup plus grands que les longueurs d'onde du rayonnement entrant. Les particules responsables de cet effet sont des gouttelettes d'eau et des particules de poussière plus grosses. Par conséquent, cette diffusion est l'une des principales causes d'où le brouillard et les nuages apparaissent blancs. [3]

Contrairement à la diffusion, le deuxième phénomène « **l'absorption atmosphérique** » entraîne une perte d'énergie efficace pour les constituants atmosphériques. Elle se produise lorsque les grosses molécules de l'atmosphère (ozone, bioxyde de carbone et vapeur d'eau) absorbent plus efficacement l'énergie électromagnétique dans des bandes de

longueurs d'onde spécifiques, ils influencent fortement la conception de tout système de télédétection. L'absorption réduit relativement la quantité de lumière qui atteint notre œil, ce qui rend la scène plus terne. Cependant, L'élimination ou la compensation de ces effets est importante dans les applications où les observations de la même zone géographique dans le temps sont impliquées par exemple application de détection de changement. [3]

b. Interactions énergétiques avec la surface terrestre

Le rayonnement du soleil qui n'est pas absorbé ou diffusé dans l'atmosphère peut être incident (I) et peut interagir sur une entité de la surface terrestre par trois interactions énergétiques fondamentales (Figure 1.5) qui sont : l'Absorption (A), la transmission (T) ou la Réflexion (R), ce qui est illustré dans la Figure 1.6.

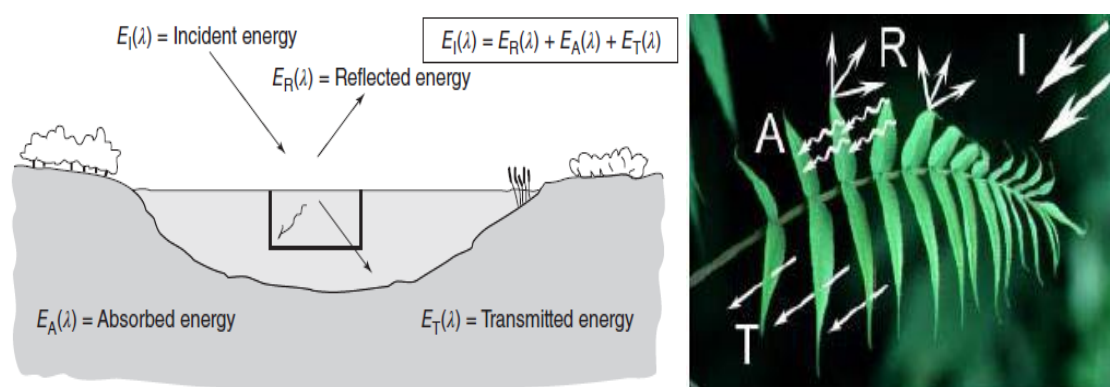


Figure 1.6: Interactions de rayonnement avec la surface de la terre. [3]

L'interrelation entre ces trois mécanismes d'interaction, convient à noter que, la proportion de chaque interaction dépendra et variera de la longueur d'onde de l'énergie, d'amplitude, de polarisation et de phase, ainsi que de la nature et des différentes caractéristiques de la surface terrestre. Une caractéristique de terrain donnée, peut avoir une réflectance spectrale à des valeurs variées à différentes longueurs d'onde. Ces différences nous permettent de distinguer plusieurs caractéristiques et d'obtenir des informations utiles des objets d'intérêt sur une image. Les données télédéteectées contiennent à la fois des informations spatiales (taille, forme et orientation) et des informations spectrales (ton, couleur et signature spectrale) [1]. En revanche, si chaque objet de la surface terrestre réfléchit et / ou émet de l'énergie d'une manière unique et connue, la télédétection serait simple [3].

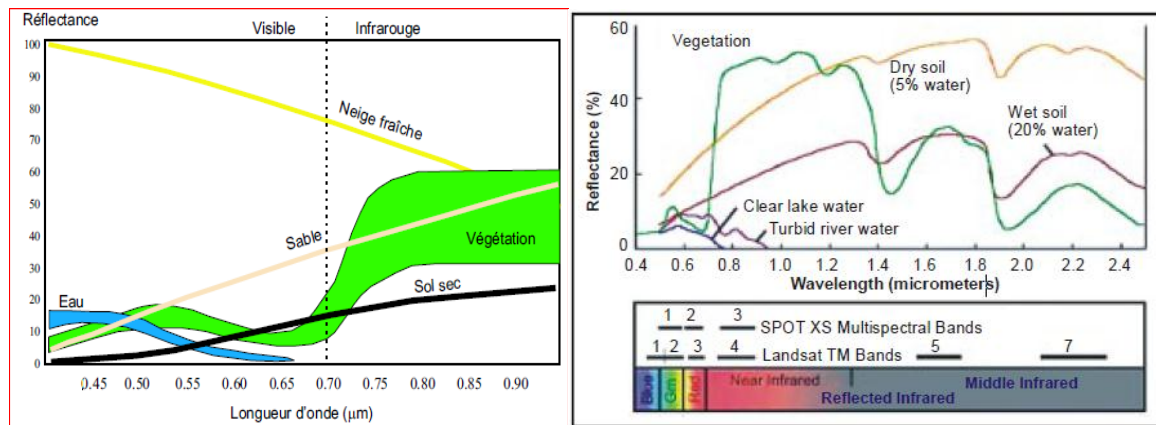
c. Signatures spectrales des principales surfaces naturelles

L'objectif principale de la télédétection est la distinction et la discrimination des diverses surfaces d'objets naturels, ou d'en mesurer et enregistrer certaines caractéristiques de la surface terrestre qui peuvent être identifiées, cartographiées et étudiées, à partir du rayonnement reçu par le capteur, pour obtenir la vérité fondamentale nécessaire à l'interprétation de l'imagerie multi-spectrale. La couleur des surfaces de différents objets que nous percevons est la manifestation de ces interactions entre un rayonnement électromagnétique visible, la lumière et la surface.

Ainsi, pour utiliser efficacement les données de télédétection, il faut connaître et comprendre les caractéristiques spectrales des caractéristiques particulières étudiées dans une application donnée. De même, il faut savoir quels facteurs influencent ces caractéristiques. [3]

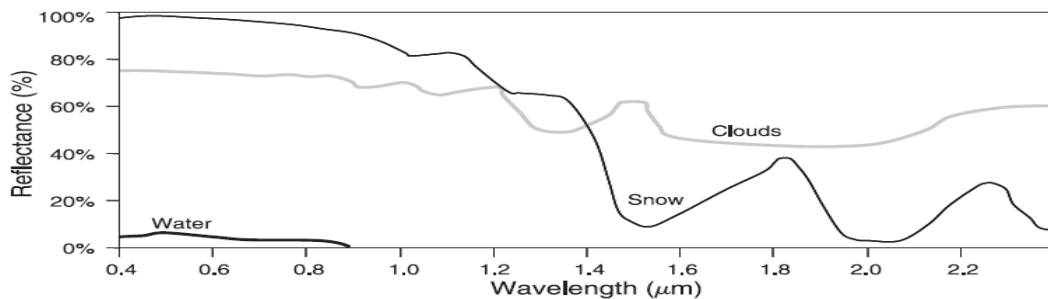
Essentiellement, La distinction des caractéristiques n'est possible que parce que chaque surface a des propriétés différentes et particulières, qui lui sont propre et qui lui permette de les identifier, de les délimiter et de les distinguer dans une image. Cela dépend de la propriété du matériau (structure, chimique et physique), de la rugosité de la surface, de l'angle d'incidence, de l'intensité et de la longueur d'onde de l'énergie rayonnante. [1]

Tous simplement, Ces propriétés sont exprimées sous forme des valeurs analogiques d'intensités lumineuses par longueur d'onde, provenus inégalement de la quantité d'énergie émise ou réfléchié par un type de surface déterminé. Par conséquent, on peut dire que ces valeurs sont des réponses spectrales uniques provenant d'un type de surface bien déterminé. Ces propriétés (valeurs) sont appelées « **signatures spectrales** ». La figure suivante présente les signatures spectrales (courbes de réflectance spectrales typiques) des différents types de surfaces naturelles (tels que le sol, sable, végétation, eau, neige, et nuages) dans différentes longueurs **d'onde** (visible, proche infrarouge et de l'infrarouge moyen).



(a)

(b) [1]



(c) [3]

Figure 1.7 : Courbes de réflectance spectrales typiques des surfaces naturelles allant des parties visible au proche infrarouge et de l'infrarouge moyen ; Signatures spectrales (a) de la neige fraîche, sable, végétation, sol sec, de l'eau de rivière trouble; (b) de la végétation saine, sol, et de l'eau; (c) du nuage et de la neige ;

Les caractéristiques spectrales des principales caractéristiques de la surface de la terre sont examinées ci-dessous:

1. Dans **la signature spectrale des sols**, (Figure 1.7.a.b) il y a un accroissement régulier de la réflectance en se déplaçant vers les grandes longueurs d'onde. La majorité des radiations incidentes à la surface du sol sont réfléchies ou absorbées et peu sont transmises. Les caractéristiques du sol qui déterminent ses propriétés de réflectance sont sa teneur en humidité, sa teneur en matière organique, sa texture, sa structure et sa teneur en oxyde de fer. La courbe du sol montre moins de variations de pic et de vallée. La présence d'humidité dans le sol diminue sa réflectance. [1]

2. **Le sable** (Figure 1.7.a) peut avoir une grande variation dans son modèle de réflectance spectrale. D'autres facteurs affectant la réponse spectrale du sable incluent la présence ou l'absence d'eau et de matière organique. [3]
3. **La végétation** (Figure 1.7.a.b) possède des caractéristiques spectrales uniques. La réflectance d'une végétation augmente considérablement, au fur et à mesure que nous passons de la partie visible au proche infrarouge du spectre. Les mesures de réflectance dans cette dernière plage sont très variables selon les espèces végétales, elles permettent souvent la détection des contraintes de végétation et la distinction des espèces, et elles sont utilisées pour déterminer la santé d'une végétation particulière, même si leur réflectance se ressemblent dans la plage d'onde visibles [3] (Figure 1.8.). Par conséquent, les longueurs d'onde dans ces plages spectrales sont dues beaucoup plus aux effets de transmission et réflexion. Ensuite, la réflectance revient à se diminuer en passant de la partie infrarouge moyen. Par conséquent, les longueurs d'onde dans ces plages spectrales sont dues beaucoup plus à l'effet de l'absorption. Le comportement de la réflectance de végétation lui permet de se différencier des autres types de surface (eau, sol nu, réseau routier ou bâti). C'est un milieu complexe et dynamique dont les propriétés spectrales varient selon les saisons.[3]

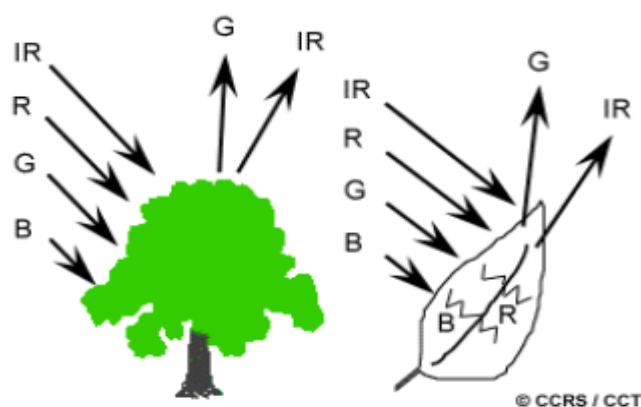


Figure 1.8 : Caractéristiques spectrales de la végétation [3]

4. **La réflectance d'eau** : (Figure 1.7.a.b ; Figure 1.9.)est très faible dans toutes les longueurs d'ondes du proche de l'IR au-delà ou avec des données de télédétection, la localisation et la délimitation de plans d'eau est plus facile par l'absorption d'énergie de l'eau dans les longueurs d'onde proches de l'IR. Et elle absorbe un peu moins les ondes les plus courtes qui présentent la partie de longueur d'onde visibles ou elle peut permettre principalement la distinction des caractéristiques de l'eau [3]. Les facteurs qui permettent cette distinction et qui affectent la variabilité de la réflectance d'un plan d'eau sont la profondeur de l'eau, les matériaux dans l'eau et la rugosité de surface de l'eau [1], telle que les lacs et les ruisseaux ou de l'eau contenue dans la végétation ou le sol.

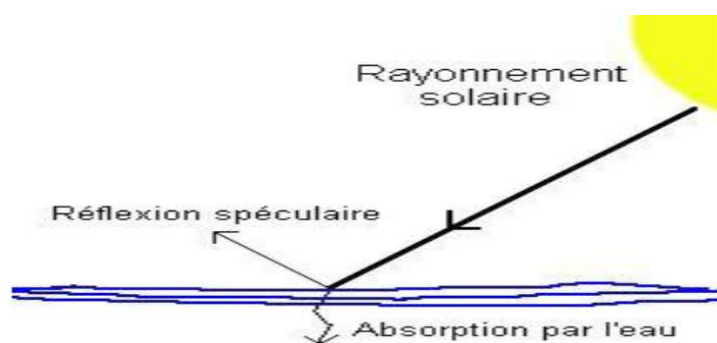


Figure 1.9 : Caractéristiques spectrales de l'eau [3]

5. Dans les ondes courtes (le visible, le proche infrarouge) **la réflectance de la neige** (Figure 1.7.c) est très forte, elle diminue rapidement dans le proche infrarouge, et dans les longueurs d'onde du moyen infrarouge elle absorbe plus d'énergie ou le rayonnement est absorbé par l'eau et prend des valeurs très faibles. Cependant, la glace possède des caractéristiques s'apparentent à l'eau.[3]
6. Dans les longueurs d'onde supérieures **la réflectance des nuages** (Figure 1.7.c) prend des valeurs plus élevée que la neige. Bien que, les nuages et la neige apparaissent brillants dans le visible et le proche infrarouge, l'absorption de la neige peut permettre la différenciation entre eux dans les longueurs d'onde infrarouge moyen. [3]

Il convient de noter que la réponse spectrale apparente des caractéristiques de surface peut être influencée par les ombres. Ainsi, dans l'imagerie à longueur d'onde visible, les objets à l'intérieur des ombres auront tendance à apparaître à la fois plus sombres et plus bleus que s'ils étaient entièrement éclairés. Cet effet peut entraîner des problèmes pour les algorithmes de classification automatique d'images; par exemple, les ombres sombres des arbres sur le trottoir peuvent être classées à tort comme de l'eau. [3]

2. L'acquisition des données (extraction des informations et interprétation)

2.1. Caractéristiques des images

Jusqu'au là, nous avons défini les sources d'énergie électromagnétique, son interaction avec l'atmosphère et la surface Terrestre qui produisent des signaux énergétiques. Dans ce qui suit, nous passerons à l'extraction des informations par la détection, l'enregistrement et interprétation. Pour la procédure de détection et d'enregistrement d'énergie électromagnétique, les capteurs à distance enregistrent ces données en deux formats : soit en format analogique pour avoir une « **photographie** », soit, plus couramment, en format numérique (électronique) ce qui correspond à des tableaux bidimensionnels de pixels pour avoir une « **image** » [24].

En télédétection, **une image** (Figure 1.10) est toute représentation graphique des données, quelque soit la longueur d'onde ou les dispositifs de télédétection qui ont été utilisés pour capter et enregistrer l'énergie électromagnétique. La première image spatiale de la Terre a été capturée par l'explorateur 6 (*Explorer-6*) de la NASA en 1959 [7].

Une photographie (Figure 1.11) désigne spécifiquement toute image captée et enregistrée au sein d'une scène photographique (sur un film ou sur un support numérique). Le processus photographique constitue le système de télédétection le plus simple, le plus ancien et peu coûteux qui offre une grande variété de détails spatiaux et d'intégrité géométrique [2], il utilise une réaction chimique sur une surface (scène) sensible à la lumière pour capter et enregistrer les variations d'énergie. Les photographies enregistrent habituellement les longueurs d'onde entre $0,3$ et $0,9$ *mm* (les portions visible et infrarouge réfléchi) [3].

Ces appareils peuvent être des capteurs optiques **passifs** qui captent le rayonnement réfléchi naturellement disponible (source externe d'éclairage comme le soleil), tandis que les capteurs **actifs** ont leur propre source d'énergie électromagnétique ou d'une auto-émission pour la télédétection.) Afin d'illuminer la cible (émet une onde vers les caractéristiques d'intérêt et ensuite perçu et mesure le rayonnement réfléchi par cette dernière), tels que les systèmes radars (Radio Detection and Ranging) [25], LiDAR ou camera avec flash [3], qui envoient des RE d'origine humaine vers la zone d'intérêt, puis enregistrent les RE réfléchis vers le système [24].

Le processus **photographique** offre une vue détaillée du paysage avec une résolution spatiale très fine, mais il n'a pas la large sensibilité spectrale que l'on peut obtenir avec des systèmes non photographiques [3]. La photographie noir et blanc des longueurs d'onde de l'infrarouge utilise une pellicule sensible dans cette bande et permet de détecter des différences dans le couvert végétal.

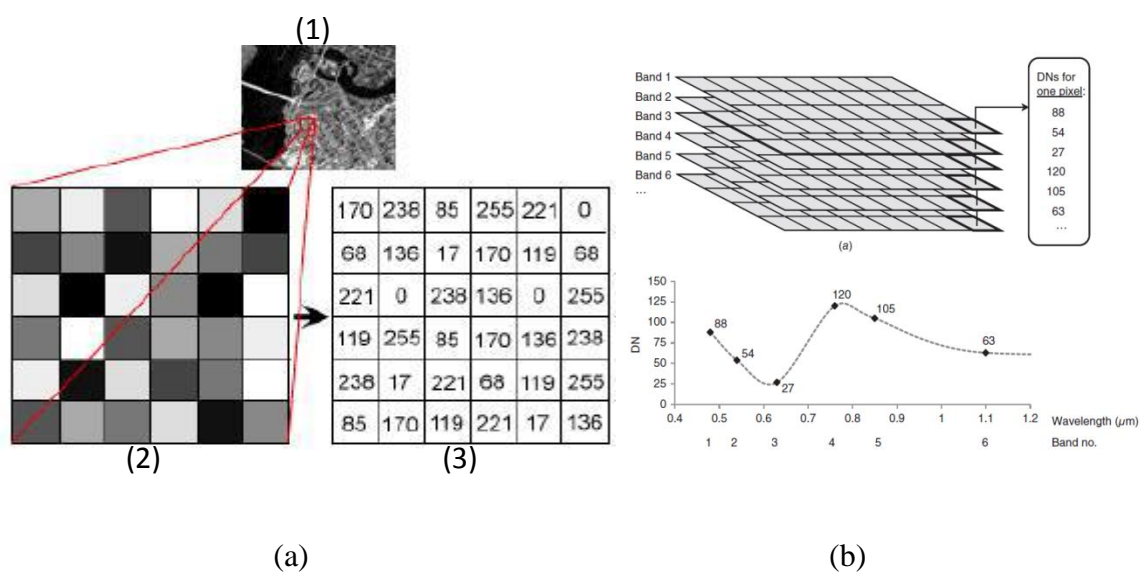


Figure 1.10 : Une image électronique : (a) une seule bande spectrale : (1) image ; (2) zoom de l'image(1) ; (3) a chaque pixel indiqué en (2) existe un rayonnement moyen mesuré par un nombre numérique individuel (*DN*) également appelé «**valeur de pixel**» ; (b) plusieurs bandes spectrales [3]

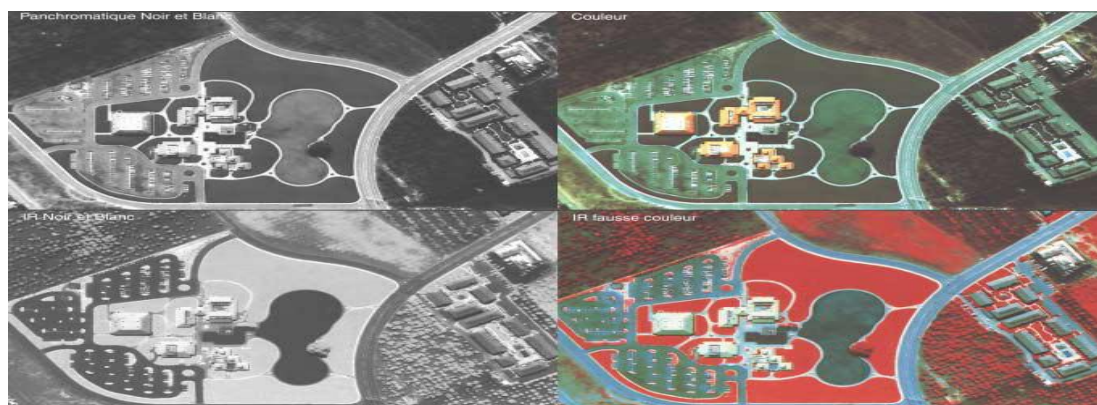


Figure 1.11 : Des photographies aériennes d'un même paysage utilisant les 4 émulsions classiques en photographie aérienne [26].

Quelle que soit les données acquises électroniquement ou photographiquement, elles contiennent des informations provenant d'une seule bande spectrale ou de plusieurs bandes spectrales, en présentant l'énergie mesurée sur une gamme de longueurs d'onde. Pour une image noir et blanc, une seule bande spectrale est présentée avec un seul DN correspond à chaque pixel. Et pour une image couleur appelée aussi multi-spectrale, plusieurs bandes spectrales sont collectées simultanément, pour chaque bande spectrale comprend un seul DN , Alors chaque pixel dans une image comprend plusieurs DN . [3]

2.2. Concept de résolution pour les données télédétectées :

En particulier, dans cette thèse nous nous concentrons principalement sur les applications d'images satellitaires télédétectées. De même, nous nous référençons généralement à des images numériques pour toute utilisation des données de télédétection, le format et la qualité de ces données varient considérablement. Ces variations sont généralement quantifiées par quatre importantes formes de résolution : spatiale, spectrale, temporelle et radiométrique, qui affectera la qualité, la quantité et la rapidité de l'imagerie acquise [4]. Dans toute approche d'application de la télédétection, non seulement la bonne combinaison de techniques d'acquisition et d'interprétation des données doit être choisie, mais la bonne combinaison des données de télédétection doit également être identifiée [3]. En fin de compte, le choix approprié des données d'entrée devrait être principalement en fonction des objectifs individuels du projet pour une tâche donnée qui fournira les informations les plus significatives selon les évaluations des analyses [7]. Cependant, c'est

sur ce dernier élément, très important, que nous tournons maintenant notre attention. De ce fait, on décrira dans cette section les importantes formes de résolution pour une éventuelle compréhension du choix des données.

a) La résolution spatiale : (Figure 1.12) est une forme de résolution importante de toute analyse de télédétection selon sa capacité spatiale [7]. Elle se réfère à la limite possible de la dimension du plus petit élément de mesure détecté par un capteur. En conséquence, elle est déterminée par la taille d'un pixel dans le cas d'une image de télédétection numérique optique ([23]; [27]) qui présente la plus petite partie de l'image, et qui est normalement représentée sous forme de carré, par exemple, pour une image d'une résolution de 5 m, chaque pixel représente une zone correspondant à $5 * 5 m$ au sol [5]. Cette taille dépend de la distance du capteur à la cible et du nombre de pixels que contiennent ses images [12]. Cela se traduit par la dimension de la clarté des détails identifiés sur une image. Généralement, plus le pourcentage de pixel devient plus élevée, plus l'interprétabilité et l'extraction des détails spatiaux d'une image diminue et est limités [3], [4].

- i. Les images sur lesquels seuls les grands éléments sont visibles ont une résolution « **grossière** » sont appelé « **les images à résolution basse** ». Depuis de nombreuses années, le facteur limitant évident dans ces études est la résolution spatiale incluant des informations de base sur la couverture terrestre. Bien que ces données soient trop grossières aux fins de la planification au niveau local et de la gestion des terres, elles pourraient servir de produit général de « changement » pour les agences régionales / nationales [4]. Par exemple, Zhan et al. (2002) [28] ont décrit le produit de conversion mensuelle de la couverture végétale pour décrire les changements de couverture terrestre provoqués par des activités anthropiques et des événements naturels extrêmes.
- ii. Les images à résolution moyenne permettent l'identification d'éléments de plus petites dimensions sont appelées « **les images à moyenne résolution** » (Figure 1.12.a). Bien que ces données présentent un bruit important [29],

elles étaient également suffisante pour servir aux applications de cartographie générale dans les environnements urbains / suburbains et naturels [4]. Et elles ont fourni une occasion unique aux chercheurs d'étudier et d'appliquer des données de télédétection à l'échelle régionale. De même par exemple, ces données constituent une composante importante de l'ensemble de données NALC (*North American Land Characterization*) [30].

- iii. Les images à résolution fine permettent l'identification d'éléments de plus petites dimensions sont appelées « **les images à haute résolution** » HR (Figure 1.12.b) (exemple image panchromatique). Elle permet une enquête de haut niveau sur les paysages urbains / suburbains et naturels [31].
- iiii. Les images à résolution très fine permettent l'identification d'éléments de plus petites dimensions que la résolution fine, elles sont appelées « **les images à très haute résolution** » VHR (Figure 1.12.c). Généralement, les images à basse ou moyenne résolution sont utilisées dans des applications optimales (par exemple la cartographie), tandis que les images à haute résolution peuvent être utilisées pour la cartographie thématique améliorée. En revanche, les images à VHR sont impliquées pour résoudre les problèmes d'occupation du sol à un niveau supérieur, niveaux thématiques, et pour des applications de détection ou d'extraction d'objets. Par conséquent, les images VHR sont utilisées comme données sur notre étude pour avoir la clarté et plus de détails reconnaissables des plus petits éléments analysés.

Les données météorologiques satellitaires à résolution spatiale approximative sont disponibles depuis 1960 [4]. Tandis que depuis 1972, la télédétection civile de la surface de la Terre a fait des progrès remarquables dans ce domaine on est passé:

- d'une résolution de 80 m acquise sur quatre bandes spectrales (visible et proche infrarouge) fournit par le capteur MSS de Landsat-1(ERTS-1) qui

est reconnue comme une étape clé dans l'évolution des technologies de télédétection [32];

- à une résolution de 30 m (**moyenne résolution**) fournit par *Landsat Thematic Mapper (TM)* en 1984 qui a produit une nouvelle source de données de télédétection (résolution spectrale, spatiale et radiométrique plus élevées);
- à résolution spatiale de 20 m et à 10 m (**haute résolution**) fournit par le premier satellite commercial français d'observation de la Terre-1 (SPOT-1) en 1986 [1], qui a fourni des données multi-spectrales avec une résolution spatiale légèrement supérieure (20 m) et des images panchromatique (10 m); ainsi fournit par *Landsat ETM+ (Landsat Enhanced Thematic Mapper)* qui a ajouté une bande panchromatique (de 15 m). Ces images panchromatiques sont d'une telle fidélité géométrique qu'elles peuvent être photo-interprétées comme une photographie aérienne typique pour les besoins de planification [33]. Elles ont également été utilisées efficacement comme informations texturales pour la surveillance de la couverture terrestre et de l'utilisation des terres [34].
- En plus, depuis 1990, l'extension de la télédétection commerciale a grandement contribué à la reproduction de capteurs spatiaux de haute résolution pour une variété d'applications, même que en 1994, une décision d'autorisation a été lancée par le gouvernement américain pour que les agences commerciales civiles commercialisent des données de télédétection satellitaire à très haute résolution spatiale (entre 1 et 4 m de résolution spatiale) [4]. Alors qu'après cette décision, les agences spatiales (comme NASA, l'ESA et d'autres agences gouvernementales) avaient lancés un certain nombre de satellites commerciaux d'observation de la Terre, tels que, les Pléiades *1A* et *1B*, *WorldView-2*, *WorldView-3*, *GeoEye-1* qui fournissent des données d'images de nouvelle classe de plates-formes à très haute résolution spatiale (VHR) de $\sim 2\text{ m}$ ou moins [7]. Les trois satellites les plus connues qui fournissent des données à très haute

résolution sont : IKONOS-2 (*Space Imaging Inc.*), qui a été lancé en 1999, il appartient désormais à Digital Globe Corporation; Quickbird-2 (*DigitalGlobe Inc.*), a été lancé en 2001; et Orbview-3 (*ORBIMAGE Inc.*). Ces satellites offrent des informations visibles et proche infrarouge (Multi-spectral) *11 bits* à une résolution spatiale de *4 m* et des informations panchromatiques à *1 m* ou plus [33].



Figure 1.12 : Exemples d'images montrant le stade de l'Université du Wisconsin à différentes résolutions spatiales : (a) *30 m*, (b) *10 m*, (c) *1m* [7].

b) Résolution spectrale : (Figure 1.10.b) elle est également essentielle pour la sélection appropriée des données. Elle se réfère à la capacité d'enregistrer l'énergie électromagnétique détectée à des différentes longueurs d'onde par un capteur en fonction de la propriété spectrale des différentes caractéristiques du sol. Plus précisément, elle est représentée par le nombre de bandes (canaux) spectrales (segments du spectre électromagnétique) qui peuvent être enregistrées simultanément et la largeur de l'intervalle de longueur d'onde utilisé. En effet, tout capteur de télédétection peut collecter des données d'image à de nombre de bande spectrales différent ou chaque bande correspond à une partie particulière du spectre. La différence dans le nombre de bandes peut être divisée en trois classes libres de sensibilité spectrale distincte [7]:

- i. La première, nommée «**Panchromatiques**» (**PAN**), qui comporte une seule bande large (faible résolution spectrale) qui contient l'information de tout le spectre visible. Elle est généralement affichée sous la forme d'une image en niveaux de gris [5].

- ii. La deuxième (Figure 1.10.b), nommées «**Multi-Spectrales**» (**MS**), qui peut avoir quelques bandes larges (haute résolution spectrale) dans le spectre visible et proche infrarouge, où chaque bande de l'image multi-spectrale peut être affichée individuellement sous la forme d'une image en niveaux de gris ou une sélection de trois bandes peut être combinée en une image composite couleur [5]. En juillet 1972, le programme ERTS-1 lancé par la NASA, et qui est connu comme Landsat-1, été le premier satellite conçu pour le but de tester la faisabilité d'une plate-forme multi-spectrale d'observation terrestre [7].

- iii. Et la dernière classe, nommée comme « **spectrométrie d'imagerie** » ou «**Hyper-spectrales**», a été développée en 1986. Elle peut avoir des données acquises simultanément à des centaines de bandes spectrales (très haute résolution spectrale) contiguës et relativement étroites ([24]; [33]: 227), où chacune des bandes a une très petite gamme de longueurs d'onde. Par conséquent, plus la résolution spectrale est fine, plus les fenêtres des différents canaux du capteur sont étroites [3]. Ces données semblent prometteuses pour identifier une gamme de matériaux de surface ou de phénomènes qui ne peuvent pas être identifiés avec l'imagerie à large bande [35]. Dans les dernières années, de nombreux capteurs d'imagerie hyper-spectrale ont été conçus par les agences gouvernementales et les agences commerciales [33]. Par exemple, par rapport aux capteurs satellitaires Landsat, le capteur satellitaire hyper-spectral AVIRIS (Figure 1.13) fournit des données de 12 bits à une résolution spatiale de ~ 20 m sur 224 largeurs de bande spectrales différentes comprises entre 400 et 2500 μm . Cependant, l'analyse des données hyper-spectrales a démontré une applicabilité pour les études de la surveillance de la couverture terrestre et de l'utilisation des terres [4], comme les études géologiques, minéralogiques, pédologiques, et les dommages causés ([36]; [37]; [38]; [39]; [40]).

Par conséquent, la position, le nombre et la largeur des bandes spectrales influencent la capacité de distinguer les objets en fonction de leurs caractéristiques de couleur [5].

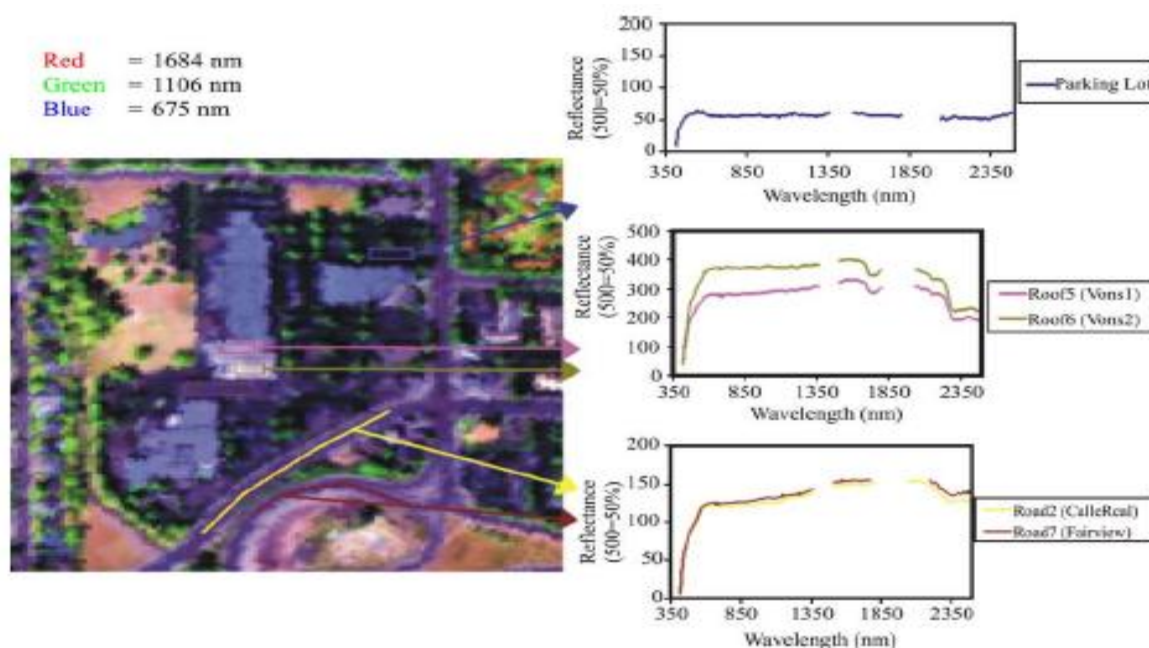


Figure 1.13 : image hyperspectrale du capteur AVIRIS (4 m) d'une zone urbaine en milieu urbain avec des spectres de réflectance de diverses surfaces (parking, des toits et des routes asphaltés) à Santa Barbara, Californie. [4]

c) Résolution temporelle : qui se réfère à la capacité qu'un capteur puisse détecter une série chronologique d'images multiples acquises sur la même zone géographique à des périodes de temps plus ou moins longues selon l'application étudiée [3], par exemple permettre d'examiner et de surveiller des phénomènes de courte durée (inondations, déversements d'hydrocarbures, etc.), ou pour détecter les changements temporels de la couverture terrestre (par exemple, suivi des changements spatio-temporels des surfaces d'eau par Sarpa et Ozelik [41]; DC pour la surveillance urbaine par Aggarwal, Patel, and Oza [42] ; et surveillance de presque tous les aspects de la couverture terrestre par Wickham et al. [43]). Il peut s'agir d'un système satellitaire avec un cycle de répétition orbital défini, ou d'une caméra montée sur trépied avec une minuterie qui collecte une image toutes les heures [3]. Plus souvent, certaines régions de la surface peuvent être observées plus fréquemment puisqu'il y a chevauchement entre les couloirs-couverts adjacents et que ces zones de chevauchement deviennent de plus en plus grandes en s'approchant des pôles. Des données dont la résolution temporelle et spectrale est élevée plutôt que la

résolution spatiale, telles que l'imagerie AVHRR, pourraient être un outil puissant pour évaluer le changement saisonnier ou annuel de l'activité photosynthétique, et cartographier la végétation, les caractéristiques géologiques, ainsi pour détecter les changements pour les agences régionales / nationales ([44]; [45] ; [46]).

d) Résolution radiométrique : définit la plage dynamique qui présente le nombre de valeurs de données possibles enregistrées dans chaque bande d'image [7]. Elle se réfère par sa sensibilité à l'intensité de rayonnement entrant et par sa capacité de reconnaître les plus petites variations d'intensité (de luminosité). Plus précisément, elle se réfère par le nombre de niveaux de gris disponibles pour coder l'intensité de la radiation mesurée (de l'énergie électromagnétique) que le capteur peut détecter dans une longueur d'onde donnée [12]. La Figure 1.14 illustre le concept de résolution radiométrique par représentation d'une image 1 bit (Figure 1.14.a), où deux valeurs de luminosité ou deux niveaux de gris (noir et blanc), et par représentation d'une image de 8 bits (Figure 1.14.b), où jusqu'à 256 niveaux de gris sont représentés dans les données. Cependant, plus la résolution radiométrique est fine, plus la qualité et l'interprétabilité d'une image sont grandes [3]. Beaucoup de la génération actuelle de satellites gouvernementaux et commerciaux ont des capteurs embarqués avec des résolutions radiométriques élevées [7], tel que les capteurs spatiaux : ERS-2 (lancé par l'Agence spatiale européenne en 1995), JERS-1, et RADARSAT-1 (lancé par le gouvernement canadien en 1995), ENVISAT, ALOS, PALSAR et RADARSAT-2 (déployés pour des systèmes radar à synthèse d'ouverture SAR) [4]. De plus, les systèmes radar peuvent capturer des images de jour comme de nuit et dans toutes les conditions météorologiques, alors ils ont été utilisés efficacement dans un certain nombre d'études de cartographie forestière et de détection des changements forestiers ([14]; [15]; [47]; [48]; [49]), la gestion des catastrophes, telle-que l'évaluation des dommages causés par un tremblement de terre [16], la détection des déversements d'hydrocarbures [17], la détection des marées noires [18], l'observation des conditions de la surface de la mer et des zones côtières [19], la surveillance de la glace de mer [20], la

classification de la couverture terrestre des paysages complexes (par exemple, urbains et suburbains) ([21]; [22]; [23]; [50]) ; et même sur les sources possibles de changements radiométriques ([51]; [52]).

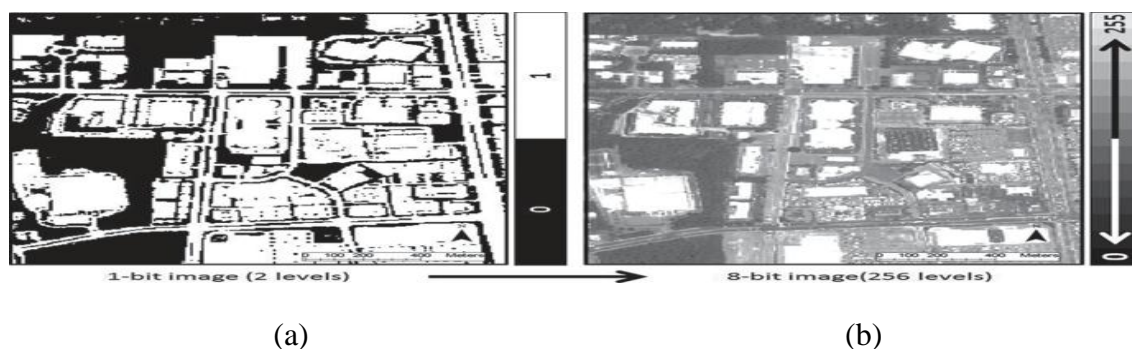


Figure 1.14 : résolution radiométrique : (a) image 1 bit, 2 niveaux de gris (noir et blanc), (b) image 8 bits, 256 niveaux de gris. [7]

3. Exploitation de la télédétection

3.1. Domaine d'application de la télédétection

Après avoir introduit quelques concepts de base de la télédétection, nous prenons de plus en plus conscience maintenant que la télédétection est une technique qui est devenue un outil essentiel, et continuera de jouer un rôle de plus en plus large et important dans les secteurs scientifique, gouvernemental et commercial [3]. Cependant, l'imagerie de télédétection étaient exploitée en grande partie expérimentales dans de nombreux domaines et pour une grande variété d'applications, par exemple : la cartographie, l'inventaire, la géologie, la prospection minière, la surveillance, la gestion des catastrophes, la foresterie, l'urbanisme, l'aménagement, le génie civil, et la gestion des ressources terrestres, les enquêtes archéologiques, l'observation militaire et les levés géomorphologiques, les changements de la couverture terrestre, la déforestation, la dynamique de la végétation, la dynamique de la qualité de l'eau, la croissance urbaine, etc. [1]. Nous citons dans le Tableau 1.2 quelques exemples des principaux domaines avec des applications de la télédétection présentée dans la littérature :

Tableau 1.2 : des exemples de domaine d'application de télédétection dans la littérature

Domaine	Catégorie	Sub-catégorie	image	Exemples de littérature	
couverture terrestres	la cartographie	Classification		[23] ; [53]; [54] ; [27]; [55]	
		surveillance des zones humides		[56] ; [57]	
		cartographie et surveillance des cultures		[58]; [59]	
		produit des cartes LULC	haute résolution (Quickbird)	[60]	
		Global Land Cover (GLC)		[61]	
		évaluation expérimentale de l'utilisabilité des techniques de classification automatisées existantes dans (GLC)		[63]	
	la surveillance et la détection des changements	(LULCC) (land use and land cover change)		[64]	
		les sources possibles de changements radiométriques et modélisation des changements significatifs basés sur les propriétés des images VHR	VHR	[51]; [52]	
		la surveillance de la couverture terrestre	images radiométriques	[65]	
		les changements spatio-temporels des surfaces d'eau	images multi-temporelles	[41]	
		l'évaluation des dommages après une catastrophe			[66]; [67]; [68]; [69]; [70]; [71]; [72]; [73]
				images satellite à haute résolution	[74]; [75]
				SAR	[76]
				image optique à VHR et image SAR	[77]

		images à VHR	[78]
		UAV	[79]; [80]
		VHR	[81]; [82]
	qui ont examiné la sensibilité des données AVHRR1 (faible résolution) multi-temporelles pour la cartographie de la couverture terrestre et des changements d'utilisation des terres	AVHRR1 (faible résolution) multi-temporelles	[45]
	DC pour la surveillance urbaine		[83] ; [84] ; [85]; [86] [87]; [88]; [89];
		Landsat and SPOT VHR	[90]
		VHR	[91]
		Multi-Temporelle	[42]
		Bi-temporal	[92]; [93]; [94]
		Images Spot 5 et données SIG MS +PAN	[95]
		ERS, ASAR and PALSAR	[50]
		Landsat	[96]
		Landsat / Multi-Temporelle	[97]
		hyper-spectrales	[98]; [35]
	études sur l'évolution géomorphologique récente des zones côtières		[99]
	produits couvrent presque tous les aspects de la couverture terrestre, des surfaces imperméables aux types de cultures et de végétation détaillés en passant par les classes de combustibles.	Multi-Résolution Multi-Temporelle	[43]

		la modélisation et d'autres observations des utilisations des terres découlant des activités humaines		[100] ; [101]
Comprendre et protéger la biodiversité		l'inventaire, la surveillance de l'état et des tendances, la planification du rétablissement et les évaluations prédictives de la biodiversité des espèces et de la gestion des populations d'animaux sauvages		[102]; [103]; [104]
		d'étudier les mouvements des animaux à plus grande échelle spatiale		[105]
santé des forêts	la surveillance et la détection des changements	surveillance des forêts	MS + PAN	[106]
		développer un système de surveillance régional en temps quasi réel des perturbations forestières (connu sous le nom de ForWarn)		[107] ; [108]
		mise en place d'un système national d'alerte précoce (EWS) en raison de l'augmentation de l'étendue et de la menace de perturbations forestières à travers le pays		[109]
couverture végétale		évaluer la performance de l'imagerie SPOT dans l'estimation de la biomasse des prairies par NDVI, LAI et fCOVER	imagerie SPOT	[11]
		analyses de régression linéaire basées sur des échantillons de terrain et des indices de végétation (NDVI et VWI) dérivés de Landsat-5 TM pour estimer la biomasse aérienne de l'herbe dans les prairies de montagne et les pâturages de la région des Pyrénées du sud-ouest de la France.	Landsat-5 TM	[110]
Estimation du carbone		utilisaient les données ALOS en bande L et TerraSAR-X en bande X pour mesurer la biomasse aérienne dans les forêts tropicales	données ALOS et TerraSAR-X	[111]
Évaluation des risques d'incendie de		la distribution et la structure de la végétation terrestre, la dynamique du LULCC, la déforestation et la désertification, le cycle mondial du carbone et le changement climatique mondial		[112]; [113]; [114]

forêt				
L'étude de l'atmosphère	les applications de prédiction et la surveillance météorologiques et climatologiques	Mesurer la pollution atmosphérique pour comprendre les impacts sur la santé humaine et les écosystèmes : La profondeur optique des aérosols (AOD), extraite des satellites MODIS Terra et Aqua, mesure l'extinction de la lumière par diffusion et absorption des aérosols dans la colonne atmosphérique.		[115] ; [116] ; [117] ; [118]

3.2. Système de télédétection idéal

Après avoir introduit quelques concepts de base, nous pouvons maintenant connaître les points conditionnels de base pour avoir un système de télédétection parfait (Figure 1.15). Il s'agit notamment des points suivants:

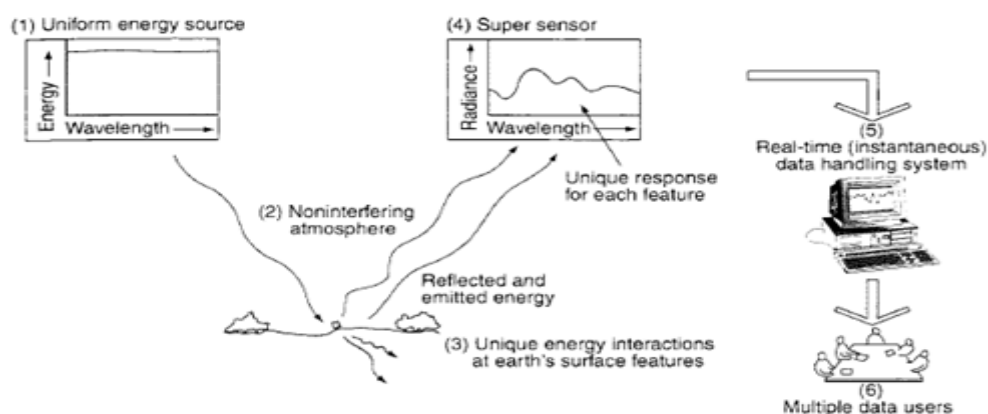


Figure 1.15 : les points conditionnels de base pour un système de télédétection parfait.[12]

1. Une source d'énergie uniforme (quels que soient le temps et le lieu).
2. Une atmosphère sans interférence.
3. Une série d'interactions uniques à chaque type d'entité (énergie-matière) de la surface de la Terre.
4. Un super capteur qui serait simple et fiable, ne nécessiterait pratiquement aucune alimentation ni espace, et serait précis et économique à utiliser.
5. Un système de traitement et de fourniture de données en temps réel.
6. Plusieurs utilisateurs prendraient des décisions profondes et sages sur la meilleure façon de gérer les différentes ressources terrestres sous examen, en raison de leur richesse de connaissances approfondies et la disposition des informations plus rapidement et à moindre coût.

Mais malheureusement, il n'existe pas de système de télédétection parfait qui porte tous ces points décrits ci-dessus [12]. Et comme notre thèse est basée sur un système de télédétection pour réaliser une application de détection des changements, alors leurs

résultats peuvent être affectés par divers facteurs décrits précédemment, tels que les différences d'humidité du sol, les différences d'angle solaire et les différences de conditions atmosphériques [119], qui peuvent provoquer de fausses alarmes. Par conséquent, pour aboutir à une application de télédétection réussie, nous devons effectuer une meilleure étude conceptuelle qui repose sur:

- (1) une définition claire du problème à résoudre,
- (2) une évaluation du potentiel de résolution du problème avec des techniques de télédétection,
- (3) l'identification de la télédétection des procédures d'acquisition de données adaptées à la tâche,
- (4) la détermination des procédures d'interprétation des données à utiliser et des données de référence nécessaires,
- (5) et l'identification des critères permettant de juger de la qualité des informations collectées. L'application de télédétection sera désastreuse si un de leurs composants de conception est ignoré. [3]

3.3. Sélection des données de télédétection pour la détection des changements

De nombreux chercheurs ont abordé et expérimenté l'étude de la surveillance de la couverture terrestre et réalisation d'une application de détection des changements a un objectif bien compris avec un haut degré de réussite, comme par exemple la DC pour : la surveillance ([99] ; [64]; [45] ; [43]; [100]; [101]; [51] ; [52]; [65]; [41]), DC pour la surveillance urbaine ([88]; [89]; [83]; [96]; [42]; [84]; [85]; [92]; [93]; [86]; [87]; [94]; [95]), DC pour surveillance des forêts ([106]; [107] ; [108] ; [109]), l'évaluation des dommages après une catastrophe ([66]; [67]; [68]; [69]; [82]; [70]; [79]; [80]; [75]; [71]; [81]; [72]; [73]; [74]; [78]; [77]), etc.

En plus, de nombreuses études antérieures ont été réalisées et expérimenté la DC à l'aide des données de télédétection de source spécifique comme données d'entrée, par exemple

l'utilisation de : l'imagerie Aérienne (UAV) (par [79]; [80]), Imagerie SAR (par [76]; [120]; [121]; [50]; [48]; [49]), Imagerie optique satellite (par [88]; [96]; [82]; [122]; [91]; [123]; [124]; [125]; [126]; [127]; [128]; [95]); même ils y a qui ont utilisés des données multi-sources ([129]; [77]; [69]; [130]; [131]; [132]; [133]; [111]; [134]; [135]).

Généralement, toute application de détection des changements repose sur deux facteurs interdépendants: (1) la qualité des ensemble données, (2) des méthodes de télédétection améliorées et normalisées [4]. Le premier facteur sera discuté dans cette section, qui résumera le cadre conceptuel pour un choix approprié de données de télédétection pour une application de détection de changement pour la surveillance de l'environnement. Et le deuxième facteur sera discuté dans la section suivante, et il sera bien détaillé dans les deux chapitres suivants.

Bien que tout projet nécessite au préalable une étape de collecte des données [6]. Par conséquent, toute réalisation d'application de détection des changements réussie pour la surveillance de l'environnement nécessite au préalable, une sélection rigoureuse d'un ensemble de données approprié [136] avant d'appliquer ou de choisir n'importe quelle méthode de détection de changement ([137]; [138]). Cependant, tout chercheur doit savoir quelle caractéristique de données de base (résolutions spatiales, l'intervalle temporelle et atmosphériques) est nécessaire avant de commencer à les collecter une fois le problème est posé. Notamment que, chaque problème aura des exigences de données différentes, et devrait être principalement en fonction des objectifs individuels du projet et la zone géographique concernée pour atteindre une meilleure sélection des données d'entrée télédéteectées, en vison principalement leur résolution temporelle, spatiale, spectrale, l'unité d'analyse, l'unité de sortie, les caractéristiques, et aussi en fonction des forces et gains potentiels prévenus par leur utilisation sans oublier la description de leurs limites [7].

3.3.1. Critères du choix des donnés

Concernant notre projet, l'objectif est de réaliser une application de détection de changement à base de la télédétection pour la surveillance de l'environnement robuste, relativement efficace d'un point de vue informatique et automatisée en visant une carte de

changement résultante souhaitée et réelle, qui présente les changements irréversibles et ignore les changements réversibles.

Sachant que, les ensembles de données de télédétection peuvent être quantifiés par différentes caractéristiques, tel que la résolution spatiales, spectrale et temporelle. Et que les premiers données de télédétection avaient des caractéristiques limitées, ce qui limitait considérablement les méthodologies de détection des changements basées sur la télédétection [139], contrairement à aujourd'hui comme discuté dans les sections précédentes que ces caractéristiques s'améliorent presque quotidiennement [3].

De ce fait, nous résumons lors de la sélection des données d'entrée et d'après les études faites que:

- 1) Premièrement, toute application de détection des changements, fait référence à un ensemble des données à des résolutions multi-temporelles qui sont utilisées comme entrée et peuvent représenter au moins deux époques [140] « **Bi-Temporal** » (comme utilisé par : [92]; [93]; [141]; [142]; [94]; [22]) ; ou une série d'époques «Multi-Temporelle» si l'objectif d'une application de DC est de fournir des informations sur les changements à plusieurs moments (comme utilisé par : [42]; [43]; [143]; [144]; [97]; [145]; [146]). En outre que, dans toute approche de détection de changement, il est nécessaire d'assurer que tous les ensembles des données de télédétection multi-temporelle soient de la même zone géographique lors du choix des ensembles de données [147].
- 2) Le choix d'une **résolution spatiale** appropriée pour détecter les changements des objets est un déterminant essentiel pour obtenir des résultats satisfaisants [5]. Par conséquent, il faut tenir compte de la qualité géométrique, radiométrique et atmosphérique. Tandis que, les données à faible résolution spatiale (par exemple Landsat MSS) donnent une confusion importante entre les zones modifiées et inchangées, cette hypothèse est constatée par Stow et Chen [45] qui ont examiné la sensibilité des données AVHRR1 (**faible résolution**) multi-temporelles pour la cartographie de la couverture terrestre et des changements d'utilisation des terres. Ces données pourraient servir généralement pour cartographier la végétation, les caractéristiques géologiques, ainsi pour détecter

les changements pour les agences régionales / nationales [4]. Bien que, les données à moyenne résolution spatiale (par exemple Landsat TM) présentent un bruit important [29], elles sont inestimables pour les études de détection des changements historiques [30]. Elles pourraient aussi servir spécifiquement pour cartographier le type de végétation, l'humidité du sol et d'autres caractéristiques paysagères clés [33], ainsi elles facilitent aux chercheurs d'étudier et d'appliquer avec une plus grande précision, des données de télédétection à l'échelle régionale avec des demandes thématiques d'un ordre de grandeur supérieur à ce qui pourrait être obtenu avec les données à faible résolution spatiale. Néanmoins, les données à haute résolution spatiale présentent un ensemble spécifique de défis méthodologiques dans leur utilisation pour obtenir un niveau de détail requis dans les résultats. Elles peuvent être utilisées pour la cartographie thématique améliorée. Tandis que, les données à très haute résolution spatiale où des résolutions spatiales de 5 m ou plus sont requises, permettent une précision et une qualité photographiques des données satellitaires et permettent aux chercheurs d'étudier les informations thématiques au plus haut niveau dans les paysages urbains / suburbains et naturels [4] car elles sont riches en contenu d'information. De plus que, ces données ont déjà été utilisées dans une grande variété d'applications de surveillance de l'environnement. Par exemple : la détection de changement de bâtiment dans une partie du district de ZengCheng dans la ville de Guangzhou de la province de Guangdong, la Chine [91]; Évaluation des dommages: identification de l'état du bâtiment à Kamaishi, Japon pour évaluer l'intégrité du bâtiment après le tremblement de terre de 2011 [82] ; et l'évaluation des dommages après une catastrophe ([77]; [78]). Ainsi, les images radar sont peut être utilisées dans les applications de la surveillance de la couverture terrestre, la cartographie forestière et de détection des changements forestiers ([13]; [14]; [15]; [47]). Cela peut être attribué au manque de compréhension générale des données radar et des méthodes insuffisantes pour les analyser. [4]

- 3) Une amélioration des applications est possible grâce à une collecte des données multiples. En bref, l'application de télédétection et son évaluation qui permet

de profiter de différents capteurs pour détecter différents objets en analysant plusieurs vues pourra fournir des informations plus détaillées et réussite (i.e. collecte des données prévenants de plusieurs capteurs à plusieurs formes spatiales) (utilisé par [148] et [123]; [135]), que par l'analyse d'une seule vue (utilisé par [129]; [149]; [150]; [124]; [125]; [151] ; [127]; [130]; [128]; [152]). De même, l'utilisation de l'imagerie multi-spectrale fournit plus d'informations que si une seule bande spectrale était utilisée. De nombreuses applications de télédétection impliquant l'imagerie satellitaire multi-spectrale pour leur étude comme données d'entrée [3], et d'autre impliquant l'imagerie Panchromatique (une seul bande spectrale) qui fournisse un haut niveau de détail (comme par exemple : [126]; [128]; [10]).

Ainsi, afin d'obtenir des résultats plus précis, l'utilisation des données multiples est recommandée comme l'utilisation du SAR avec des images optiques ([77] ; [134]). De plus, après la disponibilité des données multi-résolution (multi-spectrales, panchromatiques), certaines études de DC ont bénéficié leur combinaison par l'utilisation des techniques de fusion d'images, en utilisant leur informations fusionnées pour améliorer les applications de DC (par exemple [106]; [123]; [131]; [132]; [153]; [95]). En plus, d'autres études ont impliqué l'analyse des données de télédétection hyper-spectrales pour l'évaluation des changements dans les environnements urbains / suburbains et naturel ([98]; [35]), et ont trouvé cet environnement complexe problématique en raison de la myriade de couvertures de surface présentes, et mettent en évidence la nécessité de plus d'investigations [4].

Par conséquent, ces critères nous guiderons à prendre des décisions et des choix appropriés des données en fonction des exigences idéales de l'application. On choisira pour notre étude comme entrée, des données satellitaire Multi-temporelle, Multi-résolutions avec VHR à différent résolution spectrale (Multi-spectral, Panchromatique) pour avoir une richesse en contenu d'information et plus de précision.

3.3.2. Contraintes influençant les décisions

De même, la réalité impose généralement d'autres contraintes qui influencent ces décisions des choix des données et doivent également être prises en compte, tels que :

- La disponibilité et l'accès accrus au type souhaité des données de télédétection multi-temporelles à partir du même capteur ou de différents capteurs. Les ensembles de données spatiales provenant de bibliothèques numériques (des agences spatiales) ont facilité et été une aide inestimable au développement des applications au cours de la dernière décennie [33].
- Limitations budgétaires, bien que la disponibilité des données est résolue par l'ouverture de ces bibliothèques, mais malheureusement, la plupart de leurs données surtout les images à très haute résolution ont des coûts insupportables pour les chercheurs, alors ici, la disponibilité des données à un moindre coût reste toujours un problème pour le chercheur. Les facteurs affectant les coûts des données de télédétection comprennent: la plateforme d'acquisition de données, la résolution spectrale de l'image et la résolution spatiale. Donc le chercheur est libre d'utiliser des ensembles de données rares, coûteux ou difficiles à obtenir dépendant de la problématique de son projet et ses limitations budgétaires. Les données satellites grossières (à faibles résolutions spectrales et spatiales) sont moins coûteuses ou même peut être gratuite que les données à résolution moyenne (par exemple Landsat et SPOT). De plus, les données à haute résolution (par exemple IKONOS, Quickbird) ont un coût plus élevé que les données à résolution moyenne. D'un point de vue pratique, les coûts sont souvent le facteur le plus important dans une application de télédétection [154]. Par conséquent ce critère était notre problème, et surtout quand on doit avoir des données de la même zone géographique multi-temporelle et multi-résolution spatiale et spectrale pour notre analyse.
- Limitations matérielles ou logicielles et les capacités de traitement que fournira les informations les plus significatives selon les évaluations des analyses [7].
- Le chercheur ou l'analyste doit avoir une compréhension est une connaissance des données. S'il ignore cette contrainte, il est plus possible que la sortie de production des résultats sera mauvaise et difficile à utiliser correctement, gaspillant ainsi le temps et les efforts consacrés au traitement des données télédétectées [28].

Toutes ces contraintes peuvent nécessiter des modifications des décisions optimales basées uniquement sur les objectifs et les exigences de l'application. Rendre les contraintes visibles et les distinguer, devraient améliorer le processus de réalisation des applications de DC [6].

Conclusion

Au cours des dernières années, l'analyse des données de télédétection par les méthodes de détection des changements été largement utilisée, grâce à une disponibilité accrue et à une meilleure qualité des données de télédétection (très haute résolution spectrale, spatiale, et temporelles), et en raison des progrès des performances des capteurs, des techniques de traitement d'image et des applications de recherche informative.

Après avoir présenté les concepts de base des applications de télédétection, leurs domaines, les applications existantes dans la littérature, nous avons aboutit notre objectif de ce chapitre, qui consiste à présenter la première étape qui représente la sélection des données de télédétection d'entrée pour la réalisation de notre application de détection des changements. Sans oublier la considération de divers compromis imposés lors de la sélection des données de télédétection qui apparaisse autre que les caractéristiques des données, et qui sont essentiellement : la disponibilité rapide des données géo-spatiales facilement acquises en ligne (par exemple : la disponibilité des données de résolution d'image de meilleure qualité (sous 5 m), et le coût des données qui présente un facteur important dans l'utilisation de l'imagerie à haute résolution spatiale.

Chapitre 2

Applications de détection des changements par télédétection

Introduction

Grâce aux récents progrès technologiques réalisés dans le domaine de la technologie spatiale, les données de télédétection ont été grandement évoluées en fonction de leurs résolutions (spatiales, spectrales et temporelles) et leurs disponibilités, et elles ont été mises de plus en plus pour l'analyse et le développement des méthodes de traitement informatisées. A son tour, cette évolution, soutient considérablement l'analyse du changement, qui est importante pour le suivi, la gestion et la surveillance de l'environnement dans divers domaines (forêt, urbain, catastrophe, végétation, etc.). De même, elle devra entraîner une amélioration de l'évaluation des besoins.

L'analyse de détection des changements est basée sur les méthodes de comparaison des données de télédétection multi-temporelles, et qui sont considérées comme des opérations de post-traitement pour la structure d'une application de détection de changement impliquant les données de télédétection. Par conséquent, une fois que la sélection des données nécessaire est déterminée (au chapitre précédent), ces données peuvent être analysées à travers le processus de détection des changements à l'aide de diverses techniques et méthodes de post-traitement afin qu'elles doivent être placées dans un format capable d'identifier et d'extraire l'information de changement d'état des objets. Avant ça, dans tout processus de détection des changements, ces données doivent être d'abord prétraitées (enregistrées) et traitées à l'aide des méthodes de prétraitement si nécessaire. Ensuite, des calculs de probabilité et de quantité des changements peuvent être

effectués, et enfin une interprétation (classification) des pixels changés / inchangés pourra aussi être effectuée si nécessaire ([88]; [155]; [156]; [157]). Cependant, l'analyste doit sélectionner la ou les catégories des méthodes de comparaison (de détection de changement) nécessaires à ces données sélectionnées, afin qu'elle puisse prendre des décisions sur les exigences de traitement et de prés traitement des données dépendant de la catégorie de la ou des méthodes choisies.

Sur la base de notre étude, et sachant que la sélection des méthodes appropriées pour un projet spécifique de détection des changements par télédétection reste une tâche difficile pour les chercheurs et les praticiens [6], les objectifs de ce chapitre visent l'explication du concept des applications de détection de changement à l'aide des données de télédétection, et les techniques de détection de changement classées par catégories et qui ont été proposées dans la littérature afin de nous clarifier et faciliter l'extraction des méthodes basiques appropriés pour les améliorer et les utiliser dans le développement d'une nouvelle technique plus robuste afin de satisfaire les objectifs de notre projet (le suivi et la surveillance de l'environnement).

1. Concept de détection des changements

La détection des changements basée sur des données de télédétection est un processus méthodologique d'analyse, d'identification et d'extraction des changements naturels et/ou anthropiques (qui ont des changements spatiaux ou spectraux) dans l'état d'un objet ou d'un phénomène, survenus en traitons des éléments de deux ou plusieurs ensembles de données de télédétection multi-temporelle représentant la même zone géographique acquises à des moments différents ([88]; [158]; [52]). Cette approche est très importante pour suivre et surveiller les changements de la couverture terrestre.

D'importants travaux de DC ont été récemment effectués sur de nombreuses applications spécifiques à divers domaines, tel que : la surveillance de la couverture terrestre par des images radiométriques par Hansen et al. [65], les changements spatio-temporels des surfaces d'eau à l'aide d'images multi-temporelles par Sarpa et al. [41], le changement de la couverture terrestre, le changement des forêts et de la végétation, le changement urbain

et de nombreuses autres applications présentées dans les références bibliographiques ([88]; [159]; [157]; [160]; [65]; [99]).

Ces applications sont développées à l'aide des méthodes de détection manuelles (par inspection visuelle) ou automatisées, ou d'une combinaison des deux ([161]; [22]; [162]). En fait, des conditions de caractéristiques des données de base (résolutions spatiales, l'intervalle temporelle et atmosphériques) doivent être au préalable précisées et prises en compte dans l'analyse, avant d'appliquer ou de choisir n'importe quelle méthode de détection de changements ([137]; [138]), dépendamment de l'objectif de l'étude, comme décrit dans le chapitre précédant. Dans toute approche de détection de changement à l'aide des données de télédétection, non seulement la bonne combinaison de techniques d'acquisition et d'interprétation des données doit être choisie, mais la bonne combinaison de télédétection et de techniques «conventionnelles» doit également être identifiée [3].

En général, la télédétection envisage de suivre quatre aspects de la détection des changements pour le suivi de l'environnement

- (a) détecter les changements,
- (b) identifier la nature du changement,
- (c) mesurer l'étendue aérienne du changement
- (d) et évaluer la configuration spatiale du changement [155].

2. Techniques de détection des changements

Diverses techniques et méthodes de détection des changements ont été proposées dans la littérature pour surveiller l'utilisation des terres et les changements de la couverture terrestre, allant de la simple différenciation aux techniques d'apprentissage automatique. Face à ce grand nombre de techniques suggérées, ces techniques ont été classées et discutées dans plusieurs études de la littérature en fonction de différentes catégories ([51]; [163]; [52]; [157]; [164]; [158]; [165]; [166]; [49]; [167]; [168]; [88]; [140]; [159]; [169]), selon leurs caractéristiques. En particulier, certains auteurs ont classé les procédures (opération) de DC en méthodes : supervisées (basée sur un ensemble

d'apprentissage ([66]; [89]) comme les réseaux de neurones) et méthodes non supervisées (aucun ensemble de formation n'est requis, elles sont définies comme un processus de détection de changement automatisé) ([170]; [156]). Et divers autres auteurs ont classés les méthodes selon différentes catégories. Généralement sont classées par les catégories suivantes :

- Le type spécifique de calcul impliqué : algèbre (différence, ratio...), comparaison directe, transformations, classification ([159]; [140]; [171]; [172]) ;
- L'unité d'analyse de base par exemple : en pixels (comme par : Rottensteiner [173]), et en objets (comme par : McDermid et al. [174]; Blaschke [163]; Nebiker, Lack, and Deuber [150]; Tang, Huang, and Zhang [124]; Rutzinger et al. [175]; Durieux, Lagabrielle, and Nelson [95]), ou l'utilisation des deux (comme par : Tian, Cui, and Reinart [123]; Tian et al. [126]; Matikainen et al. [130]; Holland, Sanchez-Hernandez, and Gladstone [153]) ; ou autre [169], afin de produire un ensemble de données de sortie souhaité; leurs cibles préoccupantes [152]: par exemple, une étude pourrait essayer d'identifier les changements dans les zones végétalistes par la méthode NDVI;
- Leur ordre dans lequel les opérations sont effectuées [176];
- Et selon, leur nécessité d'un seuillage utilisé pour isoler la zone de changement [168];
- Etc.

Les Catégories de classement varient dans leur profondeur et leur niveau de détail, où chaque une d'elle se concentre uniquement sur quelques aspects non-complets du domaine en ignorant les autres, se qui nous ne permet pas la distinction complète de ces différentes techniques, en termes de fonctionnalité, leurs entrées et sorties, les opérations de base impliquées dans chaque technique, etc... Néanmoins, certaines techniques apparaissent dans différentes catégories dans les études [6]. Pour cela, l'analyste doit considérer certain nombre de catégories pour mieux comprendre le concept de détection de changement et

pour que la sélection des techniques appropriées pour un projet spécifique soit simplifiée [6]. Généralement, ces techniques peuvent être regroupées en deux catégories principales en fonction de leurs ordres d'exécutions (avant ou après la classification) comme pré-classification, post-classification [177], ou même constitué de procédures plus avancées.

2.1. Les techniques de pré-classification :

Les Techniques de pré-classification, également appelées « Techniques d'amélioration de détection des changements » de la pré-classification, où des changements peuvent être mesurés dans un contexte continu, c.-à-d. qu'elles se produisent dans la quantité ou la concentration de certains attributs du paysage urbain / suburbain ou naturel [178]. Ces méthodes impliquent généralement la comparaison par pixels comme une unité d'analyse de base, en analysant les valeurs spectrales des pixels de deux images représentant le même emplacement, acquises à des dates différentes [6], afin de produire un ensemble de données de sortie pixélique. Les méthodes pixelliques peut être sa deuxième désignation dans la littérature [179]. Les méthodes de pré-classification peuvent transformer ou simplifier les données d'origine avant de créer une carte de changement, basant sur la spécification d'un seuil de changement. Ce seuil est défini par l'analyste utilisant uniquement des connaissances a priori, ou en basant sur les valeurs de sortie de l'algorithme appliqué initialement via un processus itératif ou automatisé, pour juger si un changement s'est produit [7]. Les opérations courantes de pré-classification qui reposent sur des seuils de changement sont des méthodes basées sur l'algèbre d'images ou la statistique comprennent : la différenciation des images, l'analyse de régression, le rationnement simple (le rapport des images), la différenciation des indices de végétation, l'analyse en composantes principales (ACP) et l'analyse des vecteurs de changement (CVA) ([159]; [180]; [181]).

Leur but est l'évaluation des différences quantitatives au fil du temps. Cette évaluation a une limite sur la capacité de développement quand l'alignement géométrique et radiométrique entre les dates d'images peut être difficile, voire impossible à réaliser [24]. Ces techniques ont l'avantage d'être généralement plus précises dans l'identification des zones de changement spectral [88]. En particulier, elles sont particulièrement robustes pour mesurer les changements au niveau des catégories et du paysage, comme dans l'étude

sur la défoliation des forêts de Muchoney et Haack [106] et l'analyse du changement de la couverture terrestre par Lambin et Ehrlich [182], et l'estimation de la biomasse aérienne de l'herbe par Barrachina et al. [110], etc. Cependant, ces techniques nécessitent souvent une analyse supplémentaire pour caractériser la nature du changement spectral et nécessitent également une normalisation et un co-enregistrement d'images plus précis.

2.2. La détection des changements post-classification

La détection des changements de post-classification, également connue comme détection des changements catégoriques dans le temps est une technique basée sur la classification pour mesurer le changement détaillé, et peut-être la méthodologie la plus couramment adoptée dans les études de détection des changements qui peuvent impliquer à la fois le pixel et l'objet. Cependant, elle est principalement basée sur la comparaison des pixels des images multi-temporelles (pour la même zone à deux périodes différentes) préalablement classifiées et identifiées à partir de groupes de pixels contigus, afin de fournir une carte thématique détaillée sur la nature des changements de couverture terrestre comme données de sortie. Par conséquent, elle nécessite une étape de classification avant l'application de détection de changement). Plus précisément, nous supposons deux images couvrant la même scène, prises à deux moments différents (multi-temporelle) avec les mêmes conditions d'acquisition (Figure 2.1). Pour entreprendre un ou plusieurs processus de détection de changement de post-classification, chaque image originale devrait être classifiée séparément au préalable par thèmes présents dans chaque image, en utilisant un ou plusieurs processus de classification basé sur pixel, décrit dans le chapitre suivant (tel que les classificateurs supervisés ou non-supervisés), pour affecter chaque position de pixel à une catégorie et produire une série de catégories thématiques de couverture terrestre [183] (par exemple, urbain, développé, prairie, forêt) pour chaque image multi temporelle. Ces cartes thématiques seront ensuite comparées entre elles (pixel par pixel) par une ou plusieurs méthodes de détection des changements de post classification pour produire en sortie une carte des changements thématiques. Ce classificateur peut être considéré comme une opération de base qui est appliquée sur les données originales d'entrée (pixels) d'une image afin d'avoir en sortie de cette opération des cartes thématiques générées (classées) qui peuvent être considérées comme unité

d'analyse de base pour effectuer une comparaison à base des méthodes de détection des changements de post classification pour déterminer le changement [158].

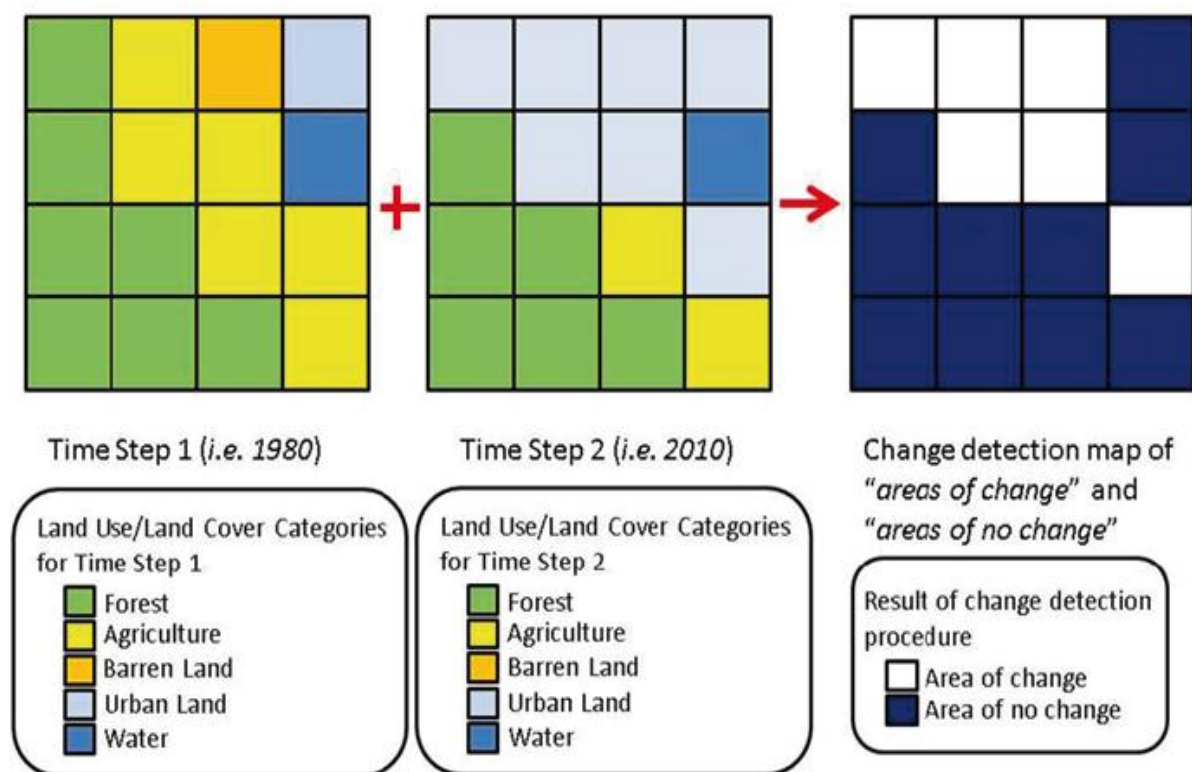


Figure 2.1: Détection de changement post-classification entre la capture de temps 1 et de temps 2. [7]

Parmi les méthodes reposant sur cette technique, on trouve : l'algorithme de maximisation des attentes (espérance-maximisation **EM**), les Réseaux de neurones artificiels (**ANN**), la détection de changement non supervisée, l'Arbres de décision (Décision trees) [184].

Les avantages des méthodes de détection des changements post-classification sont : la simplicité, les détails de changement générés, la réduction des impacts des différences atmosphériques, sensorielles (capteurs) et environnementales entre les images multi-temporelles en identifiant des valeurs de caractéristiques inhabituellement élevées qui peuvent résulter de ces conditions [7]. Par conséquent, La détection des changements post-classification est une procédure très populaire par rapport aux méthodes de pré-classification [24]. Néanmoins, elle présente un inconvénient majeur de requérir un traitement (classification) au préalable de chaque image, nécessitant beaucoup de temps et d'expertise, et par conséquent le problème de l'erreur de classification peut parvenir [179].

Notamment, l'erreur dans la carte de changement finale est amplifiée par l'erreur de classification. Cependant, il est important de minimiser l'erreur de classification de chaque image d'entrée. Sachant que, l'erreur de détection de changement, due à un mauvais repérage d'image, est un problème particulier avec les données à haute résolution spatiale [185]. De ce fait, la précision finale dépend de la précision de classification individuelle des images multi-temporelles. Cette technique est largement utilisée dans des Systèmes d'Information Géographique (*SIG*).

2. 3. La détection des changements basée sur les objets (Comparaison d'objets)

Contrairement à la détection de changement post- classification qui nécessite une comparaison sur des pixels préalablement classifiés, la DC basée sur les objets nécessite une comparaison sur des informations spectrales des objets préalablement définies et classifiées (par exemple la texture de l'image et la géométrie).

Plus précisément, on cherche avec ces techniques :

- d'extraire et d'identifier des objets correspondants pour chaque image multi-temporelle à l'aide d'un algorithme de segmentation.
- Ensuite classifier ces objets obtenus à l'aide d'un algorithme de classification.
- Et finalement, comparez les objets classifiés des deux images multi-temporelles à l'aide d'une ou plusieurs méthodes de détection des changements par objet pour obtenir les informations des changements thématiques, géométriques et/ou topologiques ([174]; [134]; [152]; [158]; [169]; [163]).

Pour cette technique, une mauvaise segmentation et/ou classification (nombre de pixels isolés) [179] peut entraîner des résultats de changement incorrects, sachant, qu'il existe une difficulté à rechercher des objets spatialement correspondants dans des images multi-temporelles. Par conséquent, la précision de la détection des changements dans cette méthode dépend de la précision de la classification, où elle-même dépendra de la précision de la segmentation.

2.4. La détection de changement fondé sur le calcul flou

La méthode de détection du changement par le calcul flou « *Fuzzy change detection* » fait partie des méthodes avancées. Les résultats du raisonnement flou ne sont pas discrets et précis, mais ils appartiennent à une classe probabiliste. L'appartenance floue diffère de l'interprétation probabiliste car l'ensemble flou est défini par une fonction d'appartenance (degré d'appartenance) et la classe avec la probabilité la plus élevée est interprétée comme une classe réelle. Cette class peut fournir une représentation plus appropriée qu'une classification conventionnelle. Néanmoins, l'étiquetage du changement dans une matrice de nombreuses classes de chevauchement peut être difficile ou non informative. Une comparaison post-classification peut ensuite être appliquée pour mesurer le changement [169]. D'autres exemples de telles techniques incomplètement spécifiées comprennent l'analyse de trajectoire temporelle et la détection de changement hybride.

2.5. La détection des changements Hybride

Des approches hybridées sont des méthodologies plus avancées d'analyse des changements, et elles sont récemment développées en réponse à des problèmes spécifiques à un domaine de recherche plus particuliers. Ces approches se basent sur l'utilisation de plusieurs étapes et/ou plusieurs méthodes de comparaison (comme par Bruzzone, Prieto 2000[186]; Nordberg, Evertson 2005[187], Ouma, Tateishi 2005[188]) pour localiser les éléments modifiés [164]. De même, elles peuvent être suivies des classifications pour identifier les catégories de changement [52]. Certaines approches de détection des changements peuvent être hybridées par l'utilisation du pixel et de l'objet comme unité d'analyse [158]. Cette méthode exclut les pixels inchangés de la classification pour réduire les erreurs de classification. Néanmoins, elle nécessite la sélection de seuils pour mettre en œuvre la classification; et elle est assez compliquée pour identifier les trajectoires de changement.

En revanche, il existe d'autres méthodes d'analyse des changements par la télédétection plus avancées et qui sont décrites dans la littérature par différentes revues ([167]; [88]; [176]; [152]; [159]; [140]; [158]; [169]; [157]; [164]; [6]). Parmi elles on peut citer : les modèles statistiques, l'analyse spatiale, les métriques texturales, l'apprentissage

automatique (comme les réseaux de neurones artificiels, la machine à vecteurs de support, l'arbre de décision), etc.

On résume, sous forme de tableau (Tableau 2.1), la description d'un certain nombre de ces techniques de DC présentées dans la littérature.

Tableau 2.1 : les opérations de DC

Méthode DC	Catégorie	données d'entrée	Données en sortie	Comparaison et analyse	Limite / Inconvénients	Aventages	image	domaine	Exemple dans la littérature
Différenciation d'images	comparaison directe / algèbre / pré-classification	pixels	Binaire	Soustrait les valeurs DN des pixels de l'image de première date des valeurs DN de pixels d'image de deuxième date. Extraire un seuil pour déterminer le changement.	devient légèrement plus compliquée lors de l'utilisation de plusieurs bandes, au lieu de bandes uniques, en raison de la difficulté d'interprétation des couleurs de composites fausses couleurs multi-bandes. Pas de matrices complètes d'informations sur les changements Sélection de seuil optimal La valeur de la différence est absolue.	les plus couramment appliquées, extrêmement simple, le plus direct, Résultats faciles à interpréter Efficace dans sa capacité à détecter les changements dans un environnement urbain.			[170] [167]
							Landsat	forêt	[146]
								Wetlands	[189]
Rapport d'images	comparaison directe/ algèbre/ pré-classification	Pixels	Binaire	Rapport d'image de deux dates, bande par bande Extraire un seuil pour déterminer le changement.	La distribution non normale du résultat est souvent critiquée Pas d'informations complètes sur les changements	minimiser l'effet diffusé (y compris les impacts de l'angle du soleil, de l'ombre et l'impact topographique) dans le processus de détection de changement.			[191] [167]
							ERS-1 SAR	forêt	[49]
							Shuttle Imaging Radar	Agriculture	[48]
							ERS, ASAR et PALSAR	Urbaine	[50]

Analyse de régression	comparaison directe/ algèbre/ pré-classification	Pixels	Binaire	calculer une combinaison linéaire pour le temps 2, pour chaque pixel, de la valeur correspondante de la période de temps 1 pour obtenir une image régressée. Soustraire l'image régressée de l'image de la période 1 pour obtenir une image de changement. Extraire un seuil pour déterminer le changement.	Nécessité de développer des fonctions de régression précises pour les bandes sélectionnées avant de mettre en œuvre la détection des changements Il est mieux adapté pour mesurer la conversion d'un type à l'autre et médiocre pour détecter des changements subtils	Réduit les effets des impacts des différences conditions atmosphériques, du capteur et de l'environnement entre les images (des angles du soleil)			[192]
Différenciation de l'indice de végétation (NDVI)	transformation / algèbre/ pré-classification	pixels Multi-spectral	Binaire	Produit l'indice de végétation séparément pour chaque période de temps Estime la vitalité de la végétation pour chaque pixel, en exploitant l'écart connu de réflectance de la végétation entre les canaux visible et proche infrarouge réfléchi par la végétation. Puis soustrait une image d'indice de végétation de l'autre (pixel/pixel). Le NDVI est calculé comme un rapport normalisé (allant de -1 à 1) de la bande rouge au proche infrarouge (NIR) et met l'accent sur la végétation apparente. Extraire un seuil pour déterminer le changement.	Améliore le bruit aléatoire ou le bruit de cohérence	Souligne les différences dans la réponse spectrale des différentes caractéristiques et réduit les impacts des effets topographiques et de l'éclairage			[193] [10] [108] [109] [11] [152] [180] [88]
							Landsat	couverture terrestre	[194]
								Forêt	[195]

Analyse vectorielle (CHANGE VECTOR ANALYSIS) (CVA)	transformation / algèbre/ pré-classification	Raster Multi-spectral / pixels	objet	Génère deux sorties: (1) un vecteur de changement spectral qui décrit la direction et l'amplitude du changement de la première à la deuxième date, est déterminé en soustrayant les vecteurs créés à partir de toutes les bandes pour chaque position de pixel (Pour chaque période de temps) ; (2) une amplitude de changement total par pixel est calculée en déterminant la distance euclidienne entre les points d'extrémité à travers un espace de changement à n dimensions;	Difficile d'identifier les trajectoires de changement de la couverture terrestre. Exiger strictement les données de télédétection acquises à partir de la même période phonologique.	Possibilité de traiter n'importe quel nombre de bandes spectrales souhaitées. Produire des informations détaillées sur la détection des changements. Bénéfique lorsque: (a) soit le changement d'intérêt et sa manifestation spectrale ne sont pas bien connus, (b) le changement d'intérêt est connu ou présente une variabilité spectrale élevée, et (c) même si les changements dans le type et l'état de la couverture terrestre peut être intéressant			[196] [197] [181] [156]
							Landsat	Forêt et couverture terrestre	[198]
								Aride végétation	[199]
		Landsat, Sentinel-1, Sentinel-2	Forêt	[200]					
Analyse en composantes principales (ACP)	transformation / statistique/ pré-classification	Raster Multi-spectral/ pixels	Binaire	L'orthogonalisation d'un ensemble de données multi-date basé sur la transformation de toutes les bandes en composantes principales. Suppose que les données multi-temporelles sont fortement corrélées et que les informations de changement peuvent être mises en évidence dans les nouveaux composants. Deux façons d'appliquer l'ACP pour la détection de changement sont: (1) mettre	Peut être difficile à interpréter et à étiqueter pour différentes dates dépendant de la scène. Il ne peut pas fournir une matrice complète des informations de classe de changement. La nature statistique de l'ACP détermine que les zones de forte variance. Lorsque les conditions générales d'illumination des images varient, alors elle atteint rapidement ses limites Elle est limitée dans son application à différents moments	Largement utilisée. Réduit la redondance des données entre les bandes avec une perte relativement mineure du contenu global des informations, et met l'accent sur différentes informations dans les composants dérivés. L'ACP était beaucoup plus précise que les techniques de post-classification.			[201] [10]
							Landsat	Urbaine	[97]
								Wetland	[202]
							Sentinel-2	Insecte infestation	[203]
								Glissement de terrain	[204]
		Landsat and SPOT HRV	Urbaine	[90]					

				deux ou plusieurs dates d'images dans un seul fichier, puis effectuer une ACP et analyser les images des composants mineurs pour les informations de changement; et (2) effectuer l'ACP séparément, puis soustraire l'image PC de la deuxième date de l'image PC correspondante de la première date. Nécessite la détermination de seuils pour identifier les zones de changement.	et différents domaines. Ne différencie pas les types de changement; il rend plutôt compte des domaines qui ont changé				
L'analyse composite (AC)				Cette approche implique la composition de toutes les bandes souhaitées dans une pile de couches à plusieurs dates (la pile de couches peut contenir des données d'image brutes ou améliorées).	les classes sans changement peuvent masquer la variance statistique des classes de changement.	souvent utilisée			[30]
Analyse de texture	Transformation	Raster/pixels		Calculer les caractéristiques de texture pour chaque image (par exemple en utilisant des statistiques de matrice de co-occurrence de niveau de gris). Comparez les caractéristiques texturales des deux images pour obtenir le changement.	Dépend de la taille de la fenêtre	Explication statistique de la distribution spatiale des pixels de l'image Les colonies ont une valeur de texture plus élevée que les zones non-coloniales Mesurer la fréquence relative de la contiguïté spatiale			[205] [153] [133] [73] [206]

<p>Arbres de décision (Decision trees)</p>	<p>Apprentissage automatique/ post-classification</p>	<p>Raster / pixels avec des classes de changement étiquetées</p>	<p>Binaire/objet</p>	<p>Créer un arbre de décision à partir des données de formation (dans la phase d'apprentissage) pour fournir un ensemble de règles. Chaque nœud de l'arbre représente un test sur les valeurs des pixels, chaque branche représente un résultat du test et les feuilles de l'arbre représentent les classes de changement. Utiliser l'ensemble de règles pour détecter la modification de nouveaux ensembles de données.</p>	<p>Sensibles à la qualité des données d'entraînement et au nombre d'échantillons d'entraînement par classe, qui peuvent être «surentraînés» de sorte que le modèle ne s'applique pas aux ensembles de données d'autres zones ou périodes de temps Ne cherche pas un ajustement optimal Peut devenir beaucoup plus grande et rendre son interprétation difficile</p>	<p>Non paramétrique et aucune hypothèse sur la distribution des données Peut fournir un ensemble de règles pour les classes de changement et sans changement</p>			<p>[184] [207]</p>
<p>Objet direct (Direct-object)</p>	<p>comparaison directe / Comparaison d'objet</p>	<p>Raster / Objet</p>	<p>Binaire</p>	<p>Extraire des objets à partir de chaque image à l'aide d'un algorithme de segmentation Calculer les propriétés géométriques/spectrales de chaque objet. Identifiez et comparez les propriétés d'objet des deux images pour obtenir le changement.</p>	<p>Dépend de la précision de la segmentation Difficulté à rechercher des objets spatialement correspondants dans des images multi-temporelles Sélection de seuil approprié lors de la comparaison d'objets en fonction à la fois de la géométrie et des caractéristiques spectrales ou extraites</p>	<p>Facilité de mise en œuvre Les objets de l'image ont les mêmes propriétés géométriques à deux moments Modifier les propriétés géométriques (paramètres de forme, c'est-à-dire longueur de la bordure, taille) Changement par caractéristiques spectrales ou extraites (texture) Intégration facile au SIG</p>			<p>[208] [163]</p>

Réseaux de neurones artificiels (ANN)	supervisée / Apprentissage automatique (Deep-learning)		Construisent un modèle de détection de changement dans la phase d'apprentissage à l'aide du jeu de données d'entraînement, puis appliquent ce modèle directement dans l'étape de détection de changement. L'entrée utilisée pour former le réseau neuronal est la donnée spectrale de la période de changement. Un algorithme de rétropropagation est souvent utilisé pour former le modèle de réseau neuronal multicouche.	La nature des couches cachées dans ANN n'est pas connue correctement; un long temps de formation est nécessaire. la quantité de données d'apprentissage utilisées est souvent sensible pour l'enseignement du réseau. Les fonctions ANN ne sont pas courantes dans les logiciels de traitement d'images.	ANN est un algorithme supervisée non paramétrique. Capacité d'estimation des propriétés des données en fonction des échantillons d'apprentissage			[170] [156]
						aérienne	urbaine et rural	[209]
						Multi-spectrales		[210]
						moyenne résolution n Landsat		[211]

3. Problématique et choix des techniques :

Les problèmes auxquels la DC peut être appliquée sont nombreux et divers regroupant des domaines aussi variés. De nombreuses approches méthodologiques importantes et récentes dans la problématique se sont introduites afin de tenter de résoudre des problèmes fondamentaux ou après différentes catastrophes naturelles dans le monde (après des tremblements de terre) pour l'évaluation des dommages plutôt que sur un objectif particulier [5]. Vu que l'application de DC qui présente l'identification des tendances générales peut utiliser des approches assez simples qui résument les résultats des changements, plutôt qu'une application qui présente des informations de modification détaillées sur des objets individuels, nécessitera probablement un traitement plus avancé et plus exigeant en termes de calcul [6]. Pour cela l'analyste doit choisir les techniques et méthodes de détection de changement appropriés en vison plusieurs critères.

3.1. Critères de choix des techniques :

Cette étude vise à comparer l'efficacité des techniques de détection des changements. Mais des critères extrêmement importantes doivent être abordées avant qu'une technique/méthode sera choisie. Alors, en choisira les techniques et leur méthodes en prenant compte de ces critères et de l'objectif du projet. Initialement on commence par le choix de la technique avant le choix de la méthode (l'opération de comparaison), pour prendre une décision sur la façon d'avoir surtout les données de sortie voulues à la sortie de l'application.

- a) On pourra choisir la technique en visant les critères suivants :
 - 1) l'unité d'analyse d'entrée : ce critère nécessite les ensembles de données de télédétection d'origine utilisés comme entrées pour la détection des changements. Ce qui est déjà décrit et discuté dans le chapitre 1 pour en examiner en détail les différents types et caractéristiques possibles des données d'entrée utilisées dans l'application de DC.
 - 2) l'unité d'analyse de sortie, si par exemple l'analyste veut en sortie une carte thématique de couverture terrestre (par exemple, urbaine, développée,

prairie, forêt) par pixel, alors elle doit utiliser une technique de détection de changement post-classification, et pour une sortie en objet elle choisira une technique de détection de changement basée sur les objets [163], et si la sortie peut être en pixel, elle peut appliquer une technique de pré-classification. Il est nécessaire donc de choisir le bon algorithme qui extrait l'information de sortie souhaitée pour répondre aux objectifs de l'étude. Sachant qu'un simple changement binaire par rapport à l'absence de changement est souvent décrit comme suffisant pour toute étude [169].

- 3) **Ordre des opérations** : c'est de choisir une technique qui adopte un certain ordre dans lequel les opérations sont effectuées. Par exemple, la détection des changements de post classification nécessite avant d'appliquer une opération de détection des changements, une ou plusieurs opérations de classification. Li, Sui et Xiac [176] décrit les méthodes par l'ordre d'exécution de leurs opérations. Ou même que l'analyste peut prendre une décision sur l'ordre des opérations.
- b) **Choix de la méthode (opération de comparaison) dépendant de la technique choisie, en vision les critères suivants** :
- 1) **la résolution temporelle** : Ce critère fait référence au nombre des ensembles de données temporelles utilisés comme entrée de la technique de détection des changements. Il peut représenter seulement deux époques (bi-temporelles) ou une série d'époques (multi-temporelles). Donc il existe des méthodes qui sont lourdes à implémenter si le nombre d'époques est plus que deux, alors il faut entreprendre ce critère pour le choix de la méthode. En voyant par exemple les méthodes décrites par Coppin et al. [140], où il décrit les méthodes par cette catégorie comme principale distinction.
 - 2) **le niveau de précision requis**, se qui peut influencer le choix des données d'entrée et de référence, ainsi que les opérations, dans les étapes de calcul de l'application de DC. En générale, tous projet qui nécessite des exigences de précision spécifique, doit choisir les méthodes appropriées pour que les résultats soient aussi précis que possible.

- 3) Identification des changements ciblés: ce critère a un pouvoir important sur le choix de la méthode, puisqu'il cible les changements dans des objets précis dans la scène. Par exemple, une étude pourrait essayer d'identifier les changements dans les bâtiments, les changements dans les zones végétales. Les méthodes décrivant les changements dans une cible précise dans la scène sont décrites par Jung [152].
- 4) modélisation des opérations de base utilisées dans une technique de DC, comme par exemple des opérations de calculs, algorithmes mathématiques, statistiques, logiques, ou des Méthodes d'apprentissage automatique (les réseaux de neurones artificiels, Arbres de décision), et les utiliser comme des opérations pour l'étape de post-traitement. En outre, ces opérations peuvent nécessiter une étape de traitement en appliquant d'autres opérations pour l'interprétation des changements résultants de ces méthodes. [6]

En fait, pour le choix de la technique et la méthode (opération de comparaison) en prenant compte de ces critères, divers méthodes sont décrit dans la littérature ([51]; [163]; [52]; [164]). Cependant, si l'un de ces critères n'est pas pris en considération pour le choix de la technique et la méthode par l'analyste, alors la réalisation de l'application risque d'être mauvaise. En outre, certaines autres techniques fusionnent plus d'une méthode de détection de changement pour extraire de manière complémentaire leurs informations de détection de changement et obtenir une carte de détection de changement améliorée ([212]; [213]; [214]; [215]; [216]). Pour cela, l'analyste peut choisir plusieurs techniques et plusieurs méthodes qui peuvent être exécutées en parallèles, et en fonction de ces critères, des objectifs thématiques de son projet, et aussi en fonction des limites et avantages des techniques et méthodes décrits dans la Section 2 et le Tableau 2.1 de ce chapitre.

Après la sélection des types de donnée pris dans le chapitre 1, pour la réalisation de notre application, on aura besoin maintenant de choisir des techniques et méthodes, en fonction de notre objectif concernant la détection de changement irréversible et des critères mentionnés dans la section précédente. Sur la base de notre analyse approfondie des différentes techniques présentées ci-dessus, nous voulons identifier quelques techniques,

les plus simples, pour analyser nos données et réduire la complexité de l'application. Par conséquent, nous avons sélectionné la technique de pré-classification, puisque on n'aura pas besoin d'une carte thématique, on aura besoin juste d'une carte de changement et non-changement de n'importe qu'elle objet en ignorant les changements réversibles en général. Cette technique est généralement plus précise dans l'identification des zones de changement spectral [88]. En particulier, elle est robuste pour mesurer les changements au niveau des catégories et du paysage ([106]; [182]).

Cependant, après une étude globale sur de nombreux papiers, nous avons décidés de choisir de cette technique des méthodes statistiques simples et couramment utilisées pour de nombreux aspects de l'analyse d'images de télédétection, en raison des images de meilleure qualité et de la résolution spatiale très élevée, et en prenant compte de l'apparence de la couverture nuageuse dans la majorité des images de télédétection. Les applications pourront avoir plusieurs méthodes modélisées, deux méthodes spécifiques sont sélectionnées pour le travail de cette thèse, qui sont les méthodes statistiques basée sur le Pourcentage de Différence PD et l'Analyse de Composantes Principales (ACP) ([170]; [217]; [156]).

Où la méthode ACP est une méthode d'analyse statistique largement utilisée pour classer les changements dans une zone d'étude [218]. Et elle est couramment utilisée dans divers aspects, tel que l'estimation des dimensions sous-jacentes des données télédéteectées, l'amélioration des données pour les études géologiques et la détection des changements de la couverture terrestre ([219]; [217]; [156]). Elle a été développée par Karl Pearson [220] et Harold Hotelling [221]. Elle est classée par Celik [170] et Wu et al. [156] comme une opération d'apprentissage non supervisée. Et par Lu et al. [159]; Bovolo et Bruzzone [181] et Tamilenth S. et Baskaran [10] comme une opération de prés-classification. Et aussi désignée comme une opération pixelliques par Alexandre Fournier [179]. Une large revue de la littérature a montré que cette méthode est la plus puissante et la plus utilisée dans la détection de nombreux changements ([217]; [156]). Sachant que son avantage principal, est qu'elle entraîne une réduction de la dimensionnalité de l'ensemble des données (c'est-à-dire qu'un grand ensemble de données est compressé en un nombre limité de composants) avec une perte relativement mineure de même que cette méthode est beaucoup plus précise que les méthodes de post-classification, elle est donc conseillée

comme une méthode précise pour détecter les changements d'affectation des terres [97], et son seul inconvénient, est qu'elle peut être difficile à interpréter, et elle est limitée dans son application à différents moments et à différents domaines.

Cependant, divers chercheurs ont implémenté la méthode ACP dans leur application de DC, en ne prenant en compte que l'apparence de la couverture nuageuse qui est un problème dans de nombreux papiers parce qu'elle ne présente pas un changement réel.

Et la deuxième méthode choisie, qui est PD est une méthode extrêmement simple et plus traditionnelle par laquelle l'extraction des cartes de changement est effectuée. Elle calcule la quantité de changement en se basant sur la simple différence d'intensité entre deux instants différents. Ces méthodes basées sur la PD, comme celles décrites dans ([222]; [169]), sont plus simples à mettre en œuvre. Elle permet de distinguer les changements intervenus dans des zones d'ombre ou la luminosité moyenne est plus faible.

3.2. Structure pour la réalisation d'une application de détection des changements

Etant donné que la DC à partir des données de télédétection est en soi un problème difficile, la réalisation des processus d'application de DC à partir des données de télédétection sont généralement complexes; puisqu'elles comprennent explicitement ou implicitement plusieurs opérations de base. Par exemple, l'amélioration des images (prétraitement) est une opération de base pour rendre les données d'entrée prêtes à l'emploi en fonction de l'objectif du projet. Cependant, une application de détection de changement par télédétection est définie comme un ensemble d'opérations de base appliquées sur les unités d'analyse (pixels/objets) de deux ou plusieurs données multi-temporelles de télédétection représentant la même zone géographique [6]. Notamment, après que nous avons constaté que la réalisation d'une application de détection des changements était complexe à analyser car elle était liée à de nombreuses opérations et décisions. Le chercheur ou l'analyste a besoin d'une structure méthodologique complète ([51]; [174]), pour guider les projets de détection des changements par télédétection, et qui peut réduire la complexité et regrouper toutes les opérations et décisions impliquées préalablement pour la réalisation d'une application de DC.

Notamment que, ces opérations de base peuvent être réalisées en trois principales étapes après l'étape de sélection des données, qui sont: prétraitement, traitement, post-traitement, pour atteindre le but de réaliser et d'exécuter une application de détection des changements tel que présenté à la Figure 2.2.

Les étapes d'exécution d'une application de DC sont décrites come suit :

- **Étape de prétraitement** : consiste à rendre les données d'entrée prêtes à l'emploi. Sachant que, généralement les données d'entrée brutes sont livrées avec présence de bruit, de distorsions ou d'autres problèmes de qualité, elles doivent être analysées préalablement par des méthodes de prétraitement.
- **Étape de traitement** : consiste à améliorer ou interpréter les données par la production des connaissances auxiliaires qui peuvent être exploitées pour la DC. Cette étape peut être classée comme deuxième et/ou dernière étape, elle peut être comme deuxième si notre technique nécessite l'utilisation de données déjà traitées (améliorées). Plus précisément, elle peut classer ou fusionner les données d'origine pour une amélioration à la place ou en plus des données d'entrée d'origine. Et il est possible aussi de la considérer comme dernière étape si notre technique nécessite une précision (interprétation) des résultats de DC. Plus précisément, c'est d'extraire et classer ou fusionner les résultats déjà traités (les changements analysés) par une ou plusieurs méthodes de détection des changements (méthodes de comparaison effectuée en avance par le troisième point qui est le post traitement) afin d'extraire la carte de changement finale.
- **Post-traitement** : consiste à la comparaison et l'analyse des changements (extraction d'informations) par une ou plusieurs méthodes de détection (d'analyse) des changements appliquées sur les données d'origine et / ou données prétraitées et / ou traitées. Elle peut être aussi classée comme deuxième ou dernière étape dépendant de la technique de DC sélectionnée.

Ces étapes varient d'une image à l'autre pour plusieurs raisons (le format et l'état initial de l'image, les informations d'intérêt, la composition des éléments de la scène, etc.), et elles

sont exécutées dans un certain ordre dépendant des critères choisis et des décisions (sélection des données, techniques, méthodes et outils de traitement/prétraitement) influencées à l'intérieur de chaque étape afin de rendre le projet réalisable. Donc une application de détection de changement peut avoir plusieurs chemins d'exécution différents.

Sur la base de la discussion ci-dessus, notre analyse montre que la plupart des techniques peuvent être définies en fonction de ces trois principales étapes. En outre, nous proposons dans la Figure 2.2 une structure complète pour la réalisation de n'importe quelle application de détection des changements à partir des données de télédétection.

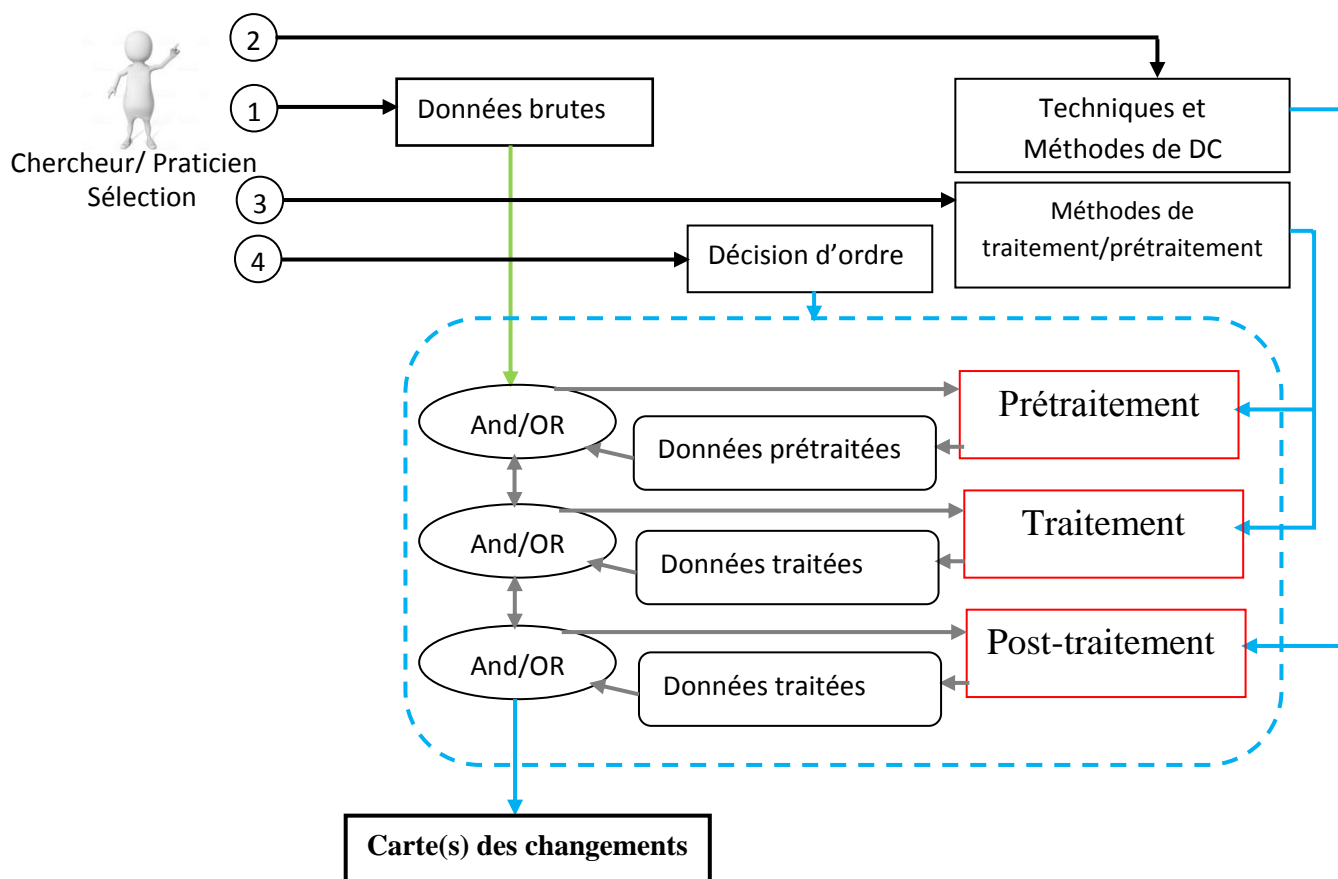


Figure 2.2 : Structure méthodologique pour la réalisation d'une application de détection de changement.

Cette structure conceptuelle intégrée est pour guider et réduire la complexité de la réalisation d'une application de DC de télédétection en spécifiant les étapes conceptuelles (méthodologique) de base. En revanche, d'après cette structure, on résume qu'il existe quatre importantes aspects décisionnels par l'analyste pour la réalisation d'une application de DC, et qu'ils sont successivement: le choix des données appropriées, le choix de la technique de détection des changements pour prendre des décision sur l'ordre approprié à l'intérieur d'une application, le choix des outils et méthodes (de traitement, de prétraitement et de post-traitement) appropriées, et finalement l'évaluation des résultats. Ces aspects sont extrêmement importants pour la réalisation de l'application. L'application sera mauvaise si l'analyste ne prends pas en considération les critères de base d'au moins un de ces aspects. Pour surmonter le pourcentage de réussite de la réalisation de l'application, l'analyste ou le chercheur doit prendre en charge tous les critères de ces aspects. Pour avoir une application de détection de changement automatisée, l'intervention du chercheur ou l'analyste sera uniquement sur ces quatre décisions de sélection (1 ,2 ,3 ,4) mentionnées dans la structure, et elle doit être prise avant l'exécution de l'application. En outre, l'analyste peut choisir plusieurs techniques et plusieurs méthodes, à l'intérieur de chaque étape, qui peuvent être exécutées en parallèles.

Suite à cette description générale de la structure proposée, on peut définir l'application de DC de télédétection comme un ensemble de décisions et d'étapes ordonnées décrivant la conception et l'exécution.

Conclusion

Les méthodes de DC sont assez variées et dépendent très souvent à des applications pratiques (militaire, surveillance urbaine, surveillance des parcelles agricoles, etc.). Par ailleurs, les meilleurs résultats sont souvent obtenus en faisant des hypothèses assez fines sur le problème étudié. Nous avons présenté dans ce chapitre quelques-uns des nombreux outils de post-traitement (techniques de DC) de données actuellement utilisés dans le domaine de DC de télédétection, où on peut distinguer des grandes familles de méthodes. En outre, une description des critères de base pour la sélection des techniques et méthodes appropriées. En revanche, on a proposé à la fin de ce chapitre une structure décrivant les

décisions et les étapes ordonnées pour la réalisation d'une application de détection des changements. Cette structure proposées guide et clarifie ce domaine aux débutants.

Après la sélection des techniques et méthodes de détection des changements, le chercheur maintenant a la possibilité de prendre des décisions sur les outils de traitement et de pré-traitement nécessaire en fonction des données, techniques et méthodes sélectionnés. Ces outils seront décrits dans le chapitre suivant.

Chapitre3

Outils de prétraitement et de traitement des données de télédétection

Introduction

Une fois que le choix de catégorie des méthodes de détection des changements est déterminé, l'analyste devra prendre des décisions sur les exigences de prétraitement et traitement des données d'entrée ou de sortie afin de détecter et / ou classifier les changements ou pour préparer les meilleures données d'entrée possibles pour l'étape de post-traitement d'image réelle. Cela peut impliquer les opérations de prétraitement et traitement d'images incluent la correction géométrique, la correction ou la normalisation radiométrique des données, la fusion de données, la classification des images et l'interprétation du changement [218]. Ces opérations servent essentiellement l'un des deux objectifs suivants: (1) minimiser les distorsions et / ou les erreurs dans les images qui pourraient empêcher la réussite de l'application de DC; ou (2) pour extraire ou améliorer les informations les plus critiques des images ou de leurs résultats, rendant ainsi la DC plus simple.

Dans ce chapitre, nous discuterons les principaux problèmes liés à la détection des changements à l'aide des données de télédétection, y compris les techniques de base qui sont généralement utilisées pour le prétraitement et le traitement des données de télédétection.

1. Prétraitement

Avant de mettre en œuvre l'analyse de DC, les images (données) brutes nécessitent généralement une étape fondamentale de préparation (prétraitement). Cette étape comprend toutes les opérations de base, appliquées aux ensembles de données d'entrée pour les rendre prêtes à l'emploi, comprennent les corrections radiométriques et les corrections géométriques. Notamment, un ensemble de données peut être soumis à une série d'opérations de prétraitement séquentielles ou simultanées. Dans cette étape l'analyste devra prendre en compte des paramètres tels que l'objectif et la zone géographique concernée.

1.1. Correction géométrique

Toute correction d'enregistrement géométrique (**le recalage**) des données de télédétection multi-temporelles est un élément de prétraitement de DC très essentiel et nécessaire, qui peut supprimer ou réduire les erreurs de distorsions affectant un changement des coordonnées de l'emplacement des pixels dans les données de télédétection capturées. Les distorsions sont généralement causées par des facteurs dues à : des dysfonctionnements du capteur, des variations d'altitude et d'attitude suivant la position ou la nature du capteur, les variations de la vitesse de balayage du miroir, les distorsions panoramiques, les variations de la vitesse de la plate-forme ou les distorsions dues à la courbure de la Terre. Presque toutes les distorsions sont souvent déjà été supprimées dans les données disponibles dans le commerce, reste que la correspondance géographique des données (multi-temporelle) spatiales existantes, comme le cas de la deuxième série de données utilisées dans notre partie expérimentale (les données IKONOS). Les techniques les plus courantes, utilisées pour éliminer les distorsions restantes, sont la rectification image sur carte et l'enregistrement image sur image [7] de télédétection utilisés pour la détection des changements.

La rectification géométrique est un processus par lequel des pixels dans une image sont enregistrés aux pixels correspondants sur une autre image de référence qui a déjà été rectifiée afin d'aligner les pixels du même emplacement dans différentes images sur les mêmes coordonnées. Cela se fait en appliquant deux étapes. La première est la recherche

et la sélection manuelle ou automatique des points de contrôle « *GCP* » (*Ground Control Points*), correspondant à la même localisation sur les deux images. Ensuite, on effectue une rectification géométrique de l'image en appliquant une méthode de recalage qui a un but de placer les éléments d'image dans leurs positions planimétriques (x et y) appropriées, en se basant sur les points de contrôle *GCP* sélectionnés, en correspondant à l'image de référence afin d'aligner l'image cible avec la référence. Tout simplement, la rectification géométrique est la mise en correspondance géométrique d'un couple ou d'une série d'images ([179] ; [159]; [223]).

Elle est également très courante avant toute analyse d'image pour avoir des données géométriques plus précises. En effet, il est possible que les erreurs d'enregistrement géométrique entre deux images soient interprétées comme un changement, conduisant à une surestimation du changement réel [224]. De même, une erreur de l'ordre d'un cinquième de pixel peut entraîner jusqu'à 10 % d'erreurs de DC [225]. Cette erreur peut être mesurée par l'erreur quadratique moyenne (RMSE), qui représente une mesure de l'écart des valeurs de coordonnées GCP corrigées par rapport aux GCP de référence d'origine utilisées pour développer le modèle de correction. Plusieurs auteurs recommandent une valeur RMSE maximale tolérable de $<0,5 \text{ pixel}$ [226], mais d'autres ont identifié des valeurs RMSE acceptables allant de $0,2 \text{ pixel}$ à $<0,1 \text{ pixel}$, selon le type de changement étudié [227].

La réalisation d'un recalage correct est un problème en soit. Cependant, diverses méthodologies ont été développées pour éliminer les effets d'un mauvais enregistrement sur la détection de changement d'image ([228]; [229]; [224]; [45] ; [230] ; [231]; [232]; [233]).

En ce qui concerne notre travail, le premier ensemble d'images (du satellite DEIMOS) aient fourni corrigé géométriquement, tandis que le deuxième ensemble d'images (du satellite IKONOS) à été corrigé à l'aide du logiciel ENVI, et les points de contrôle été placés manuellement, avec une erreur RMS de $0,48$.

1.2. Correction radiométrique et normalisation

Avant qu'une comparaison des données ne puisse être effectuée, les images satellitaires devraient passer par un processus de correction atmosphérique [3] (radiométriques) pour corriger, éliminer et normaliser les effets des erreurs de capteur et / ou des facteurs environnementaux, comprenant les variations des conditions d'éclairage solaire (due aux effets de la position saisonnière du Soleil par rapport à la Terre et aux variations saisonnières de la distance entre la Terre et le Soleil), la diffusion atmosphérique, l'absorption atmosphérique et les performances du détecteur qui entraînent des différences dans les valeurs de rayonnement [4]. En général, parmi les facteurs qui peuvent faire varier les radiométries, on peut citer les changements d'illumination. De plus, les effets saisonniers peuvent provoquer des différences importantes de luminosité des pixels [234] qui entraînent souvent des erreurs dans les produits de détection des changements [235].

Généralement, l'objectif principal de la plupart des études de détection des changements est de parvenir à une normalisation image-image (pour lier les valeurs spectrales des caractéristiques pseudo-invariantes dans l'image cible aux valeurs correspondantes de ces caractéristiques dans les images de référence via une régression linéaire), de sorte que les différences spatio-temporelles de luminosité globale de l'image ou les différences de nature des capteurs entre les différentes prises de vue n'érroignent pas les informations sur les changements de la couverture terrestre [236], et garantie que les valeurs spectrales d'une date sont comparables à d'autres dates. Il est donc essentiel que les radiométries des pixels correspondants soient cohérentes [179].

Tellement que la correction radiométrique est essentielle pour la qualité de la DC, plusieurs études portaient sur les algorithmes de normalisation atmosphérique avec des données multi-temporelles ([237]; [238]). Néanmoins, ces algorithmes sont souvent inadaptés pour éliminer la brume variant spatialement résultant des panaches de fumée ou du brouillard épais dans les données de télédétection acquises sur les zones naturelles et urbaines [239]. Pour cela, la plupart des analystes utilisent des jours pratiquement à plusieurs scènes et/ou sans nuages pour éviter les effets de la brume, de la couverture nuageuse et d'autres effets atmosphériques.

Dans notre travail, nous utilisons principalement une normalisation radiométrique afin de normaliser la luminosité globale des images et corriger les différences atmosphériques entre les dates pour garantir que les valeurs spectrales d'une date sont comparables à d'autres dates.

2. Traitement d'images : (amélioration de l'information)

Les images satellitaires qui ont subi un prétraitement sont alors prêtes à être traitées. Il existe de nombreuses procédures courantes qui peuvent être effectuées pour améliorer et interpréter ces images. Ces procédures comprennent toutes les opérations de base appliquées aux ensembles de données d'entrée (prétraités et /ou originaux) ou aux ensembles de données résultantes, afin de produire des données ou des connaissances auxiliaires. Par conséquent, cette étape, appelée l'étape de traitement, peut être appliquée avant ou après toute opération de post-traitement (c.-à-d. avant ou après l'application des méthodes de détection des changements). Cependant, ces traitements peuvent être classés en deux grandes catégories : la fusion (incluant la réduction, l'agrandissement d'image) et la classification (incluant l'extraction des classes et leur interprétation).

2.1. La fusion

Généralement, la fusion est un processus de combinaison des données de deux images ou plus issues de différentes résolutions spatiales, spectrales et / ou temporelles ([240]; [241]), pour former une nouvelle image en utilisant certains algorithmes [242].

Elle peut être effectuée par pixels, objets ou par décision pour la collection des résultats obtenus de différentes sources ou de différentes méthodes [241]. Par conséquent, l'objectif principal d'intégration des opérations de fusion à la détection de changement est d'améliorer l'analyse en utilisant des informations complémentaires [243].

Cependant, l'amélioration des applications de détection des changements nécessitent souvent de passer à l'étape de traitement impliquant des stratégies de fusion. Ces stratégies de fusion peuvent être impliquées dans deux cas ; la fusion des données avant l'étape de post-traitement pour combiner les différentes données de base, ou après, pour réunir les données résultantes.

- 1) Fusion des données de base: (Figure 3.1) de nombreuses techniques dans la littérature profitent de l'utilisation des données multi-temporelles de base provenant de plusieurs sources (multi-capteurs) [244] et/ou de différents formats (résolutions spatiale spectrale et radiométrique), afin d'améliorer la qualité de l'image traitée et obtenir plus d'informations détaillées. Par exemple : des combinaisons algébriques de certaines bandes par division, addition, soustraction ou multiplication peuvent conduire à une amélioration de l'information ; la fusion d'images multi-spectrales issues de différentes sources (Landsat TM, SPOTS, radar, SAR) pour améliorer la classification de la couverture terrestre ([77]; [134]) ; la fusion de LiDAR et d'imagerie aérienne pour l'identification et la délimitation automatisées des bâtiments [245]; la fusion de l'imagerie radar et l'imagerie hyper-spectrale du LiDAR pourrait être idéale pour déterminer les aspects de la structure forestière [47]. Néanmoins, la fusion des données en télédétection panoramique appelé la méthode de pan-sharpening (consiste à fusionner une image panchromatique PAN avec une image hyperspectrale ou multi-spectrale MS) est la plus utile, puisqu'elle permet la netteté et l'amélioration de la qualité spatiale des images MS par les images PAN qui correspondent à une résolution spatiale plus haute [246], cependant elle réunit toutes les caractéristiques des deux types d'image [247] et produit une image avec des résolutions spatiale et spectrale élevées. Par conséquent, pour combiner l'information de ces données de base, il est souvent nécessaire d'impliquer des stratégies de fusion dans les applications de détection des changements ([123]; [131]; [132]; [129]; [153]; [95]).

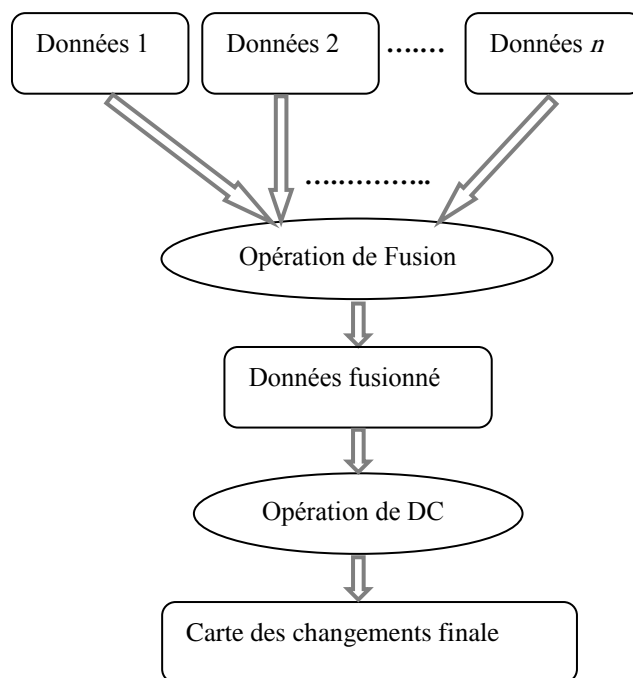


Figure 3.1: Structure méthodologique pour l'implication des opérations de fusion dans les applications de DC pour réunir les données de base.

- 2) Fusion des résultats : (Figure 3.2) d'autres chercheurs utilisent de nombreuses opérations de post-traitement (opérations de DC) dans leurs applications, et combinent leurs différents résultats dans une seule carte des changements finale améliorée. Par conséquent, ils nécessitent l'implication des stratégies de fusion dans leur application de DC (tel que : [212]; [213]; [214]; [215]; [216]).

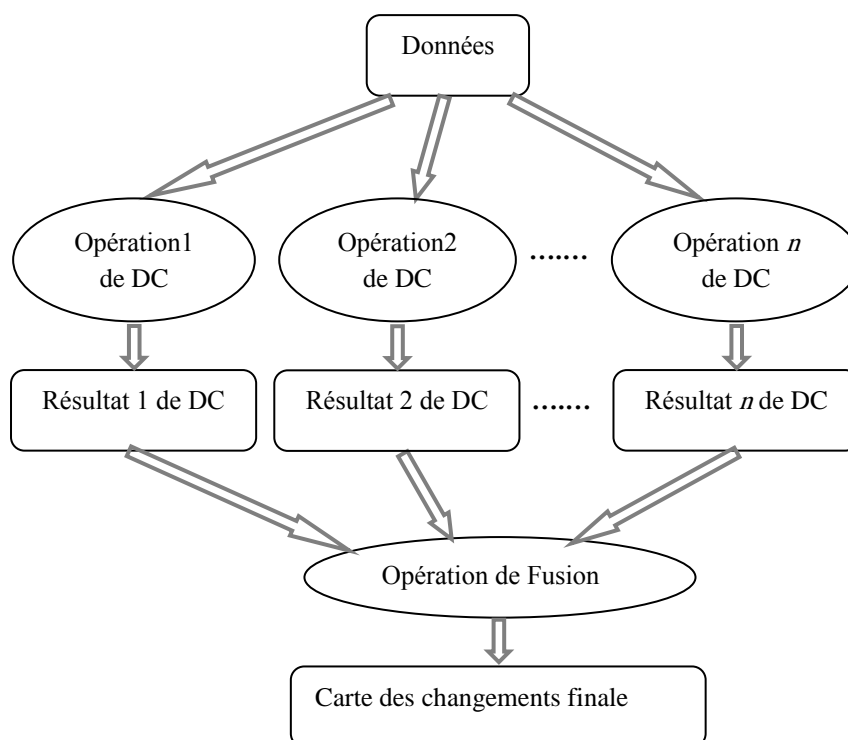


Figure 3.2 : Structure méthodologique pour l'implication des opérations de fusion dans les applications de DC pour réunir les résultats.

Dans ces deux cas, la fusion d'informations à une grande importance dans la détection des changements [248], puisqu'elle augmente le pourcentage d'avoir des résultats plus robustes en facilitant l'extraction efficace des informations les plus utiles, complètes et plus précises ([241]; [249]). Par conséquent, nous avons opté de choisir pour notre étude des données multi-capteurs (multi-résolution panchromatiques et multi-spectrales décrites dans le chapitre 1) afin d'extraire les meilleures informations pour la détection des changements, et faciliter l'interprétation et l'extraction ou la classification des objets détectés comme changement avec un degré de précision élevé.

Au cours des dernières années, une grande variété d'approches méthodologiques de fusion des données ont été décrites et évoluées par plusieurs études ([250]; [251]; [252]; [253]) pour combiner des images et améliorer de l'information, tel que :

- Les méthodes basées sur la technique statistique, tel que : l'analyse en composantes principales (ACP), qui est une technique statistique multi-variée pour réduire la dimensionnalité d'un ensemble de données, par exemple : la fusion de données pour la détection des changements dans la végétation par

Cakir et al. [161]; et d'autres auteurs qui ont utilisé l'ACP comme opération de fusion ([254]; [255]; [256]; [246]; [257]; [258]). Et la méthode Gram–Schmidt (GS) [249].

- La fusion de données basée sur la théorie de la transformée en ondelettes qui consiste à la décomposition d'une image en une séquence de nouvelles images hiérarchiques avec un degré décroissant de résolution, permettant la séparation des informations spatiales détaillées entre les niveaux successifs, ensuite la fusion peut être effectuée en remplaçant certaines des images en ondelettes de l'image multi-spectrale par des ondelettes correspondantes de l'image à plus haute résolution ou en ajoutant l'ondelette haute résolution des images directement aux données multi-spectrales ([259]; [260]). La transformée en ondelettes discrètes (DWT) est l'approche discrète de la transformée en ondelettes.
- Les méthodes basées sur les combinaisons algébriques, tel que la division, l'addition, la soustraction ou la multiplication qui peuvent conduire à une amélioration de l'information, comme dans Bustos et al. [217] qui a utilisé la méthode de sommation algébrique pour réunir les informations de changement résultant des bandes des images multi-spectrales.
- Les méthodes basées sur les combinaisons arithmétiques, tel que La transformée de Brovey [261].
- Les méthodes basées sur l'intensité, tel que : IHS (intensité – teinte – saturation) ([262]; [246]; [263]; [264]; [265]) qui se limite aux images multi-spectrales à trois bandes, tandis que la méthode GIHS (*Generalized IHS*) [266] qui généralise la méthode basée sur l'IHS à des images avec plus de trois bandes spectrales.
- Les techniques basées sur la factorisation en matrices non-négatives (NMF) ([267]; [268]).
- et la pyramide laplacienne [269], etc...

Bien que la fusion soit potentiellement très utile, de nombreux problèmes sont survenus lors de son application pour une application de détection de changement. Par exemple de faux changements peuvent être survenus par une fusion qui a introduit des erreurs lors de son exécution à base des images non géo-référencées correctement, ou si la méthode de fusion utilisée n'est pas parfaite. Par conséquent, les analystes doivent soigneusement sélectionner leurs besoins de données, les données disponibles et les outils de traitement disponibles pour leurs projets, en visant leurs objectifs avant d'entreprendre un effort de fusion. Plus clairement, il faut donc choisir une méthode de fusion qui préserve autant que possible les informations de changement. Ainsi, il est nécessaire de choisir une bonne combinaison de techniques de détection de fusion et de changement, en fonction des techniques et des opérations de détection des changements sélectionnées préalablement (décrit dans le chapitre 2). Cela peut être une décision difficile en raison du grand nombre de combinaisons possibles. Pour étudier comment les combinaisons d'algorithmes de fusion et de détection de changement fonctionnent sur différents ensembles de données, une comparaison systématique est nécessaire.

2.2. La classification :

Généralement la classification d'images est une étape critique dans un projet de télédétection et peut être s'appliquée préalablement aux techniques de DC post-classification pour classifier les données d'entrées, et aux techniques de DC pré-classification pour une classification ou une interprétation des données résultantes afin d'extraire les données changées et non changées, et même qu'elle peut être appliquée pour la création d'une carte de référence (**vérité de terrain**) si nécessaire, comme dans notre cas. Cependant la classification est un processus d'interprétation et d'extraction des informations de la même catégorie à partir d'une image particulière, en les affectant dans une même classe plus essentielle et plus significative (par exemple un ensemble de types de couverture terrestre : urbain et rural).

En particulier, l'objectif majeur du processus de classification est de convertir les données spectrales originales en une carte thématique simple et compréhensible dépendant de l'objectif de l'étude (généralement une carte de couverture terrestre). En plus, cette carte peut ensuite être facilement intégrée à d'autres ensembles de données pour une analyse

plus approfondie [7]. La première étape de tout processus de classification d'images est la désignation des classes d'intérêt pour l'analyste. Ces classes doivent être définies par certains critères qui les distinguent les unes des autres.

Le processus de classification peut être effectué par pixels (valeurs spectrales), objets ou par décision (par exemple : le classement des résultats obtenus pour avoir une décision par exemple, classement des résultats de détection de changement « changé » / « non changé »).

Diverses techniques de classification d'images peuvent être trouvées dans la littérature, parmi elles les techniques basées sur les valeurs des pixels. Ces techniques utilisent deux logiques, la logique floue (*fuzzy logic*) et la logique « *hard logic* ». Dans la logique « *hard logic* », les pixels d'image sont définitivement attribués à une seule classe des classes créées, contrairement à la logique floue, qui visent à caractériser la probabilité d'appartenance d'un pixel à l'une des peut-être plusieurs classes ([270]; [271]). Les techniques de classification les plus importantes et les plus précises sont les techniques basées sur la logique « *hard logic* », ils correspondent à deux types de classification: « **classification supervisée** » ou « **non supervisée** » utilisent des stratégies conceptuelles fondamentalement différentes (Figure 3.3) [21]. Il convient de noter que la classification non supervisée, comme la classification supervisée, a des limites qui affectent la précision et l'interprétabilité de l'image classée en sortie. [7]

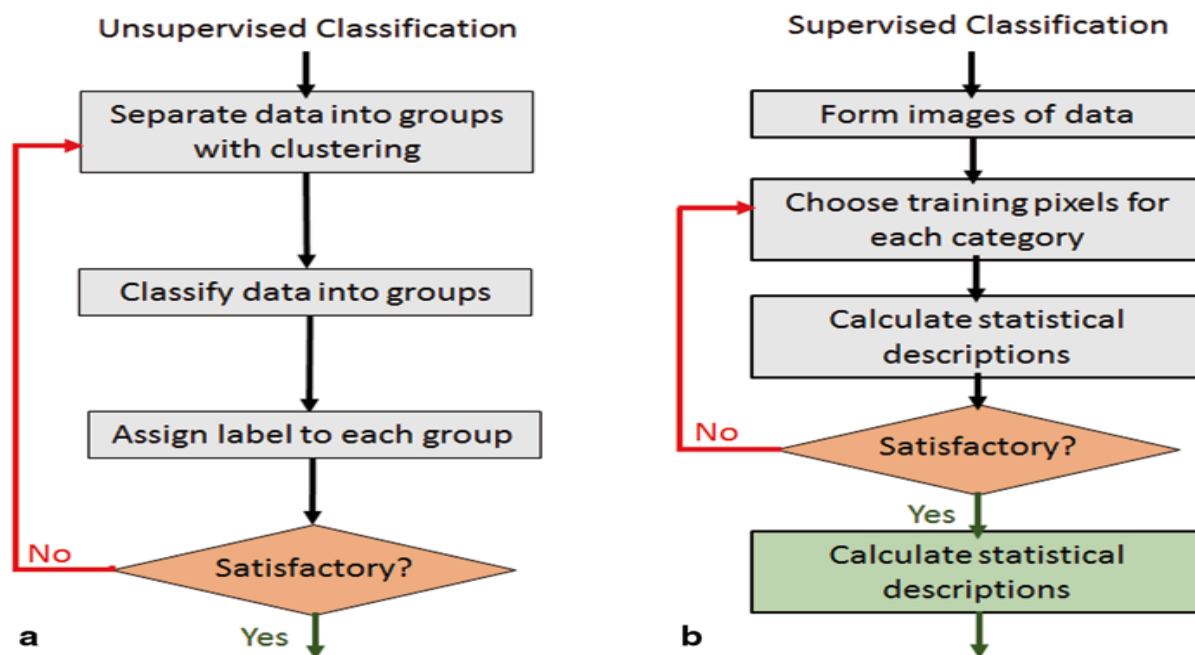


Figure 3.3 : Concept général des méthodes de classification supervisée et non supervisée

[7]

Néanmoins, il existe de nombreuses autres approches développées à partir de recherches dans des domaines tels que l'intelligence artificielle et la reconnaissance des formes. Par exemple, des approches de réseaux de neurones artificiels (ANN) ([272]; [273]) qui acquiert des connaissances grâce à un processus d'apprentissage supervisé, puis stockes ces connaissances dans les forces de connexion entre les neurones. Malheureusement, ce processus d'apprentissage supervisé nécessite généralement beaucoup de temps de calcul [274].

La méthode des k -moyennes qui est un outil de classification classique et permet d'apporter une solution à la segmentation d'images. Il permet de répartir un ensemble de données en k classes homogènes. Malheureusement, le clustering k -means est connu pour produire de bons résultats uniquement si les clusters sont bien séparés dans l'espace des caractéristiques multidimensionnelles, de taille similaire et de forme hypersphérique. [7]

Et d'autres techniques plus récentes, impliquant la classification orientée objet et des algorithmes de segmentation d'image, représentent de nouvelles approches de la classification d'images multi-spectrales [275].

2.2.1. La classification supervisée :

Les méthodes de classification supervisées se basent initialement sur la contribution humaine (d'analyste) avant le processus de classification, au niveau de l'interprétation, distinction des catégories particulières pour identifier les classes de l'image et pour tenir compte de la variabilité spectrale de chaque classe en question. Par exemple groupement de différentes valeurs de signatures spectrales similaires des pixels de la couverture terrestre par type (exemple : eau, végétation, ...), ou par exemple la classification hautement spécialisés (classes «basalte», «hématite» et «kaolinite» décrivant la géologie de surface) (classes «changée», «non changée» dans une application de détection de changement). Pour cela, l'analyste doit avoir une connaissance préalable de la couverture du sol dans la zone d'étude, on s'appuiera, généralement, sur des sources de données auxiliaires, telles que la photographie aérienne, les couvertures SIG existantes ou les visites sur le terrain. Collectivement, ces signatures définissent un profil statistique particulier pour chaque classe. Une fois c'est finalisé, un certain nombre de procédures analytiques peuvent être utilisées pour comparer chaque pixel de l'image avec ces profils statistiques et attribuer le pixel à la meilleure classe de correspondance. Trois algorithmes largement utilisés dans la classification supervisée sont : la distance minimale aux moyennes, le parallélépipède et la classification du maximum de vraisemblance.

La classification de la distance minimale par rapport aux moyens est efficace sur le plan des calculs, mais en n'utilisant que des valeurs moyennes, elle ignore la variabilité des données spectrales ([25]; [276]). Cette omission pourrait potentiellement diminuer la précision de la classification.

La classification parallélépipédique est également efficace sur le plan des calculs, tout en tenant compte d'une partie de la variation des données spectrales [25].

La classification du maximum de vraisemblance [277], bien que son algorithme soit largement utilisé, il demande beaucoup de calculs par rapport aux algorithmes à distance minimale et parallélépipédiques [24]. De plus, cela dépend fortement d'une matrice de covariance précise, ce qui nécessite des données suffisantes et de haute qualité sur les sites d'entraînement [276]. Une implémentation plus sophistiquée du classificateur du maximum de vraisemblance est le classificateur bayésien ([21]; [278]), où les classes ne

sont pas supposées avoir des probabilités d'occurrence égales, comme c'est le cas avec le classificateur de maximum de vraisemblance traditionnel.

2.2.2. La classification non supervisée :

Contrairement à la classification supervisée, les méthodes de la classification non-supervisée impliquent la contribution limitée d'un analyste avant le processus de classification, parce que la plupart du travail est effectué par un algorithme informatique itératif choisi par l'analyste, qui attribue des pixels dans une image à des groupements naturels de pixels qui sont spectralement similaires à partir des données d'image. Néanmoins, après ce processus de clustering, l'analyste devra probablement prendre certaines décisions sans avoir une connaissance préalable de la couverture terrestre du site d'étude, pour guider l'algorithme de clustering, telles que : à quelle classe du schéma de classification sélectionné appartient chaque cluster, le nombre de clusters de sortie souhaités, le nombre d'itérations et les valeurs de seuil statistiques utilisées. Bien qu'il existe de nombreuses méthodes de classification non supervisées, les deux techniques les plus utilisées sont : **La technique des algorithmes de regroupement (de *clustering*)** (méthode en chaîne) ([170]; [279]) et la deuxième technique qui est la technique d'analyse auto-organisatrice des données (***ISODATA***) ([280]; [24]).

2.3.3. Classification de logique floue (*Fuzzy Logic*)

Les classificateurs de logique floue peuvent résoudre le problème des pixels mixtes en établissant des régions de transition ou «floues» entre les classes dans un schéma, lorsqu'un pixel appartient potentiellement à deux ou plusieurs classes ([24]; [281]). De plus qu'ils peuvent résoudre d'autres problèmes tels que, par exemple, Hester et al. [22] a résolu le problème d'erreur résultant d'un mauvais enregistrement entre les images à différentes dates dans une étude de détection des changements en appliquant un classificateur flou. La Figure 3.4 illustre une approche conceptuelle pour une telle application.

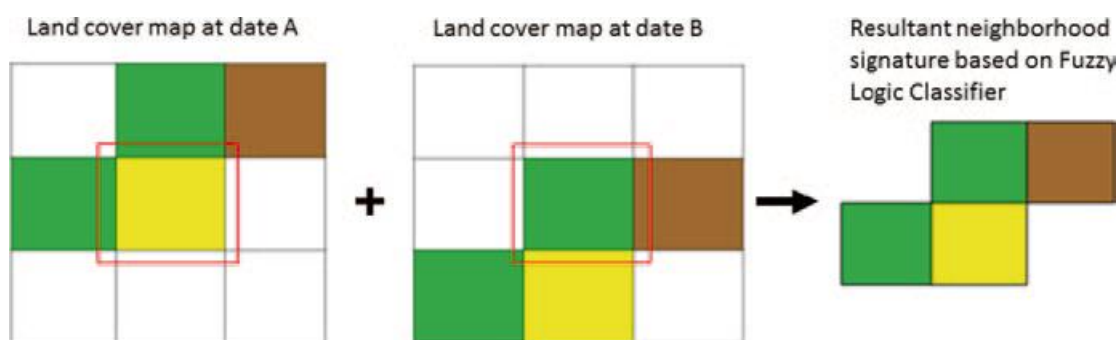


Figure 3.4 : Approche conceptuelle pour des classifications de logique floue à différentes dates. [7]

Chaque pixel d'une image classée peut être décrit par un «vecteur de voisinage flou» [271], qui conçoit les appartenances de classe des pixels voisins en fonction de leur distance (spatiale) par rapport au pixel cible. Lors de la comparaison des vecteurs de voisinage flou pour un emplacement de pixel cible, dans deux cartes différentes, il est possible de trouver une signature de voisinage partagée malgré des valeurs de classe différentes pour le pixel spécifique en question. [7]

2.3. Interprétation du changement

Une fois la quantité de changement est calculée par les méthodes (opérations) de DC de l'étape de post-traitement de la structure, elle ne peut pas être directement interprété comme class changée ou inchangée, alors il est nécessaire d'appeler l'étape de traitement de la structure afin d'interpréter (décision) les changements et différencier les classes binaires (isoler les pixels « **changés** » des pixels « **inchangés** »).

Parmi les opérations les plus simples et les plus directs utilisés pour l'interprétation est les simples seuillages. Les méthodes de DC qui nécessitent un seuillage utilisé pour isoler la zone de changement sont décrites par Rosin [168].

Généralement, l'interprétation des changements s'applique uniquement après les méthodes de DC de pré-classification, car elle n'est pas requise dans les techniques de post-classification.

La plupart des résultats des opérations de DC pré-classification correspondante à l'étape de post-traitement dans la structure proposée, et qui sont généralement des opérations

statistiques et algébriques telle que, la soustraction, rapport d'image, analyse de régression, ACP, indices de végétation, et l'analyse des vecteurs de changement (CVA), etc., nécessitent qu'elles soient seuillées puis binarisées par une étape de traitement pour différencier les zones de changement des zones sans changement. Sélectionner le seuil approprié pour identifier les zones de changement est la difficulté de ces méthodes.

Le seuillage doit tenir compte du contenu de l'image et de la sélection des valeurs, et leur détermination peut être basé sur divers critères: (a) un modèle normal, (b) une distribution d'intensité locale, (c) la distribution de Poisson et (d) un nombre stable de régions [168]. Plusieurs études ont examiné et classé les méthodes de seuillage comme ([282]; [168]; [283]).

Les images de changement résultantes de la méthode de soustraction sont facilement interprétées par l'application d'un seuillage sur leurs histogrammes, sachant que normalement les pixels inchangés tombent le long du centre de l'histogramme, les pixels de changement tombant à gauche et à droite de l'histogramme, selon l'obscurité et la luminosité de ces zones [33]. Cette procédure est souvent effectuée sur les images de changement résultantes par les méthodes de DC de pré-classification afin de les interpréter.

De même que les images de changement résultantes de la méthode ACP, nécessitent d'effectuer généralement une classification par seuillage sur les données résultantes, de sorte que les pixels de changement et de non-changement puissent être facilement localisés dans l'image de changement. Les seuils sont généralement basés sur le nombre d'écart-types par rapport à la moyenne de l'image de changement [4]. Sachant que, le premier composant sera représentatif de la variance globale de l'image multi-dates [284], et les composants supérieurs (*PC2*) seront représentatifs des changements, ces composants (*PC2*) de haut niveau sont donc sensibles aux changements inter-dates et peuvent être utilisés pour classer les changements dans une zone d'étude.

D'autres méthodes font appel à des composantes markoviennes pour l'interprétation [179].

Des recherches récentes ont examiné la sélection de seuils, comme par exemple Bustos et al. [217] ont constaté que les seuils de l'histogramme de $PC2$ pour séparer les pixels de changement des inchangés sont définis avec la valeur moyenne μ et l'écart type σ de $PC2$.

En conclusion, après les méthodes de post-traitement, on peut avoir besoin d'une étape de traitement pour analyser et interpréter les changements résultants, et avoir une carte finale qui influence les changements détectés.

3. Choix des outils de traitement

Sachant qu'il y a des problèmes liés aux données comme un éclairage non optimal, une couverture nuageuse excessive, erreur d'enregistrement, parallaxe, etc..., nous observons que la détection de changement de haute qualité et les meilleurs outils de traitement sont tous très importants. Plus clairement, la décision de la sélection des données, techniques, opérations pour toutes les étapes de la structure de réalisation d'une application de détection des changements, est un critère qui a une très grande influence directe sur la précision des résultats. Cependant, le choix des outils de traitement sera sûrement lié et dépendant du choix des données et aux objectifs du projet, et spécialement ce choix dépend des techniques et méthodes de comparaison sélectionnées au préalable par l'analyste, alors il dépend des opérations de post-traitement sélectionnées par l'analyste.

En résumé :

1. Toutes les données (multi-temporelle et multi source) sélectionnées pour la détection de changement nécessitent que les images, représentant le même emplacement et acquises à des dates différentes, soit géo-référenciées et corrigées atmosphériquement ([227]; [159]), sachant que le changement de la couverture terrestre peut être causé par d'autres facteurs qui sont: les différences de conditions atmosphériques, les différences d'angle du soleil et les différences d'humidité du sol [119]. Par conséquent, ces données nécessitent une étape de prétraitement avant l'exécution des autres étapes.
2. Pour la technique choisie : si la technique sélectionnée est une technique de pré-classification, alors elle nécessite une analyse supplémentaire pour caractériser

la nature du changement spectral après l'exécution de l'opération de cette étape, n'oubliant pas qu'elle nécessite au préalable une normalisation d'image. Par conséquent, ce choix applique l'étape de prétraitement comme première étape, ensuite l'étape de post-traitement comme deuxième étape, et finalement l'étape de traitement comme dernière étape pour caractériser la carte finale des changements ; contrairement, à la technique de post-classification qui nécessite une classification des données au préalable pour classifier les données de base. Ainsi, ce choix applique l'étape de prétraitement comme première étape, ensuite l'étape de traitement comme deuxième étape, et finalement l'étape de post-traitement comme dernière étape pour caractériser la carte finale des changements.

3. Unité d'analyse de base : Le pixel ou l'objet sont les deux valeurs les plus courantes pour l'unité d'analyse. Si l'unité de base est l'objet la comparaison est effectuée sur des objets d'images préalablement identifiés à partir de groupes de pixels contigus à l'aide des outils de classification. De même si les données sont des données multi-source multi-résolution, alors elle nécessite des outils de fusion après ou avant l'exécution des autres étapes, selon la décision de l'analyste.
4. Unité de sortie : si les données de sortie doivent être une carte thématique, alors à l'analyste de choisir une opération de classification qu'elle doit être appliquée avant ou après l'exécution de l'étape de post-traitement.
5. Erreurs de détection de changement : les analystes doivent soigneusement sélectionner leurs besoins (données, outils de traitement et de prétraitement, méthode de DC) pour leurs projets en visant leurs objectifs avant d'entreprendre à l'exécution de l'application de DC, afin de minimiser les erreurs dans la carte de DC finale pouvant survenir des outils de prétraitement et de traitement, ou même des données brutes (images non géo-référencées, effets saisonniers). Sachant que l'erreur dans la carte de changement finale peut être amplifiée par l'erreur de ces outils (enregistrement géométrique, fusion, classification) il est important de minimiser l'erreur de chacun de ces outils.

Conclusion :

Ce chapitre, nous aide à bien comprendre le concept des outils de traitement pour la détection de changement. Nous constatons que les erreurs affectées par ces outils ont un poids très fort et important sur les erreurs de détection des changements. Par conséquent, on doit choisir des outils qui minimisent les erreurs.

Pour l'instant on a défini dans les trois chapitres, présentés dans cette partie, les concepts de base et les critères de toutes les étapes de la structure proposée. Cette partie est un guide complet pour la réalisation d'une application de détection des changements à l'aide des données de télédétection. On passe maintenant à présenter la méthode proposée, en suivant ce concept de base de cette structure avec une expérimentation décrite dans la partie 2 de cette thèse.

Partie 2

Méthodologie et Expérimentation

Introduction

Cette partie représente notre contribution de la thèse, on exposera notre méthode développée dans le cadre du thème de thèse ainsi qu'une description de la zone d'étude. Cette partie est constituée de deux chapitres. Le premier chapitre, vise à discuter la nouvelle approche méthodologique de l'application de détection des changements pour générer une meilleure détection des changements. Et dans le deuxième chapitre, nous présentons les résultats expérimentaux, les tests, les qualités et limites de cette approche. Cette partie sera clôturée par une brève conclusion.

Chapitre 4

Méthodologie

Introduction

Ce chapitre présente la méthode proposée pour détecter les changements sur des images en télédétection, et qui repose principalement sur des méthodes de base qui sont l'ACP et le PD. Nous avons vu dans la partie 1 que la difficulté est de trouver la technique et l'opérateur à la fois analysant et éliminant les erreurs de détection des faux changements, et qu'elle soit particulièrement robuste aux changements (illumination, qualités et position du capteur etc.). Cependant, la technique de détection des changements adoptée dans cette étude est la technique de prés classification décrites dans la section littérature (voir partie 1), elle était sélectionnées à base de la structure proposée et discutée dans le chapitre 2 de la partie 1 de cette thèse.

Rappelent que cette thèse vise à proposer une nouvelle approche améliorée basée sur l'analyse des changements irréversibles, et génère une meilleure détection des changements en utilisant la combinaison de deux algorithmes (opérations) de détection des changements bien connus et simples: l'analyse en composantes principales (ACP) et la différence en pourcentage (PD), toutes ces deux opérations seront appliquées sur des images de télédétection multi-résolution (spatial et spectral), capturées par un satellite optique de haute résolution. Les résultats de sorties de ces deux opérations sont ensuite fusionnées pour générer une carte de changement finale. Cependant, deux opérations seront appliquées dans l'étape de post traitement de la structure. Pour cela, on est obligé d'appeler l'étape de traitement comme dernière étape pour combiner les résultats de ces deux opérations.

Le contenu de ce chapitre est organisé comme suit: la section 1 comprend la description des opérations de base qui calcule la quantité du changement. La section 2 présente leur

application pour les images MS. Ensuite, la section 3 détaillera la méthodologie proposée pour déterminer l'application de DC.

1. Description des opérations de base

Afin de générer une approche de DC plus améliorée, nous aurons d'abord besoin de décrire les méthodes de DC de base utilisée pour dériver et calculer une quantité de changement entre deux images de la même zone et prise à des moments différents. À cette fin, notre travail prend d'une part son intérêt pour l'ACP, qui est une méthode d'analyse de données basée principalement sur des calculs de statistiques multi-variées afin de diminuer le nombre de composantes spectrales à un nombre réduit de composantes principales [168], et d'autre part, la méthode de détection de changement basée sur PD qui est une application de la simple différence d'intensité entre deux instants différents. Ces méthodes basées sur la DP, comme celles décrites dans ([222]; [169]), sont plus simples à mettre en œuvre pour aboutir à notre principale préoccupation qui est la génération d'une approche améliorée pour la production d'une carte de changement finale qui correspond aux changements réels irréversibles.

1.1. L'analyse en composantes principales (ACP)

L'analyse en composantes principales (ACP) est publiée en 1901 dans un article de Karl Pearson [220]. Elle a été développée et formalisée dans les années 1930 par Harold Hotelling [221]. Ensuite, elle était proposée pour les applications de DC à la fin des années 90 par R. Wiemker [285]. Dans un premier temps, les méthodes basées sur l'ACP ont été utilisées pour détecter les changements dans des images multi-temporelles multi-spectrales. Ensuite, ils ont été envisagés dans le cadre d'images panchromatiques [286].

L'ACP est une méthode statistique couramment utilisée pour de nombreux aspects de l'analyse d'images de télédétection. Elle peut être classée dans la catégorie des méthodes pixelliques, parce qu'elle prend en compte, comme donnée d'analyse d'entrée, les pixels, et elle est classée dans le deuxième chapitre de la première partie, comme une méthode des techniques de pré-classification. Généralement, l'ACP est considéré comme une méthode d'analyse des données qui se base sur des calculs d'analyse statistique multi-variée [287] et qui consiste à transformer des variables liées entre elles (corrélées) en de nouvelles variables décorréélées les unes des autres.

Plus précisément, les variables d'entrées sont les bandes des images qui seront soumises à l'ACP, vu que les comportements de réflectances des bandes sont souvent corrélés, du fait de la nature même des capteurs et des objets qu'ils reflètent. Les nouvelles variables générées par l'ACP sont nommées « **composantes principales** », ou axes principaux. L'ACP nécessite que les images séparées soient d'abord empilées dans une image composite multi-temporelle [288].

L'ACP implique l'orthogonalisation d'un ensemble de données multi-spectrales et multi-date basée sur des composants générés à partir d'une matrice de chargement de facteurs dérivés de vecteurs propres [29]. Ces facteurs de changement sont calculés à partir de la répartition des pixels par rapport à une tendance dans l'image [287] (Figure 4.1). La matrice de chargement des facteurs est basée sur une approche matricielle de corrélation (normalisée), ou basée sur la matrice de variance-covariance (non normalisée).

En bref, par comparaison de deux bandes (x, y) à deux dates, le système comporte deux dimensions, la bande de la première date, et la même bande dans la deuxième date. Les pixels de l'image sont répartis selon un nuage de points (Figure 4.1), à partir duquel on peut calculer de nouvelles coordonnées dans un nouveau système basé sur les composantes extraites. Une hypothèse clé derrière ces composantes extraites de la méthode ACP, est que lorsque l'ACP est effectué sur une pile de couches multi-dates, la première composante principale (**PC1**) sera représentative de la variance globale de l'image multi-dates [284] c-à-d qu'elle porte des informations communes à toutes les bandes, tandis que, la composante suivante (**PC2**) sera représentative des changements dans la variance d'image entre les dates, où elle exprime autant de variation que possible tout en restant orthogonale à la composante précédente (PC1) (Figure 4.1), et elle représente extrêmement peu de variation des données d'origine [7]. La première composante principal PC1 n'est pas intéressante vu que tous les pixels de non changement se situeront autour de l'axe de cette composante (la droite des moindres carrés), alors qu'en a besoin que des pixels de changement qui sont apparus dans la seconde composante PC2, qui est sensible aux changements et peut être utilisée pour classer les changements dans la zone d'étude, elle est obtenue en calculant la distance de chaque point par rapport à la perpendiculaire de l'axe principal qui est calculé par diagonalisation de la matrice de covariance des images. Cette matrice est une matrice basée sur les variances propres de chaque bande et la covariance des deux bandes [287].

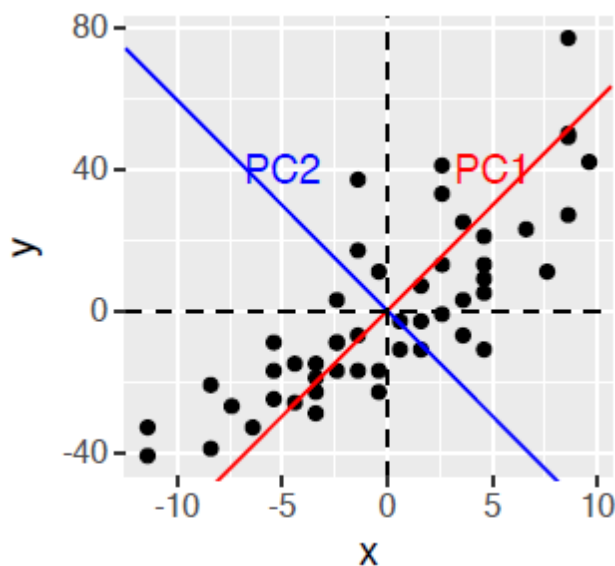


Figure 4.1: Nuage de point d'une ACP sur 2 bandes (x, y) et les deux axes PC1 et PC2.

[289]

L'ACP permet de diminuer le nombre de composantes spectrales (variables) à un nombre réduit et de rendre l'information moins redondante [159], et de plus réduire le bruit de l'image ([226]; [290]). Par conséquent l'ACP est une méthode pixellique généralement utilisée pour décrire et visualiser des données, assurer leurs décorrélation, et les débruiter.

Les méthodes basées sur l'ACP ont été utilisées pour des images multi-temporelles, multi-spectrales et panchromatiques ([159]; [217]; [169]). Leurs applications ont visé les résultats de la deuxième composante principale (PC2).

1.2. La méthode pourcentage de différence (PD)

Le Pourcentage de Différence (PD) est un opérateur statistique extrêmement simple qui appartient à la famille des méthodes de différenciation [286]. Il permet de calculer et d'évaluer la quantité de changement par la comparaison pixel à pixel entre deux images représentant la même zone (I_t et I_{t-1}), et acquises à des moments différents (t , $t-1$). On cherche de cette manière à discriminer les pixels changeants à partir de deux dates pour produire une image de changement. Cela implique que PD quantifie la quantité de différence relative entre l'image du temps t et l'image du temps $t-1$ et calculer leur image de changement sur la base de la simple différence d'intensité des deux images correspondantes. Plus précisément, il calcule une image de différence à l'aide de la

soustraction et la division directe, on soustrairait la première image I_{t-1} de la deuxième image I_t et on divise le résultat par la première image I_{t-1} (équation 1).

$$PD = \text{Percent Difference} = \frac{I_t - I_{t-1}}{I_{t-1}} \quad (1)$$

Les valeurs qui représentent le changement sont celles ayant une valeur PD différente de «0»; et les valeurs qui représentent le non-changement sont celles ayant une valeur PD égale à «0». Les valeurs positives indiquent la quantité des changements positifs et négatifs, où si la valeur I_t est supérieure à celle I_{t-1} , il s'agit d'une quantité de changement positif, sinon il s'agit d'une quantité de changement négatif.

PD est classée dans la catégorie des méthodes pixelliques parce qu'elle prend en compte comme donnée d'analyse d'entrée pixel à pixel, et elle appartient aux techniques de pré-classification (décrit dans le deuxième chapitre de la première partie). Elle permet de distinguer les changements intervenus dans des zones d'ombre ou la luminosité moyenne est plus faible. Lorsque l'illumination et les caractéristiques du capteur entre les différentes images, se sont partiellement identiques, la méthode PD peut fournir des résultats intéressants. Tandis que, si ces conditions varient, on peut faire appel à d'autres opérateurs de la même catégorie statistique comme par exemple l'ACP, afin d'améliorer la robustesse de ces variations.

Le DP est une méthode de la DC la plus simple et efficace ([222]; [169]). Elle a été utilisée dans les analyses mono-bande, bi-temporelle, multi-bandes, et multi-temporelle, néanmoins qu'elle est légèrement compliquée lors de l'utilisation de plusieurs bandes.

2. Application de la détection de changement sur les images MS

Considérons deux images MS (I_{t-1}^i, I_t^i) à n bandes, acquises respectivement à deux dates différentes $t-1$ et t , et représentent la même zone, tel que n est le nombre de bandes dans ces images et i est la désignation de la bande.

2.1. L'ACP sur les images MS

Dans la première étape, deux composantes principales de chaque bande i sont générées par l'application de la méthode ACP sur chaque paire de bande (I_{t-1}^i, I_t^i).

La première composante principale PC1 fournit des informations communes à la paire d'images, tandis que la deuxième composante principale PC2 fournit des informations qui ne sont pas partagées par la paire d'images [217].

Plus précisément, la quantité de changement est liée à la distribution d'intensité dans PC2. Pour cela, l'intensité PC2 est utilisée pour quantifier le degré de changement.

Généralement après que, la quantité du changement est calculée par la méthode de DC ACP (PC2) de l'étape de post-traitement de la structure, une étape d'interprétation du changement (classification) de l'étape du traitement de la structure est nécessaire pour décider (interpréter) le changement, plus précisément, afin d'extraire (classer) et localiser facilement les pixels de « **changement** » et de « **non changement** » dans la carte finale du changement. Pour cela, de nombreux opérateurs sont proposés, le plus simple et le plus utilisé d'entre eux est l'application de la méthode de classification par seuillage sur la quantité du changement (PC2) résultante de la méthode de DC ACP (comme indiqué dans le chapitre 3 de la première partie). Les bonnes performances sont obtenues pour le classement des pixels changé et des non-changés, est en appliquant deux seuils $S0$ et $S1$ sur la deuxième composante principale (PC2) issue de l'application de la méthode de DC ACP. Les pixels inférieurs à $S0$ ou supérieurs à $S1$ sont considérés comme des pixels qui indiquent le changement (Figure 4.2). Ces seuils sont déterminés, après plusieurs expériences, et ils sont généralement basés sur la valeur moyenne μ et l'écart type σ de l'histogramme de PC2 (équations (2) - (3)) ([291]; [217]; [4]).

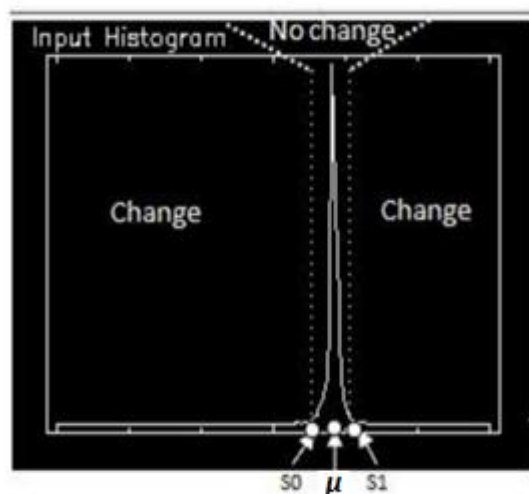


Figure 4.2 : Histogramme de PC2

$$S0 = \mu - 2 * \sigma \quad (2)$$

$$S1 = \mu + 2 * \sigma \quad (3)$$

Dans la dernière étape et après avoir appliqué la méthode ACP sur chaque paire de bande (I_{t-1}^i, I_t^i) correspondants aux deux images MS et classifié leur résultat à l'aide des seuils $S0$ et $S1$, nous obtenons n cartes de changement classées. Étant donné que chaque bande i peut contenir des changements différents des autres bandes, le moyen le plus simple consiste à fusionner les résultats de changement de toutes les bandes.

Les techniques d'ACP présentent des résultats performants lorsque les conditions générales d'éclairage des deux instants sont presque identiques, et atteignent leurs limites lorsque ces conditions varient [179]. En revanche, les techniques de PD peuvent extraire les vrais changements qui se sont produits dans les zones ombragées où la luminosité moyenne est plus faible [179]. Ils fournissent une mesure plus précise du changement ([222]; [169]; [292]) basée sur la comparaison de deux images corrigées et co-enregistrées et en appliquant une technique algébrique simple pour détecter les changements [293].

2.2. PD sur les images MS

Dans la première étape, afin de permettre le calcul et l'évaluation de la quantité du changement entre les deux images MS (I_{t-1}, I_t), une image de différence d'intensité qui indique la quantité du changement de chaque bande i est dérivée par l'application de la méthode PD sur chaque paire de bande (I_{t-1}^i, I_t^i) des deux images MS. Plus précisément, une soustraction et division directes sont appliquées, où les valeurs DN de pixels pour la bande i (I_{t-1}^i) de la première image sont soustraites des valeurs DN de pixels correspondantes de la même bande i (I_t^i) de la deuxième image et leur résultat est divisé par la bande (I_{t-1}^i) de la première image (équation 4) pour quantifier la différence relative et produire une carte qui représente le changement entre les images correspondantes des deux dates ($t, t-1$).

$$PD_i = \frac{I_t^i - I_{t-1}^i}{I_{t-1}^i} \quad (4)$$

Cependant, nous obtenons n cartes de changement correspond aux n bandes des images MS. Les valeurs qui représentent le changement sont celles ayant une valeur PD_i différente de «0».

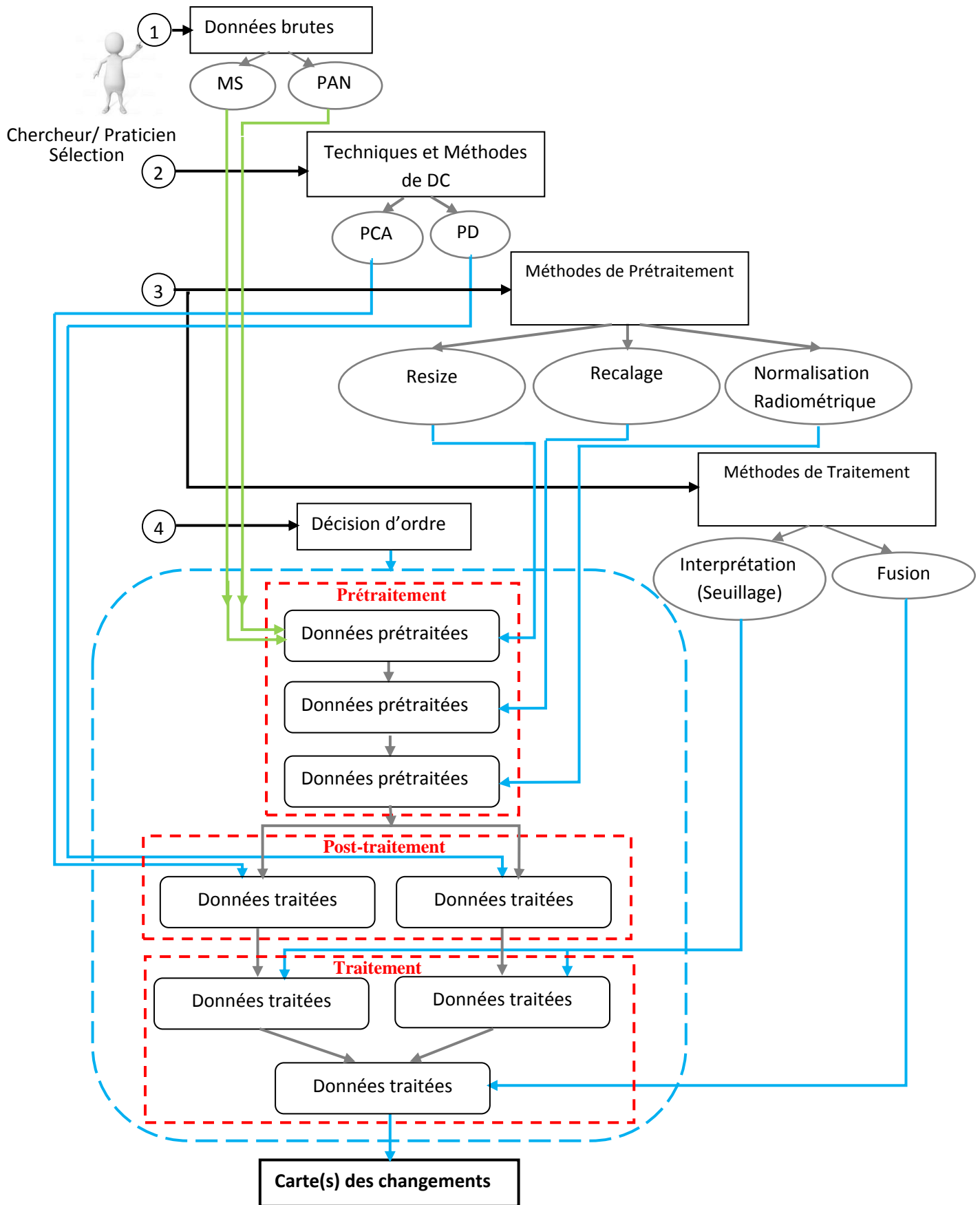
Après le calcul de la quantité du changement de l'étape de post-traitement, une étape d'interprétation (traitement) du changement doit être appelée (voir chapitre 3 de la première partie) pour extraire les pixels de « changement » et de « non changement » et produire la carte finale des changements [155]. Pour cela un opérateur de seuillage est appliqué. Le seuil est fixé manuellement et appliqué aux résultats du PD pour séparer les pixels « changés » des pixels « non-changés » et produire la carte finale représentant les changements entre les deux images (I_{t-1} et I_t).

3. Description de la méthode proposée

Le but du présent travail est de proposer un nouvel algorithme plus performant capable de détecter automatiquement le changement réel (changements irréversibles) et d'améliorer la qualité de la détection de changement, en utilisant les opérations classiques ACP et PD. Dans l'approche proposée les différentes étapes de la structure exposée dans le chapitre 2 de la première partie ont été suivies pour réaliser notre application de DC. En premier cas, pour améliorer la capacité de détection des changements dans notre application et éventuellement spécifier les détails des changements on s'intéresse dans la première étape qui correspond aux choix des données sur l'intégration des informations spatiales aux informations spectrales. Pour cela, dans cette étude, nous proposons l'utilisation de deux types d'image PAN et MS à VHR pour améliorer la qualité spatiale des images MS et ajouter des informations utiles, sachant que les hautes fréquences extraites de la représentation PAN et celles d'une image MS ne sont pas exactement équivalentes [294] ; En imagerie PAN, le capteur mesure la réflectance dans la large bande électromagnétique, tandis qu'en imagerie MS, le capteur mesure la réflectance dans de nombreuses bandes plus étroites [295]. De même que, notre méthode essaye de traiter des images avec ou sans couverture nuageuse pour n'avoir que des changements irréversibles sachant que la plus part des images ont une tendance de couverture nuageuse existante. Pour les autres étapes de la structure seront appliquées comme suit :

Considérons deux images multi-spectrales $(I_{t-1}^i, I_t^i)_{i \in \{R, G, B, N\}}$, et deux images panchromatiques (P_{t-1}, P_t) , acquises à deux dates différentes $t-1$ et t , sont utilisées pour produire une image résiduelle pour représenter les changements. Toutes les images représentent la même zone et chaque image multi-spectrale est représentée par n bandes ($i \in \{R, G, B, N\}$: (*RED, GREEN, BLUE, et NIR bands*); $n = \text{quatre bandes}$).

Comme on a sélectionné la technique de pré-classification, et sachant qu'elle nécessite souvent une analyse supplémentaire pour caractériser la nature du changement spectral et nécessite également une normalisation et un co-enregistrement d'image plus précis, nous appliquons avant une étape de prétraitement sur les images multi-temporelles et multi-résolutions originale MS (I_{t-1}^i, I_t^i) et PAN (P_{t-1}, P_t) afin de minimiser au préalable les erreurs de correspondance entre ces deux images temporelle. Ensuite, on passe à l'étape de post-traitement où nous appliquons respectivement les méthodes améliorées ACP et PD sur les images MS et PAN pour avoir la quantité du changement sur chaque image et chaque méthode. Et enfin, afin de classer la quantité du changement et générer une seule carte de changement finale qui contient des informations plus précises sur les changements, nous proposons de passer à l'étape de traitement de la structure pour interpréter les résultats de différentes bandes issus des deux méthodes ACP et PD ; et combiner ensuite leur résultats dans une seule carte de changement finale en utilisant la somme algébrique. La proposition apporte des améliorations basées sur deux aspects: le premier consiste à combiner des informations spectrales et spatiales afin d'obtenir des résultats plus précis et la façon de la combinaison des résultats de deux méthodes, et le second consiste à classer et interpréter un changement. Cette approche a conduit à de bons résultats même pour les images à très haute résolution spatiale et en présence de nuages dans les images optiques disponibles. L'organigramme de la Figure 4.3 décrit l'approche proposée.



(a)

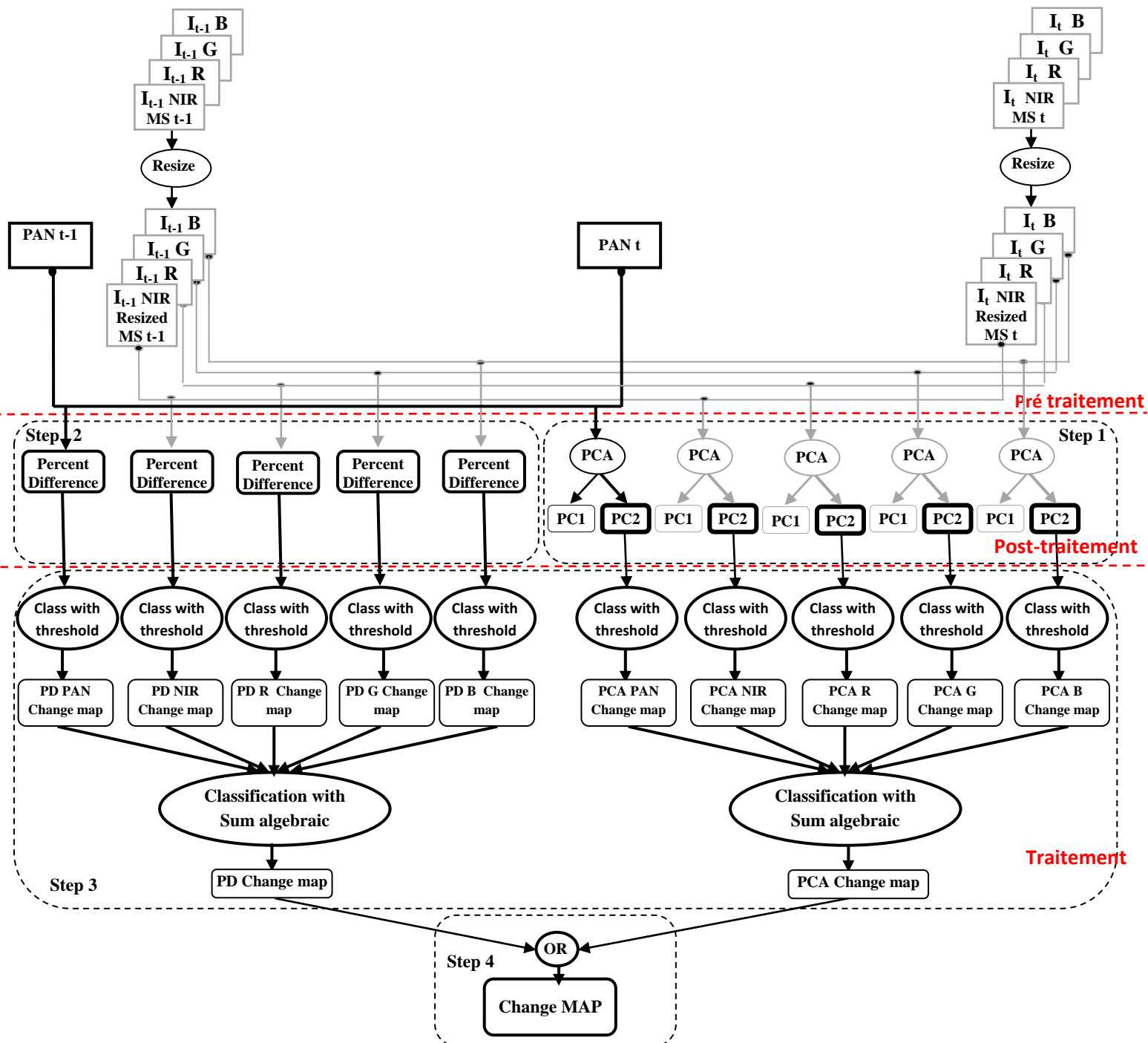


Figure 4.3 : (a) : Structure pour la réalisation de notre application de détection de changement; (b): Organigramme de la méthode proposée.

La méthodologie de notre approche de détection des changements comprend les étapes suivantes:

3.1. Prétraitement

Tout d'abord et avant toute application de détection des changements, un prétraitement sur les images utilisées pour la détection des changements doit cependant précéder les étapes afin de faire correspondre ces images et minimiser leurs erreurs (géo-enregistrées et corrigées atmosphérique) qui pourraient entraver la réussite de la DC.

Nous avons considéré l'image PAN comme une bande de l'image multi-spectrale, pour cela nous redimensionnons l'une des deux images (PAN, MS), pour qu'elle soit de taille égale. Nous avons décidé que l'image MS doit être d'abord rééchantillonnées à la même résolution de l'image PAN [296] pour avoir plus de détails. Ensuite les deux images MS et PAN sont corrigées géométriquement (co-enregistrées) si nécessaire. Et enfin, nous procédons à normaliser la luminosité globale de I_{t-1} à I_t des bandes multi-temporelles par la Normalisation Radiométrique.

Avant que les images ne puissent être utilisées dans n'importe quelle application, elles doivent être géoréférencées. Notamment, de nombreuses images télédéteectées peuvent contenir des décalages géométriques (décrits dans la partie état de l'art) qui causent des erreurs dans la carte de changement finale. Ses erreurs peuvent être minimisées à l'aide de recalage (rectification géométrique) pour ajuster systématiquement les emplacements des pixels sur toute l'image. En effet, la plus part des images disponibles sont souvent déjà corrigées géométriquement. Cependant, pour la DC, reste le problème de la rectification image sur image (c-à-d la correspondance géographique avec les données spatiales existantes des deux images temporelles), qui implique généralement l'identification d'un grand nombre de points de contrôle bien définis partagés par l'une des deux images temporelle (citée comme image cible) et la deuxième image temporelle (citée comme image de référence). Une fois qu'une image a été géoréférencée, elle sera prête à être utilisée avec d'autres informations spatiales. [3]

D'un autre côté, on aura besoin d'une correction atmosphérique à l'aide de la Normalisation Radiométrique pour normaliser ou corriger les intensités des différences radiométriques sur les images dues aux conditions atmosphériques au moment de l'acquisition des données des deux dates différentes. Souvent on accomplit une comparaison d'une des deux images temporelles avec la deuxième image temporelle en considèrent cette dernière comme surface de référence, et en utilisant une analyse de

régression pour ces deux images temporelles. Cette méthode est principalement utilisée pour garantir que les valeurs spectrales d'une date sont comparables à d'autres dates, ce qui explique implicitement les différences atmosphériques entre les dates. Cette méthode simple est généralement utilisée à des fins de détection des changements.

Les opérations de prétraitement d'images sont utilisées afin de préparer les données d'entrée possibles pour l'étape de Post-Traitement d'images réelles, en faire correspondre les images et en minimisant leurs erreurs qui pourraient entraver la réussite de la DC; et rendant ainsi la DC plus simple.

3.2. Post-Traitement

Il existe deux méthodes principales qui composent le processus de post-traitement dans notre approche, se sont les méthodes ACP et PD, il serait avantageux de les expliquer. Les deux sont des méthodes pixelliques, fonctionnant au niveau pixel [169] en prenant une image binaire en entrée et en renvoyant une image en sortie.

L'ACP présente des limites lorsque des différences significatives apparaissent dans les conditions d'éclairage [179]. Même avec des seuils d'ajustement, l'ACP peut entraîner l'apparition d'informations inutiles, comme des nuages, ou la perte de certaines informations modifiées.

Cette situation nous a conduits à ajouter un deuxième opérateur donnant des informations de changement plus précises, PD qui distingue les vrais changements survenus dans les zones ombragées où la luminosité moyenne est plus faible [179]. La carte des changements résultante de l'opérateur PD contient plus de détails que la carte des changements résultante de la méthode ACP, alors que tous les changements d'informations ne sont pas détectés. La motivation de la sélection et de la combinaison de ces deux méthodes est d'améliorer les performances globales.

On va appliquer, respectivement et simultanément, les méthodes ACP et PD sur les images multi-temporelles MS $(I_{t-1}^i, I_t^i)_{i \in \{R, G, B, N\}}$ et PAN (P_{t-1}, P_t) prétraités (co-enregistrées) pour calculer la quantité des changements entre ces deux images temporelles.

3.2.1. Application de la détection de changement par la méthode ACP

Dans cette étape de l'algorithme, la méthode basée sur l'ACP décrite précédemment est appliquée sur les images prétraitées MS $(I_{t-1}^i, I_t^i)_{i \in \{R, G, B, N\}}$ et PAN (P_{t-1}, P_t) multi-temporelles à VHR (I_{t-1}, I_t) . Chaque bande de ces images est traitée comme une seule image en niveaux de gris pour extraire les changements de chaque une d'elle, sachant que chaque bande est peu corrélée aux autres et contient des informations uniques. Plus précisément, la méthode ACP est appliquée sur chaque paire de bandes séparément qui correspond à $(n + 1)$ paires de bandes des deux images temporelle MS et PAN. Nous obtenons $(n + 1)$ cartes PC2 résultantes de l'application de ACP sur chaque paires de bandes et qui comportent leur quantité du changement. Nous procédons ensuite à l'étape de traitement (étape 3) pour interpréter et binariser séparément la quantité des changements de chaque carte PC2 obtenue de la méthode ACP. L'application de l'ACP sur les images MS et PAN donne des informations plus détaillée que celle obtenue lors de l'application de l'ACP sur des bandes multi-spectrales uniquement.

3.2.2. Application de la détection de changement sur la méthode PD

Dans cette deuxième étape de l'algorithme, la méthode PD est appliquée sur chaque paire de bandes des images multi-temporelles prétraitées, qui se composent des images PAN (P_{t-1}, P_t) et des images MS $(I_{t-1}^i, I_t^i)_{i \in \{R, G, B, N\}}$ déjà prétraitées où chaque bande de ces images est considérée comme une seule image en niveaux de gris, pour inclure à la fois les informations spatiales et spectrales et extraire la quantité des changements de chaque bande séparément sachant que chaque bande n'a pas les mêmes changements des autres bandes. Après cela, Nous obtenons $(n+1)$ cartes qui montrent la quantité du changement de chaque bande des deux images MS et PAN. Ensuite, une fois que la quantité de changement est calculée, une étape de décision (traitement) est nécessaire [155] pour classifier et binariser le changement des $(n+1)$ bandes séparément.

La méthode PD fournit des cartes de changements contenant plus de détails, sur les objets changés, comparées aux cartes de changement obtenues par l'application de l'ACP, mais malheureusement elles enregistrent quelque manque d'informations du changement entre les deux images multi-temporelle, ce qui nous impose à passer à l'étape suivante (étape 4) consistant à rassembler les informations des changements des deux méthodes ACP, PD.

3.3. Traitement

Pour toutes les cartes obtenues précédemment par l'application de chaque méthode (ACP, PD) sur les différentes paires des bandes des images MS et PAN, un processus d'interprétation et de fusion est nécessaire afin de générer une seule carte de changement binaire, améliorée et finale.

3.3.1. Classification (interprétation)

Un nombre de $(n+1)*2$ cartes qui représentent la quantité des changements, est obtenu par l'application de chaque méthode (ACP, PD) sur les paires des bandes d'images MS et PAN séparément, il est à souligné que le contenu de ces cartes ne peut pas être directement interprété comme changé ou inchangé car un seuillage est nécessaire pour différencier les classes binaires (isoler les pixels « changés » des pixels « inchangés »). Cette étape permet la classification (interprétation) individuelle de ces cartes pour générer les cartes de changement binarisées, suite à un seuillage statistique défini à l'aide de la valeur moyenne μ et de l'écart type σ , et qui est déterminé par les deux seuils $S0$ et $S1$ (équation (2) - (3)). Cependant, pour extraire ces cartes de changement et les binariser par la séparation des pixels qui influence le changement et le non-changement des pixels, les valeurs spectrales des pixels inférieurs à $S0$ ou supérieurs à $S1$ sont considérées comme des pixels qui influencent le changement, alors leurs valeurs résultantes dans la carte de changement binaire serait mise à la valeur « 1 », sinon, les pixels correspondant sont considérés comme des pixels qui influencent le non-changement et leurs valeurs seraient mis à zéro (Figure 4.2).

Habituellement, le contenu de chaque bande est partiellement différent du reste des bandes, alors en aura $(n+1)$ cartes de changement différentes pour chaque méthode (ACP, PD). Par conséquent, il faudra ensuite collecter les informations de toutes ces cartes résultantes en une seule carte de changement par un processus de fusion.

3.3.2. Fusion (Combinaison)

Pour produire une seule carte de changement finale et plus améliorée, nous rassemblons les $(n+1)*2$ cartes binaires résultantes de l'interprétation des cartes résultantes des méthodes (ACP, PD) en appliquant un processus de fusion qui se compose de deux phases. La première est de collecter les informations résultantes de chaque méthode

(ACP, PD) séparément, et la deuxième est de collecter les informations résultantes des deux méthodes.

La première phase du processus de fusion consiste à additionner toutes les $(n+1)$ cartes binaires résultantes de chaque méthode (ACP, PD) séparément afin d'extraire et de réunir les différentes informations du changement apparu dans les diverses bandes, dans une seule carte de changement par l'application d'une somme algébrique sur les $(n+1)$ cartes résultantes de chaque méthode (ACP, PD) séparément. On aura ensuite une seule carte de changement résultante pour chaque méthode (ACP, PD) qui comporte les valeurs suivantes indiquées dans l'équation 5.

$$\sum_{i=1}^{n+1}(X_i) = \left\{ \begin{array}{ll} 0; & \text{pixel non changé dans toutes les bandes résultantes (MS et PAN)} \\ 1; & \text{pixel changé dans une seule bande} \\ 2; & \text{Pixel changé dans deux bandes} \\ 3; & \text{pixel changé dans trois bandes} \\ n; & \text{pixel changé dans } n \text{ bandes (4 bandes)} \\ n + 1; & \text{pixel changé dans toutes les bandes résultantes (MS et PAN)} \end{array} \right. \quad (5)$$

(5 bandes)

Ensuite, il faudra prendre une décision de toutes les combinaisons de bandes possibles pour les binariser. Sur la base des expériences menées et observées par Bustos et al. [217], nous sommes parvenus à la conclusion que, la prise en compte d'un pixel qui influence le changement dans au moins une des bandes résultantes, entraîne souvent un nombre considérable de fausses alarmes, et que la prise en compte d'un pixel qui influence le changement dans toutes les bandes résultantes, entraîne un nombre considérable de vrais changements, mais on aura un manque d'information des pixels apparus comme changement dans les autre bandes (voir la section « Résultats d'expérimentation » pour plus de détails). Alors notre décision pour produire une seule carte de changement binarisée par chaque méthode (ACP, PD) et qui collecte les informations de changement entre toutes les bandes binarisées consiste, qu'un pixel est considéré comme un pixel qui influence le changement dans la carte de changement ACP lorsque sa valeur dans la carte de sommation est égale ou supérieure à « 2 », alors il sera mis à la valeur « 1 » dans la carte de changement ACP, sinon il est considéré comme un pixel qui influence le non-changement et sera mis à la valeur zéro. Tandis que, dans la carte de changement PD, un pixel est considéré comme un pixel qui influence le changement lorsque sa valeur dans la

carte de sommation est égale ou supérieure à « 3 » (voir les « Résultats d'expérimentation » pour plus de détails), alors il sera mis à la valeur 1 dans la carte de changement PD, sinon il est considéré comme un pixel qui influence le non-changement et sera mis à la valeur zéro..

Enfin, on aura deux cartes de changement binarisées résultantes à partir de l'application des deux méthodes ACP et PD, où dans chaque carte un pixel qui influence le changement est représenté par « 1 » et un pixel qui influence le non-changement est représenté par « 0 ».

La deuxième phase du processus de fusion consiste à combiner les deux cartes de changement binarisées obtenues à partir des deux méthodes afin d'améliorer encore nos résultats et produire une seule carte de changement finale. Pour cela, nous procédons à une sorte de combinaison (fusion) des deux cartes précédemment obtenues en appliquant simplement une opération logique « OU » (voir la section « Résultats de la méthode proposée » pour plus de détails). Un pixel est considéré comme un pixel qui influence le changement lorsque sa valeur est égale à « 1 » dans au moins un des deux cartes (des méthodes PD et ACP), donc il sera mis à la valeur « 1 » dans la carte de changement finale, sinon il sera mis à la valeur zéro.

4. Création de vérité de terrain:

Une évaluation de la précision est un élément nécessaire dans les applications de détection des changements par télédétection afin de tester et évaluer la robustesse du résultat final de l'approche de DC proposée. Cependant, avant toute analyse, les analystes doivent avoir une **carte de référence** désignée par le terme **vérité du terrain** afin de l'utiliser par la suite pour la vérification, l'analyse et l'évaluation de la précision des résultats de leur approche. Ce terme ne signifie pas littéralement, car de nombreuses données de référence ne sont pas collectées sur le terrain et ne peuvent qu'approcher à la vérité des conditions réelles du sol.

Malheureusement, avec la plus part des données de télédétection disponible, il n'y a pas toujours une référence fournie pour la vérification des résultats, alors ces cartes de référence restent relativement rares. À cet effet, nous avons proposé un processus pour la génération de vérité de terrain de DC, illustré sur la Figure 4.4 et qui montre les

changements prévues et réelles pouvant être utilisé pour l'analyse et l'évaluation de notre approche.

Plusieurs études dans la littérature ont évalué leurs approches en utilisant des cartes de référence (vérité de terrain) éditées manuellement ([123]; [124]; [126]; [125]; [131]; [175]; [153]; [297]) ou avec aucune donnée de référence [298], c'est-à-dire qu'ils ont évalué leurs approches par une analyse visuelle pour vérifier les zones de changement. L'expérience et les connaissances humaines sont utiles lors de l'interprétation visuelle. L'analyste peut incorporer la texture, la forme, la taille et les motifs dans l'interprétation visuelle pour prendre une décision sur le changement.

Avant toute génération de vérité de terrain une conception de l'échantillonnage est l'une des considérations les plus importantes dans la collecte de données de vérité terrain. Cependant, des échantillons de validation doivent être collectés à partir des informations de télédétection auxiliaires, telles que les données SIG, la photographie aérienne, et les observations sur le terrain. Ces informations peuvent être utiles et servent généralement à collecter des données de vérité terrain. Cependant ces informations peuvent fournir la base des informations supplémentaires sur laquelle des décisions et des mesures sur les images peuvent être prises pour générer une carte de référence de couverture du sol et de détection des changements. Ces échantillons ont ensuite été interprétés visuellement et utilisés dans un processus de génération de vérité de terrain. La collecte correctement des données de vérité de terrain peut être très difficile, coûteuse et longue. Cependant, il n'y a pas de bonne approche de façon unique du processus de création de vérité de terrain des images de télédétection.

La carte de vérité de terrain peut être utilisée à l'un ou à toutes les objectifs fondamentaux suivants:

1. Aide à l'analyse et à l'interprétation des données de télédétection.
2. vérification des informations extraites des données de télédétection. [3]

Nous fournissons un nouveau processus de génération d'une carte de référence (vérité de terrain) pour la détection des changements qui peut servir aux analystes à l'évaluation de leur approche de détection de changement par télédétection. Ce processus (Figure 4.4) est lui même divisé en deux processus, le premier processus consiste d'abord à la génération

d'une image classifiée pour chaque ensemble d'image multi-temporelle, et le deuxième processus (Figure 4.5) générera une vérité de terrain pour la détection des changements des deux ensembles d'image multi-temporelles.

On considère deux ensembles d'images multi-temporelle (MS_t, PAN_t) et (MS_{t-1}, PAN_{t-1}) :

- A. le premier processus est divisé à un certain nombre d'étapes pour la génération d'une carte classifiée pour chaque ensemble d'image (MS_t, PAN_t) et (MS_{t-1}, PAN_{t-1}) séparément, ces étapes sont comme suit :
- Avant de discuter de l'une des étapes du traitement pour la génération de la carte classifiée de chacun des deux ensembles, il est d'abord important d'impliquer un prétraitement des données comme première étape pour aligner ou corriger la qualité des images, ensuite en passe au traitement. Cette première étape de prétraitement consiste à rééchantillonner l'image MS à la même résolution que l'image PAN, puis géo-référencier les images si nécessaire pour les faire correspondre géographiquement l'une à l'autre.
 - L'étape suivante permet la classification de chaque image indépendamment pour séparer les différentes catégories de caractéristiques présentes dans les images. La classification sera effectuée par trois méthodes séparément K-means, IsoData et la classification manuelle (supervisée). On aura alors une image classifiée pour chaque méthode appliquée à chaque image.
 - Finalement, on devra réunir ces cartes classifiées dans une seule carte classifiée pour chaque ensemble.
- B. le deuxième processus se compose de deux étapes pour générer la vérité de terrain pour la détection des changements des deux ensembles (MS_t, PAN_t) et (MS_{t-1}, PAN_{t-1}), et qui sont comme suit :
- Premièrement, afin d'avoir les changements entre les deux cartes multi-temporelle classifiées résultantes par le premier processus, on applique une soustraction simple entre elles.

- Cette dernière carte comporte le changement des objets réversibles et non-réversibles. Par conséquent on devra supprimer manuellement les changements réversibles qui ne sont pas considérés comme des vrais changements comme les nuages, l'ombre et tous autres bruits visuels et ne laisser que les changements irréversibles qui indiquent les changements réels afin d'améliorer la précision globale de la détection des changements réels. Cette élimination des changements réversible sera faite à l'aide des cartes classifiées précédemment par le premier processus, une analyse visuelle avec une collaboration des méthodes de détection des nuages et de l'ombre permettant d'obtenir un masque.
- Finalement en aura une carte de vérité de terrain qui montre les changements prévus et réelles et qui pourrait être utilisée comme référence pour l'analyse et l'évaluation des résultats.

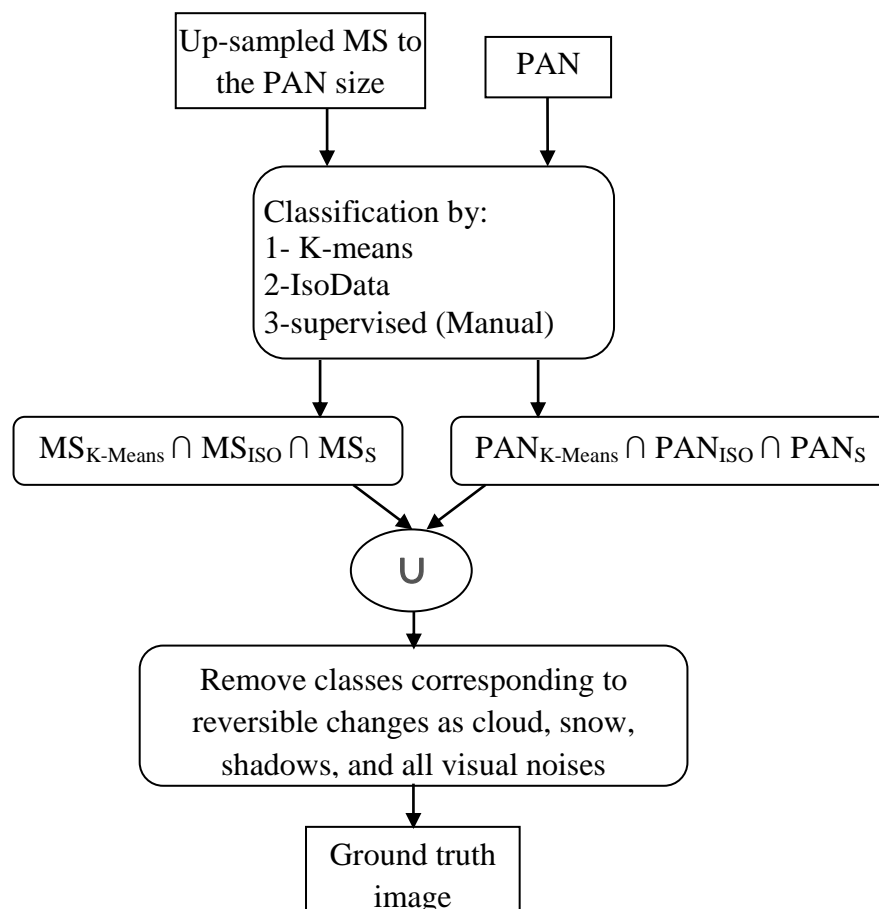


Figure 4.4 : Organigramme de vérité au sol généré.

Conclusion :

Les techniques d'ACP ont des limites lorsque des différences significatives apparaissent dans les conditions d'éclairage [179]. Même avec des seuils d'ajustement, l'ACP peut entraîner l'apparition d'informations inutiles, comme des nuages, ou la perte de certaines informations de changement.

Cette situation nous a conduits à ajouter une deuxième méthode donnant des informations de changement plus précises, consistant en la technique PD qui distingue les vrais changements survenus dans les zones ombragées où la luminosité moyenne est plus faible [179]. La carte du changement résultante contient plus de détails que la carte du changement ACP, alors que toutes les informations de changement ne sont pas détectées. La motivation de la sélection et la combinaison de ces deux méthodes est d'augmenter les performances globales.

Sur la base de cette analyse, nous fournissons une nouvelle méthodologie de détection de changement par télédétection permettant la génération d'une carte des changements réels.

La télédétection est rarement, voir jamais, employée sans l'utilisation des données de référence. Etant donné qu'il n'y a pas toujours une carte de référence fournie dans la plus par des données disponibles. Les chercheurs auront besoins de générer manuellement cette carte de référence pour évaluer les résultats. Par conséquent, on a proposé un nouvel processus de génération manuelle d'une carte de vérité de terrain qui indique le changement entre deux moment, et le considérer comme une approche pour la génération manuelle des cartes de référence pour l'analyse et l'évaluation des résultats des approches de détection des changements.

Chapitre 5

Résultats expérimentaux et discussions

Introduction

Dans ce chapitre, notre approche proposée a été testée sur deux jeux de données apartir de deux satellites différents DEIMOS-2 et IKONOS et dans des zones différentes.

Nous comparons notre approche avec les deux méthodes de base, en se concentrant sur le traitement des données d'images satellitaire Multi-spectrales et Panchromatique à très haute résolution spatiale.

La première méthode est basée sur l'outil statistique de comparaison d'images qui est ACP. Tandis que la seconde est fondée sur l'outil algébrique de comparaison qui est le PD. Nous commençons par la comparaison sur le jeu d'images DEIMOS-2 ensuite sur le jeu d'images IKONOS.

Ce chapitre est divisé en quatre sections, l'ensemble de données utilisé est décrit dans la section 1, tandis que la création de la vérité de terrain pour l'utiliser dans l'évaluation des résultats est discutée dans la section 2. La troisième section concerne les résultats expérimentaux de la détection de changement. Finalement, dans la section 4 une description des critères d'évaluation est décrite, et aussi une discussion des résultats de la détection des changements des images Ms par rapport aux résultats de la détection des changements des bandes d'images MS et PAN, et une comparaison des résultats de l'application des deux méthodes (ACP et PD) séparément par rapport à notre méthode.

1. Les données utilisées

Bien que l'objectif principal de cette thèse soit la création d'application pour la surveillance de l'environnement, les images satellitaires ont servi de principale source des données lors de la surveillance de l'environnement.

Cependant, dans la présente étude, pour évaluer les changements temporels des données de la télédétection par satellite, deux paires d'ensembles de données (deux zones d'étude) de détection de changement, de zone et de capteur différent, ont été choisies et utilisés pour cette expérimentation pour avoir une bonne analyse comme mentionnée dans le chapitre 1.

Chaque ensemble de données de séries chronologique comporte deux jeux de données multi-temporel (acquis à deux dates différents).

On a pu acquérir ces ensembles de données gratuitement. Le premier ensemble de données a été téléchargé à partir de « **IEEE GRSS Data Fusion Contest 2016** » [299], et le deuxième ensemble a été fourni par l'ESA « **L'Agence spatiale européenne en 2019** » [300].

Étant donné que le premier ensemble de données est issu du capteur DEIMOS_2 et le deuxième ensemble de données est issu à partir du capteur IKONOS. Les deux satellites fournissent quatre bandes spectrales discrètes dans les longueurs d'onde visible et proche infrarouge à une résolution spatiale élevée et à une haute qualité. Les ensembles de données utilisés dans les expériences couvrent différents domaines avec différentes tailles et contiennent diverses caractéristiques de surface.

1.1. Étude de cas 1

Le premier ensemble de données utilisé pour les expériences, a été proposé par le « **2016 IEEE GRSS Data Fusion Contest** » [299] acquise par le satellite **DEIMOS_2**, couvrant une zone urbaine et la zone portuaire de Vancouver, Canada ($49^{\circ} 15'N$ $123^{\circ} 6'W$).

Cet ensemble de données est composé de données multi-sources et multi-temporelles, et il englobe deux jeux de données. Le premier jeu de données a été acquis le 31 mars 2015 et l'autre le 30 mai 2015.

Cet ensemble de données a été déjà corrigé, orthorectifié (Correction géométrique des images par création d'images planimétriques) manuellement et rééchantillonnés sur une grille de carte [299] pour faciliter le processus de détection des changements.

Chaque jeu de données possède deux types d'image, une image MS à une résolution de $4m$ et qui contient elle-même quatre bandes (Proche Infra-Rouge (NIR), ROUGE, VERTE et BLEUE) (Figure 5.1), et une image PAN à une résolution de $1m$ et qui contient une seule bande (Figure 5.2).

Ces données comprennent les zones urbaines, la végétation, le port, les bateaux et les nuages. Entre ces deux jeux multi-temporels, la plupart des changements réels sont dus aux mouvements des bateaux et des navires et quelque changement de la végétation due à l'effet saisonnière.

Ces données ont été comparées les uns aux autres et ont été utilisées pour effectuer des études de détection des changements pour la période 31 mars 2015 et 30 mai 2015. Nous présentons ces images originales de la ville de Vancouver du satellite DEIMOS-2 sur les Figures 5.1 et 5.2.

Bien que ces zones d'intérêt puissent concerner une grande surface, il ne sera généralement pas possible de mener l'analyse et l'évaluation de la DC efficacement si cette zone de préoccupation n'est pas divisée en régions plus petites. L'évaluation de DC localement sur des sous-zones plus petites peut nous aider. Par conséquent que, cet ensemble de données à été devisé en cinq sous-régions d'intérêt ciblées (Figure 5.1 et 5.2) (bateaux sous les nuages, stade...) qui comprend une taille de scène de 400×400 pixels. Chacune de ces régions a été utilisée pour l'analyse et l'évaluation.

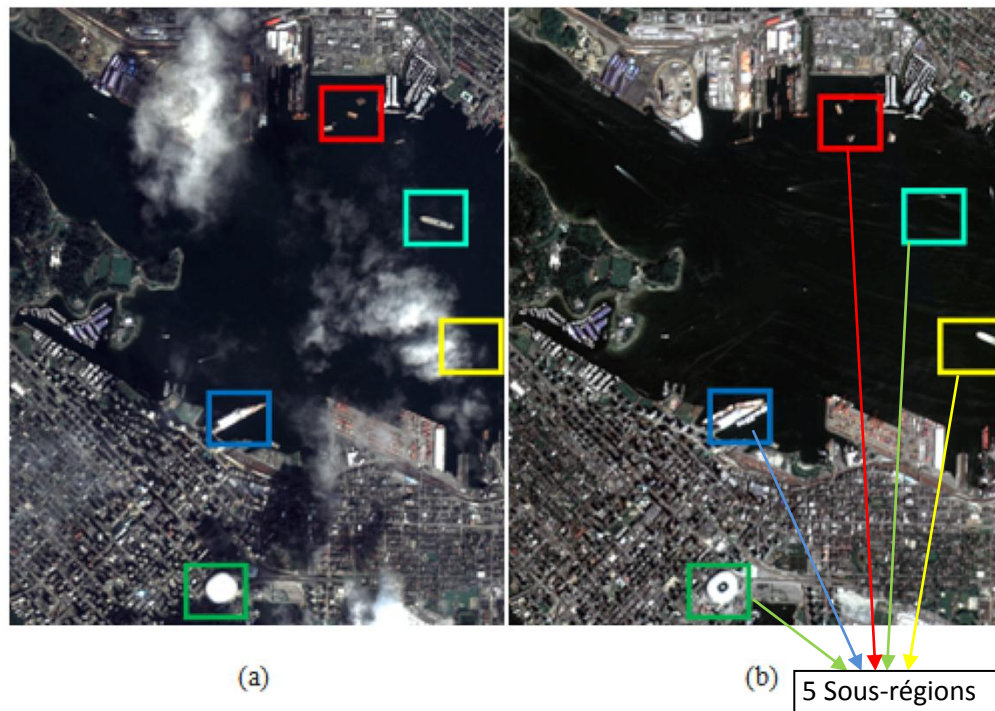


Figure 5.1 : Les images multi-spectrales issues du capteur DEIMOS-2 avec les cinq sous-régions entourées par des carrés : (a) 31 Mars 2015, (b) 30 Mai 2015.

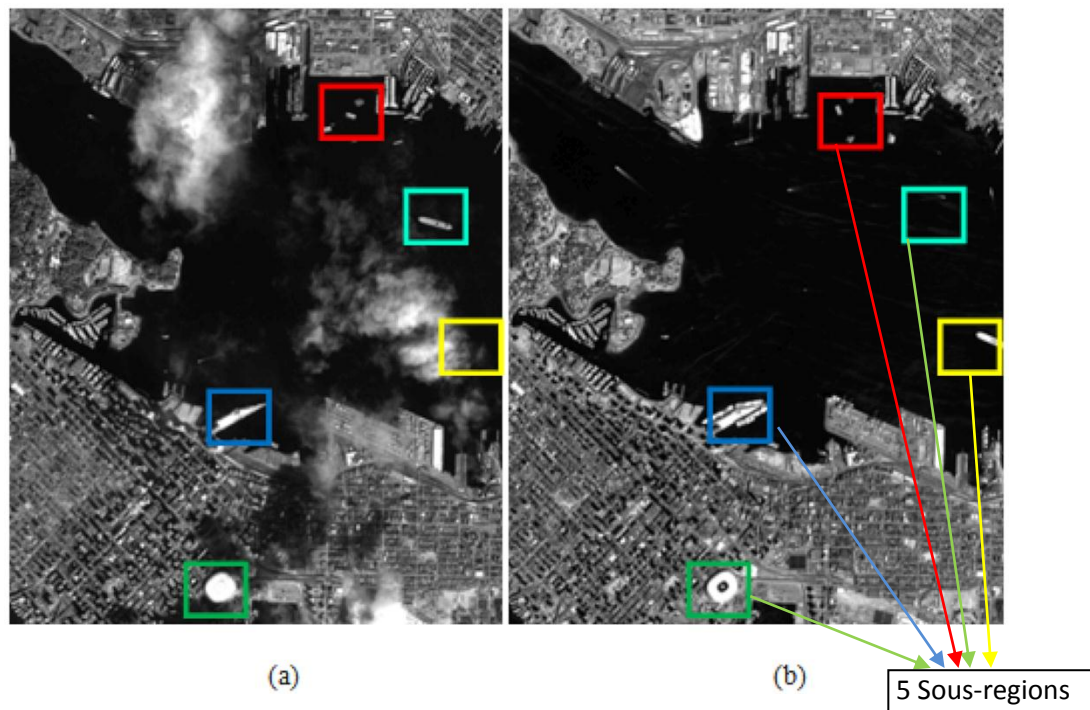


Figure 5.2 : Les images panchromatiques du capteur DEIMOS-2 avec les cinq sous-régions encadrées par des carrés: (a) 31 Mars 2015, (b) 30 mai 2015.

1.2. Étude de cas 2

Un objectif opérationnel peut inclure le test de l'application de DC à d'autres zones géographiques (d'autres images). Par conséquent, la deuxième paire d'ensemble de données multi-temporelles a également été utilisée pour renforcer l'analyse et l'évaluation de la DC.

Cet ensemble de données, a été fourni par l'ESA « **Agence spatiale européenne 2019** » [300] et acquis par le satellite **IKONOS** couvrant la ville de Rome. Il comprend deux jeux d'images multi-temporelles. Le premier jeu de données a été acquis le 21 mai 2007 et le deuxième le 21 décembre 2007. Chaque jeu de données possède deux types d'images, une image MS à une résolution de $4m$ contenant quatre bandes (Proche infra-rouge (NIR), ROUGE, VERT et BLEUE), et une image PAN à une résolution de $1m$ et qui contient une seule bande. Ces images MS et PAN sont présentées sur la Figure 5.3 et 5.4.

Les images de cet ensemble ne correspondent pas géométriquement. Par conséquent dans la phase de prétraitement, les images ont été co-enregistrées pour faciliter le processus de détection des changements et minimiser les erreurs de DC. Ensuite, ont été divisées en sous régions à une taille de scène de 400×400 pour qu'il nous aiderons à l'analyse et l'évaluation.

Ces données ont été comparées les unes aux autres et ont été utilisées pour effectuer des études de détection des changements pour la période le 21 mai 2007 et le 21 décembre 2007.

Ces données comprennent les zones urbaines, la végétation et les petits bateaux. Entre ces deux jeux multi-temporels, la plupart des changements réels sont dus aux mouvements des bateaux et quelque changement de la végétation due à l'effet saisonnière.

Ces images de la ville de Rome du satellite IKONOS sont présentées sur les Figures 5.3 et 5.4.

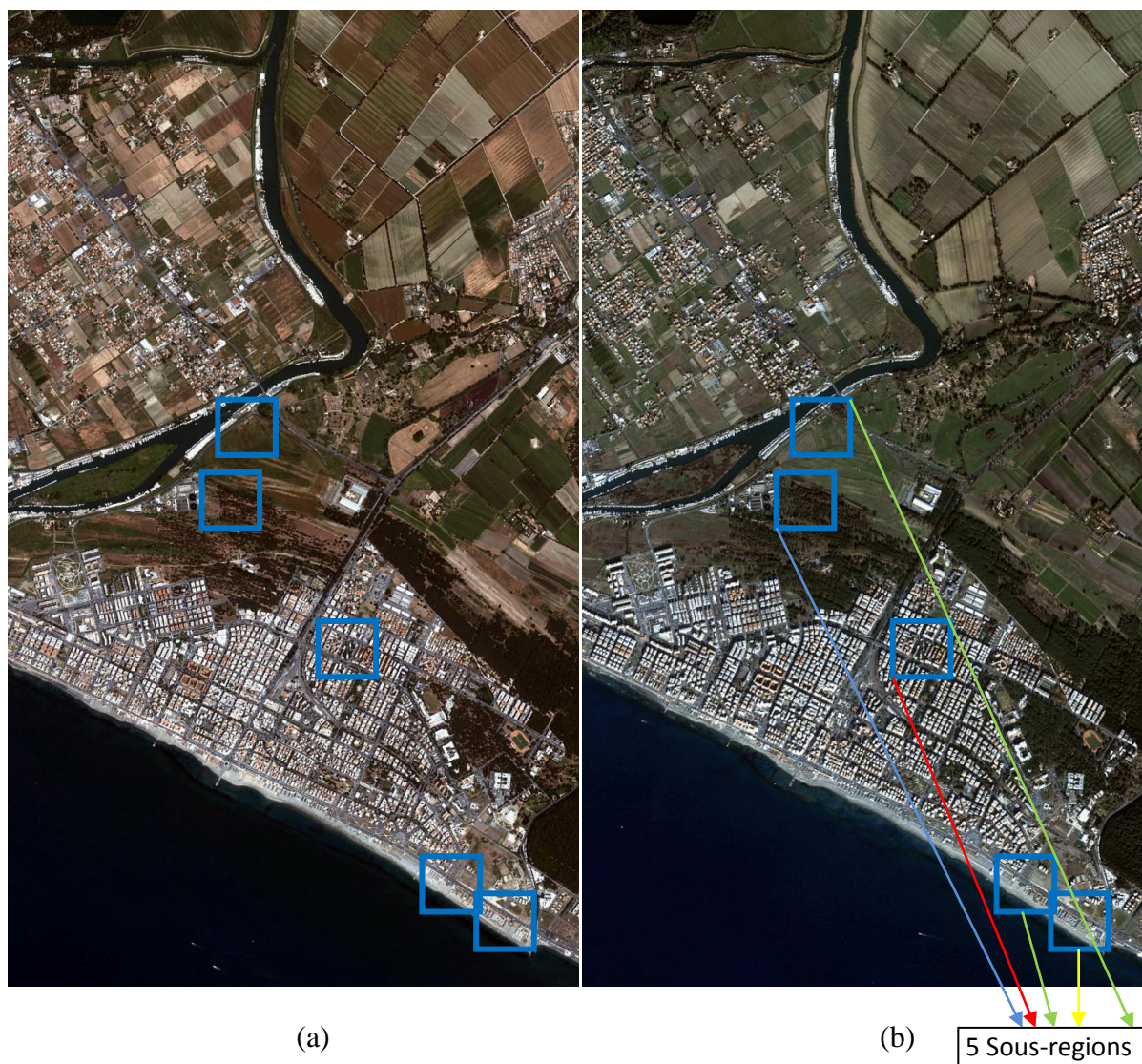


Figure 5.3 : Les images multi-spectrales issue du capteur IKONOS avec les cinq sous-régions mentionné en carrée : (a) 21 Mai 2007 ; (b) 21 Décembre 2007.

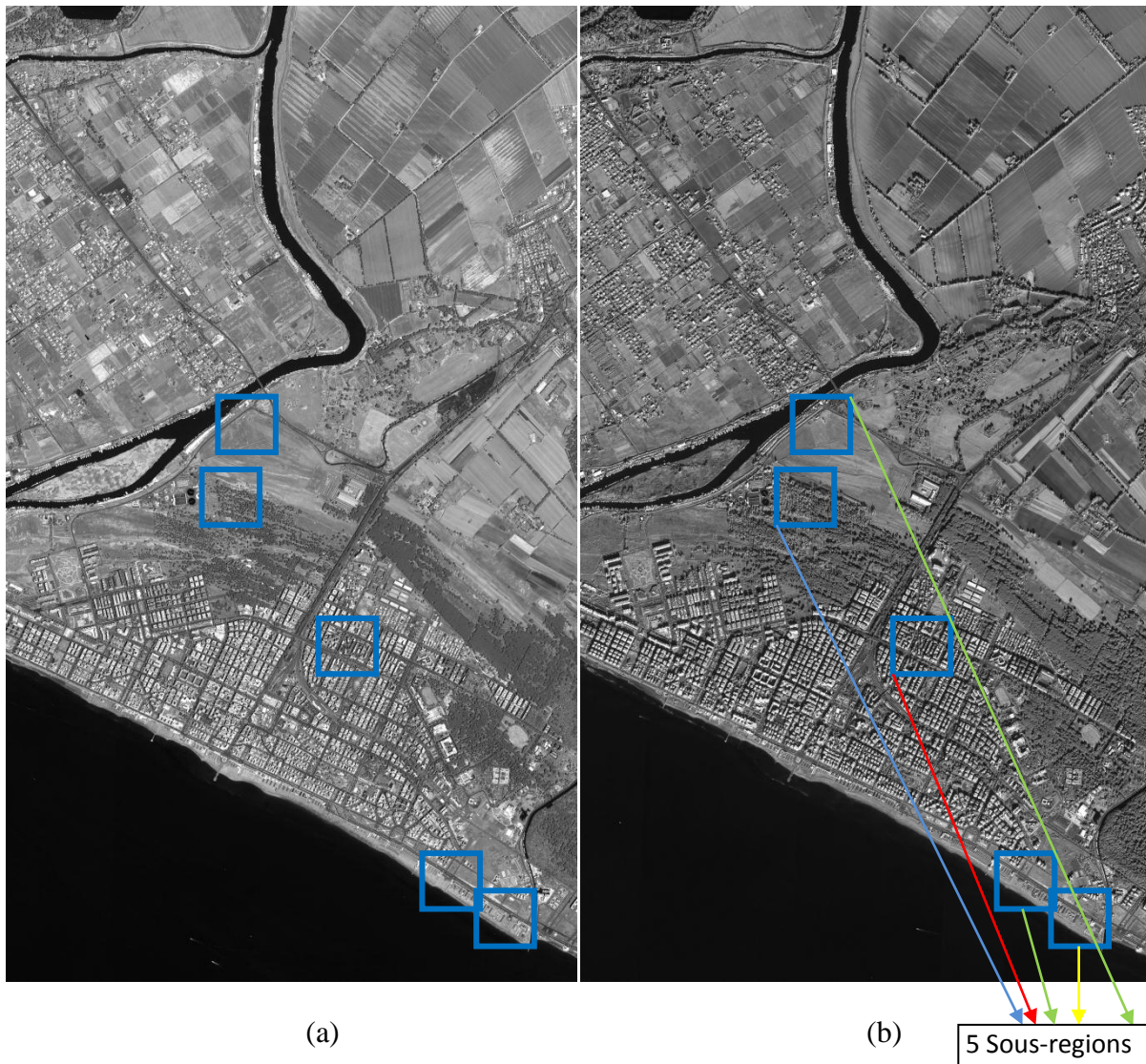


Figure 5.4 : Les images panchromatiques du capteur IKONOS avec les cinq sous-régions mentionné en carrée: (a) 21 Mai 2007 ; (b) 21 Décembre 2007.

2. Création de vérité de terrain

Comme nous l'avons indiqué dans le chapitre méthodologie, la télédétection est rarement, voir jamais employée sans l'utilisation d'une carte de référence.

Cependant, pour l'analyse quantitative et une comparaison des performances entre les cartes de changement résultantes, nous aurons besoins d'une vérité de terrain comme carte de référence. Malheureusement, il n'y a pas une carte de référence fournie avec les ensembles de donnée utilisé. On applique donc notre approche proposé (Figure 4.4) pour

la génération manuelle d'une vérité de terrain qui pourrait être utilisable pour la vérification, l'évaluation et l'analyse des résultats de la DC.

Afin d'évaluer la précision du résultat final, les vérités de terrain échantillonnées ont été générées manuellement pour chaque ensemble de données par deux étapes:

- Premièrement, génération d'une carte classifiée pour chaque jeu de données multi-temporelle basant sur un échantillonnage spatial aléatoire, des opérations de classification, et une analyse détaillée (interprétés visuellement) d'échantillons d'intérêt par rapport à une base d'informations auxiliaires à partir des observations par satellite (par exemple, Google Earth Data). La carte présentant les changements détectés est simplement l'image de différence entre les deux cartes classifiées des deux ensembles de données multi-temporelle.
- Finalement, pour détecter le vrai changement (changement de vérité au sol), on a supprimé facilement les classes correspondant aux changements réversibles tels que les nuages, la neige, les ombres, etc..., et également tous les bruits visuels, à l'aide des applications de détection de nuages et de l'ombre, et une sélection manuelle d'échantillons d'intérêt.

Les vérités de terrain (les cartes de référence) générées manuellement à l'aide de notre approche pour l'évaluation des résultats de la DC, sont représentées dans les Figure 5.5 (e).

Cette génération manuelle de vérité de terrain a été longue et complexe surtout pour les images IKONOS, en plus qu'elle nécessite une analyse visuelle, mais elle aide généralement à orienter les analystes à la génération manuelle de la carte de référence pour effectuer des mesures sur les résultats quand il y a un manque des données de référence pour l'évaluation.

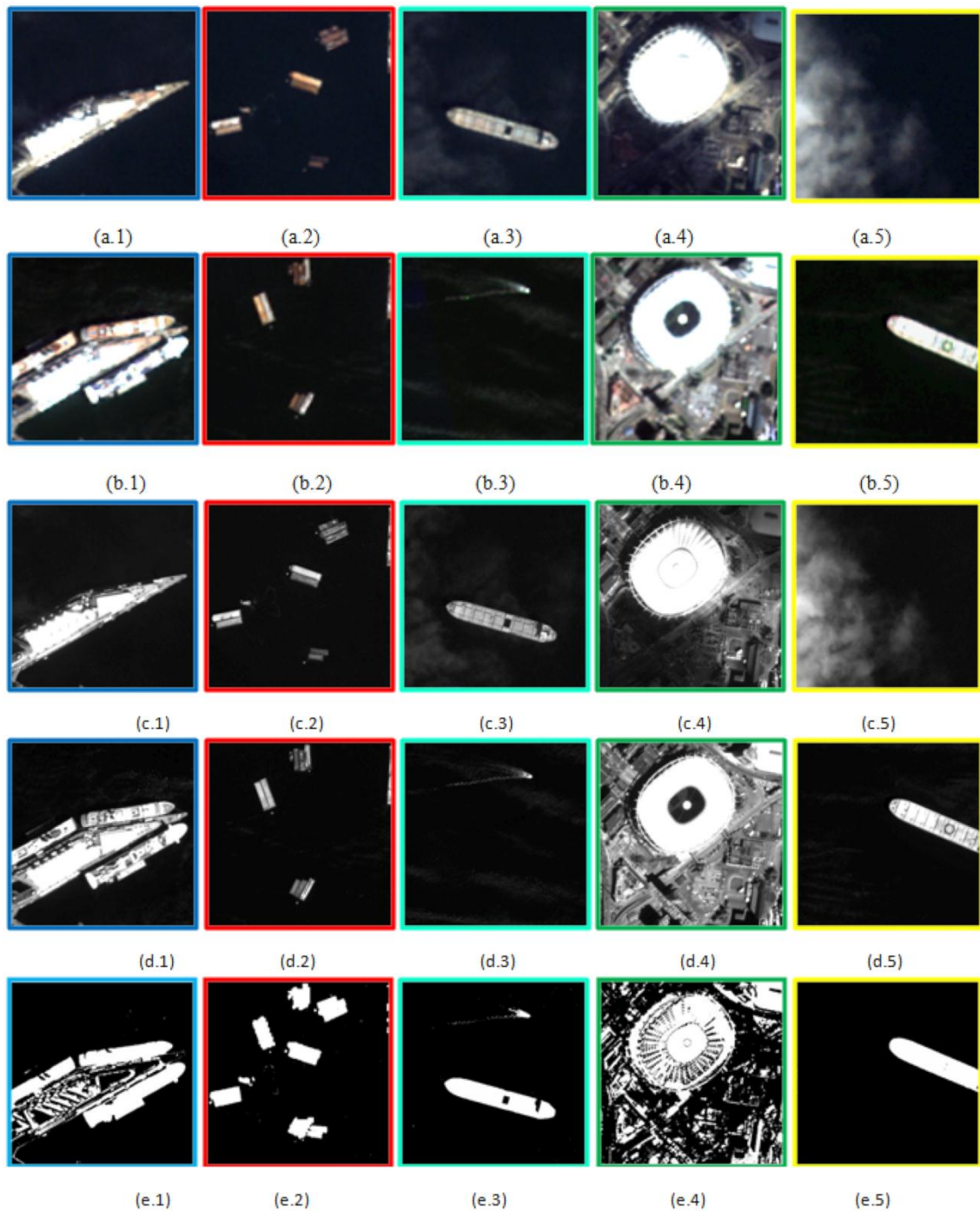


Figure 5.5 : Sous-régions ciblées des images DEIMOS-2 (a) MS le 31 mars 2015; (b) MS le 30 mai 2015; c) PAN le 31 mars 2015; d) PAN le 30 mai 2015; (e) Vérité de terrain.

3. Expérimentation et résultats

Dans cette expérience, on a testé plusieurs méthodes afin de les comparer et évaluer leur qualité et leurs limites avec notre approche. À cette fin, nous avons choisi de tester les

méthodes ACP et PD séparément sur les images MS. Ensuite les tester sur les deux images MS et PAN pour avoir plus de détail, nous aurons d'abord besoin de redimensionnées spatialement l'image MS à la même résolution spatiale de l'image PAN. Et finalement appliquer notre méthode sur ces images redimensionnées.

Afin de tester les résultats présentés dans ce chapitre, toutes les simulations ont été effectuées sur un ordinateur portable équipé d'Intel Core i3 2,53GHz, de 4Go de RAM DDR3. Et on a utilisé le logiciel ENVI/IDL pour détecter les changements, en utilisant les étapes de la structure proposée.

3.1. Étude de cas 1

Dans cette section, on a utilisé les images acquises par le satellite DEIMOS-2 dans nos expériences. Premièrement, les méthodes de DC (ACP et PD) ont été testées séparément sur les images MS (I_{t-1}^i, I_t^i). Les résultats obtenus de ces méthodes sont présentés sur les Figures 5.6 (a) et (b) successivement.

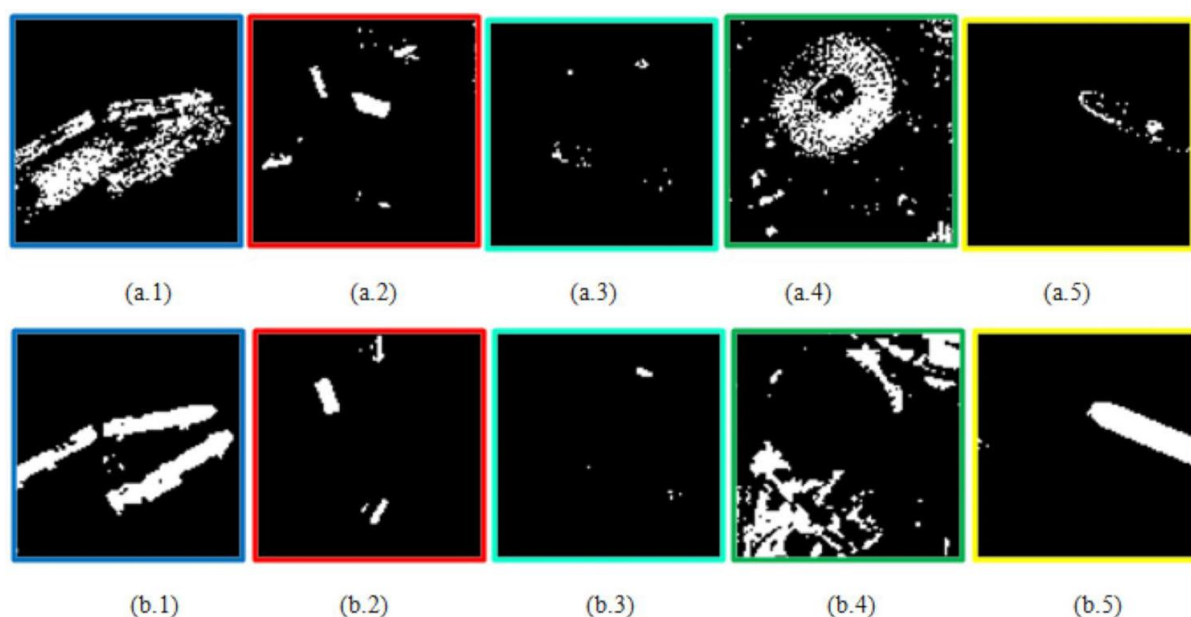


Figure 5.6 : (a) Application de la méthode ACP sur l'image MS; (b) Application de la méthode PD sur l'image MS.

Ensuite, nous avons appliqué séparément chacune des deux méthodes (ACP et PD) sur les images MS (I_{t-1}^i, I_t^i) $_{i \in \{R, G, B, N\}}$ et PAN (P_{t-1}, P_t), sachant que l'image MS est spatialement redimensionnée à la même résolution spatiale de l'image PAN.

Les résultats de cette application sont présentés sur les Figures 5.7 et 5.8. Nous avons ensuite appliqué l'approche proposée sur les images MS (I_{t-1}^i, I_t^i) $i \in \{R, G, B, N\}$ et PAN (P_{t-1}, P_t), et leur résultats sont présentés sur la Figure 5.9.

Le but de ce travail est d'améliorer la détection des changements en éliminant les fausses alarmes et en détectant les vrais changements à l'aide de la méthode proposée qui fusionne les informations sur les changements spectraux et spatiaux.

Les cartes de changement résultantes présentent deux classes, la classe des pixels «sans changement» est présentée en noir et celle des pixels de «changement» est présentée en blanc.

À partir des images résultantes, on constate que la plupart des changements réels sont dus aux mouvements des navires, des bateaux et des conteneurs, ainsi qu'à certains changements de végétation.

3.1.1. Résultats de la méthode ACP

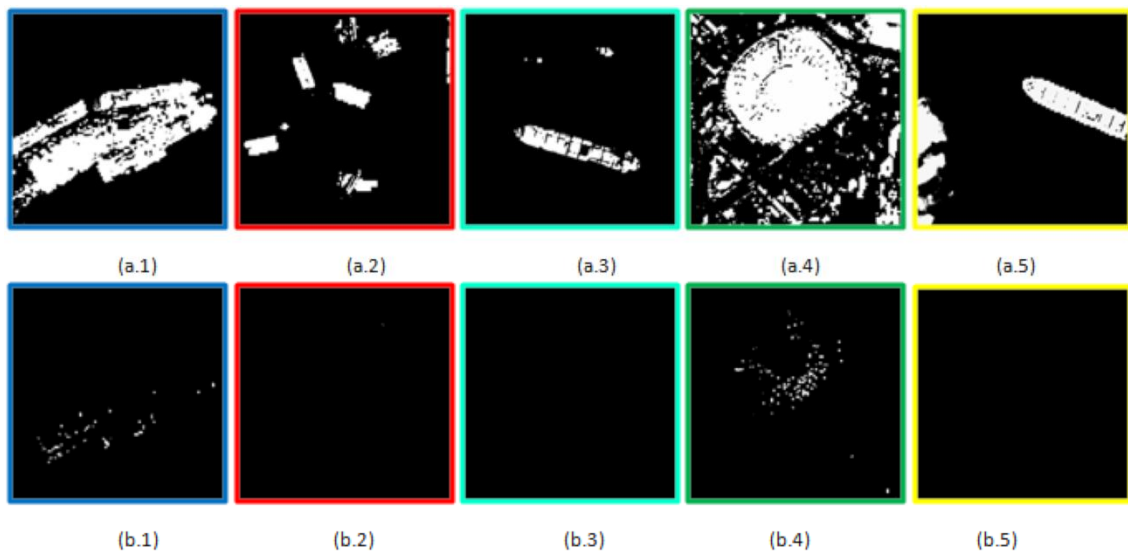
On a entrainé nos expérimentation sur l'application de la méthode de DC ACP sur les quatre bandes de chacune des images MS (Figure 5.6 (a)). Ensuite, on a appliqué la méthode de DC ACP sur les $(n+1)$ bandes séparément, c-à-d les cinq bandes des images MS et PAN (4 bandes de l'image MS + une bande de l'image PAN). Les cinq cartes binaires résultantes de cette dernière étaient fusionnées à l'aide de la somme algébrique afin de réunir les différentes informations du changement apparu dans les diverses bandes, ou on a trouvé les valeurs indiquées dans l'équation (5). Ensuite on a classifié la carte de changement résultante de la fusion des cinq cartes (bandes) binaires résultantes de la méthode ACP en utilisant différentes combinaisons possibles pour extraire le changement et décider la meilleure classification.

Les quatre cas de classification sont :

1. Dans le premier cas (Figure 5.7.a), on a considéré tous changement lorsque un pixel qui indique le changement est dans au moins une des cinq bandes (MS, PAN), c-à-d on a pris tous les pixels qui indiquent les valeurs trouvées dans la carte résultante (Equation 5) et qui sont « 1,2,...,5 ». Ce cas la, génère un

nombre important de fausses alarmes dues à des pixels marqués comme changement dans une seule bande des cinq bandes.

2. Dans la deuxième expérience, nous avons constaté qu'un nombre considérable de changements réels manquants est obtenu lorsque l'on considère un pixel de changement tout pixel changeant simultanément dans les cinq bandes (MS+PAN), c-à-d sa valeur dans la carte résultante (Equation 5) est de « 5 », et par conséquent beaucoup de pixels indiquant le changement ne sont pas détectés (Figure 5.7.b). On peut voir clairement que ces deux premières expériences ne donnent pas la véritable information sur le changement.
3. Ensuite, dans ce cas, on considère un changement les pixels changeant dans au moins deux bandes, c-à-d lorsque sa valeur dans la carte résultante est égale ou supérieure à « 2 » (Equation 5), la classification résultante conduit à des informations de changement plus détaillées et presque vrais que les deux précédentes (Figure 5.7.c).
4. En effet, les résultats de cette dernière est encore meilleurs que ceux obtenus dans ce cas la (Figure 5.7.d), où on considère un changement tous pixels changeant dans au moins trois bandes, c-à-d quand leur valeur dans la carte résultante est égale ou supérieure à « 3 » (Equation 5).



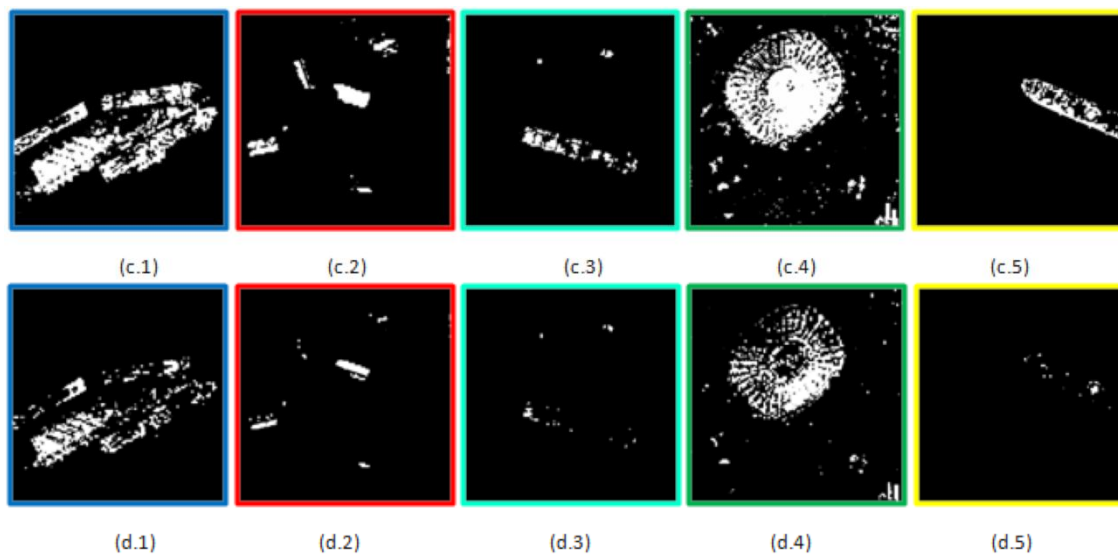


Figure 5.7 : Application de la méthode ACP sur les images MS et PAN: (a) ou le changement est apparu dans au moins une bande des $(n+1)$ bandes des images MS et PAN ($\sum_{i=1}^{n+1}(X_i)=1,2,\dots,5$); (b) ou le changement est apparu dans toutes les cinq bandes simultanément ($\sum_{i=1}^{n+1}(X_i)=5$); (c) ou le changement est apparu dans au moins deux bandes des $(n+1)$ bandes des images MS et PAN ($\sum_{i=1}^{n+1}(X_i)=2,\dots,5$); (d) ou le changement est apparu dans au moins trois bandes des $(n+1)$ bandes des images MS et PAN ($\sum_{i=1}^{n+1}(X_i)=3,\dots,5$).

3.1.2. Résultats de la méthode PD

Dans un premier temps, on a appliqué la méthode PD sur les images MS, ou leur résultat est présenté sur la Figure 5.6.b. Sachant que, l'interprétation des résultats était réalisée par la méthode de seuillage à l'aide des calculs automatiques des seuils $S0$ et $S1$ des équations 1 et 2, et non manuellement comme été généralement appliqué dans la littérature, lors de l'utilisation de la méthode PD standard.

Ensuite, on a appliqué la méthode PD sur les cinq bandes des images MS et PAN, ou leurs cartes résultantes sont illustrées dans la Figure 5.8. Ces cartes résultantes présentent différentes cas de classification pour extraire les changements, ces cas sont comme suit :

1. Dans le premier cas, on considère tout changement les pixels changeant dans au moins une des cinq bandes (Figure 5.8.a), où leurs valeurs représentées dans la carte fusionnée (Equation 5) et de « 1, 2, ...ou 5 ».

2. Dans le deuxième cas, on considère tout changement les pixels changeant dans toutes les cinq bandes simultanément (Figure 5.8.b), où leurs valeurs indiquées dans la carte résultante est égale à « 5 » (Equation 5). De toute évidence, aucun des résultats de ces deux premiers cas ne montre la vraie carte de changement car le premier cas illustre un assez grand nombre de fausses alarmes liées aux ombres portés d'une part et aux nuages d'une autre part, ainsi que le deuxième cas entraîne beaucoup d'information de changement manquées.
3. Dans ce cas la, on considère tous changement les pixels changeant dans au moins deux des cinq bandes (Figure 5.8.c). Leurs valeurs dans la carte du changement sont de « 2,3,...ou 5 ».
4. Dans ce dernier cas, on considère tous changement les pixels changeant dans au moins trois des cinq bandes (figure 5.8.d), ou leurs valeurs dans la carte résultante sont de « 3,... ou 5 ». Ces deux dernières cartes résultantes sont trop proches et affichent de vraies cartes de changement. L'utilisation du paramètre de précision globale nous aide à déterminer que le changement apparaît mieux lorsque l'on considère les pixels changeant dans au moins trois des cinq bandes (Tableau 5.1). C-à-d quand leurs valeurs dans la carte résultante sont égales ou supérieures à « 3 » (Equation 5).

Cette technique a conduit à des objets plus détaillés et qui ne sont pas détectés lors de l'application de PD sur des bandes MS uniquement (Figure 5.6.b). De plus, nos expériences menées ont montré que certains pixels de changement détectés à l'aide de l'application de la méthode ACP sur les cinq bandes ne sont pas détectés lors de l'application de la méthode PD, de même que certain changement détecté par l'application de la méthode PD ne figurant pas dans les résultats de la méthode ACP. Par conséquent, une combinaison des deux méthodes combinera les changements apparus dans les deux méthodes. Ainsi elle améliorera certainement notre processus de détection des changements, comme indiqué dans la description des résultats de notre méthode proposée décrite dans la section suivante.

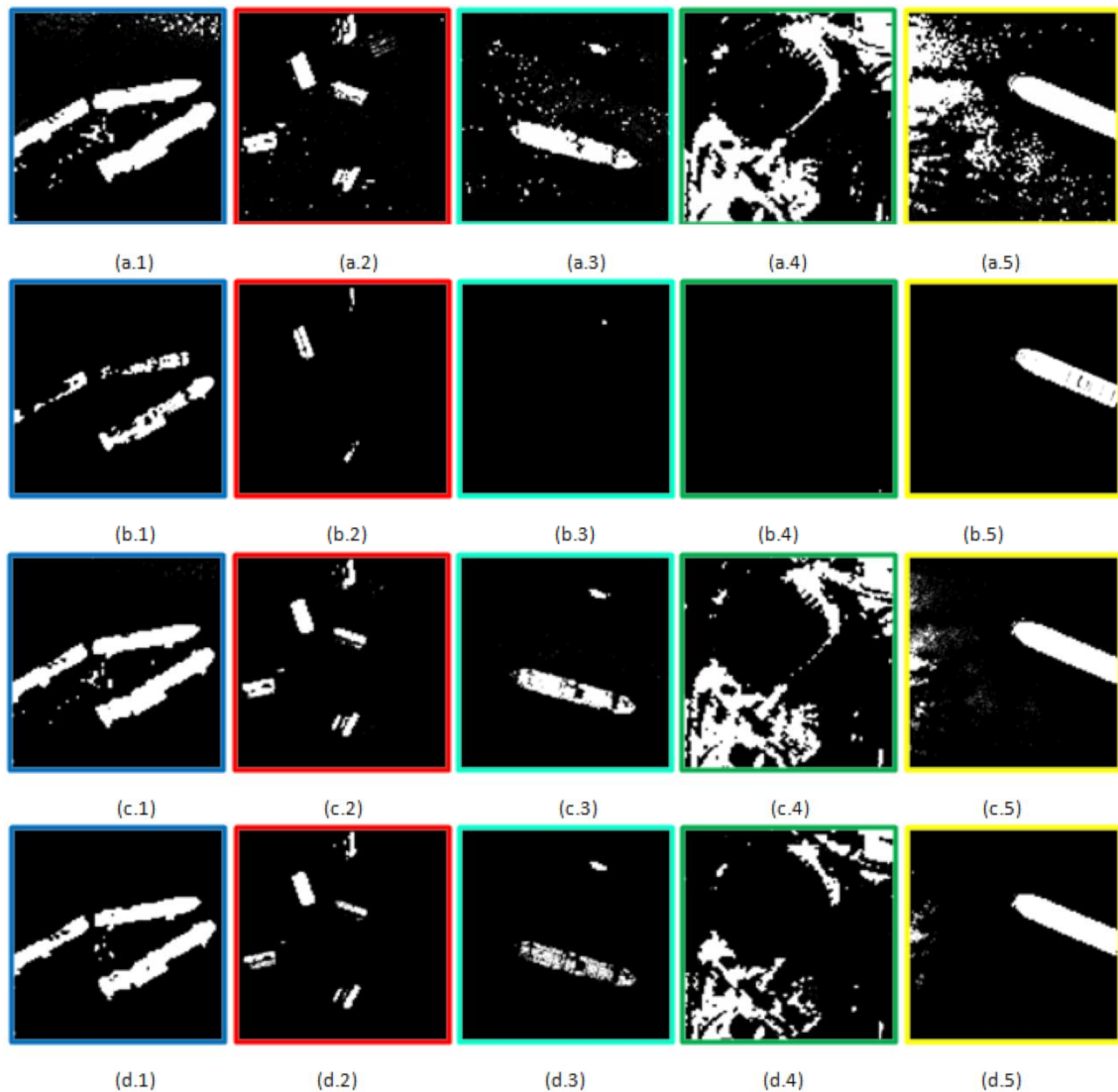


Figure 5.8 : Application de la méthode PD sur les images MS et PAN: (a) ou le changement est apparu dans au moins une bande des $(n+1)$ bandes des images MS et PAN ($\sum_{i=1}^{n+1}(X_i)=1,2,\dots,5$); (b) ou le changement est apparu dans toutes les cinq bandes simultanément ($\sum_{i=1}^{n+1}(X_i)=5$); (c) ou le changement est apparu dans au moins deux bandes des $(n+1)$ bandes des images MS et PAN ($\sum_{i=1}^{n+1}(X_i)=2,\dots,5$); (d) ou le changement est apparu dans au moins trois bandes des $(n+1)$ bandes des images MS et PAN ($\sum_{i=1}^{n+1}(X_i)=3,\dots,5$).

3.1.3. Résultats de la méthode proposée

Pour appliquer notre algorithme de la DC proposé que nous l'avons décrit précédemment dans le chapitre 4, nous avons exécuté les deux méthodes de DC, ACP et PD sur les cinq

bandes des deux type d'image PAN (une bande) et MS (4 bandes), afin de combiner les diverses caractéristiques d'information spectrale et spatiale des deux types d'images (MS, PAN) et avoir une richesse en contenu d'information du changements et plus de précision, ainsi de tirer le bénéfice des avantages des deux méthodes (PCA, PD) et combinés leurs résultats afin de générer une seule carte de changement.

On remarque que l'ACP conduit à une détection de changement moins détaillée que PD, tandis que PD ne détecte pas certains changements détecté par l'ACP. En effet, certains des informations de changement, comme les objets couverts par les nuages devenant tout blancs en raison de la luminosité du soleil (comme le stade Figure 5.5.a.4) et ne sont pas détectées par PD par opposition à ACP. En revanche que, PD détecte plus de détails dans les objets que l'ACP.

La carte des changements dérivée de la combinaison des deux méthodes (PCA, PD), a permis d'améliorer les informations sur les changements (Figure 5.9). Le résultat de notre algorithme est très satisfaisant. Ceci explique et montre clairement les avantages de notre méthode, de même que toutes les autres hypothèses de notre modèle sont satisfaites.

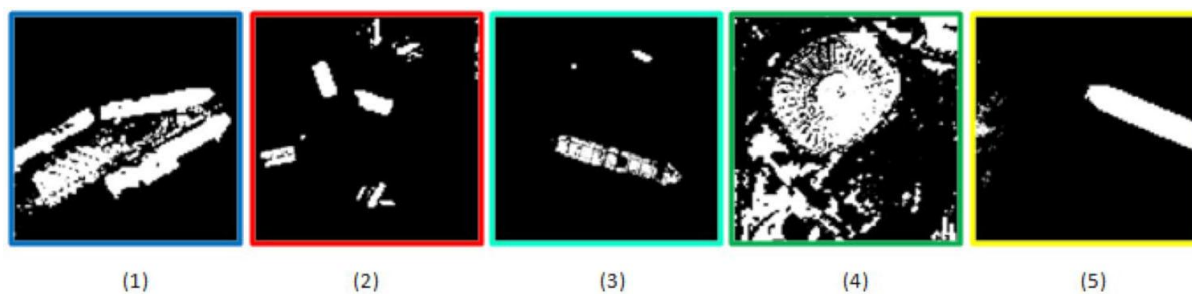


Figure 5.9 : Résultats de l'approche proposée.

3.2. Étude de cas 2

Pour confirmer les résultats de notre méthode, nous avons utilisé une deuxième étude de cas constituée des données acquises à partir du satellite IKONOS.

Le même processus de test que celui suivi dans l'étude de cas 1 a été appliqué à cette étude, sauf que ces images acquises par le satellite IKONOS nécessitent un recalage. Du fait de la meilleure qualité des images IKONOS, avant d'exécuter les étapes de DC de notre algorithme sur les données de cas d'étude 2, il est d'abord important d'appliquer la

première étape de la structure proposée, qui est un prétraitement des données ensuite on passe aux autres étapes de notre algorithme. Par conséquent, des corrections ont été apportées sur ces images. Ces corrections étaient accomplies à l'aide du logiciel ENVI/IDL, et les points de contrôle (27 points de contrôle) qui ont été placés et sélectionnés manuellement, avec une erreur RMS de 0,48.

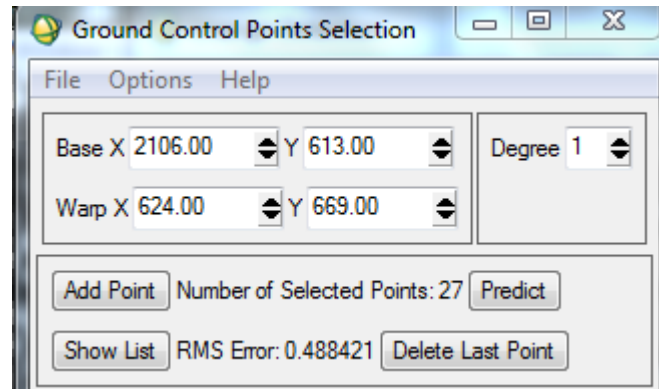


Figure 5.10 : L'erreur RMS des points de contrôle

Les résultats obtenus du processus de test sont illustrés dans les Figures 5.11, 5.12, et 5.13. La Figure 5.11 présente l'application des méthodes ACP et PD sur les quatre bandes des images MS, et la Figure 5.12 présente l'application des méthodes ACP et PD sur les images MS et PAN, et finalement la Figure 5.13 présente l'application de la méthode proposée.

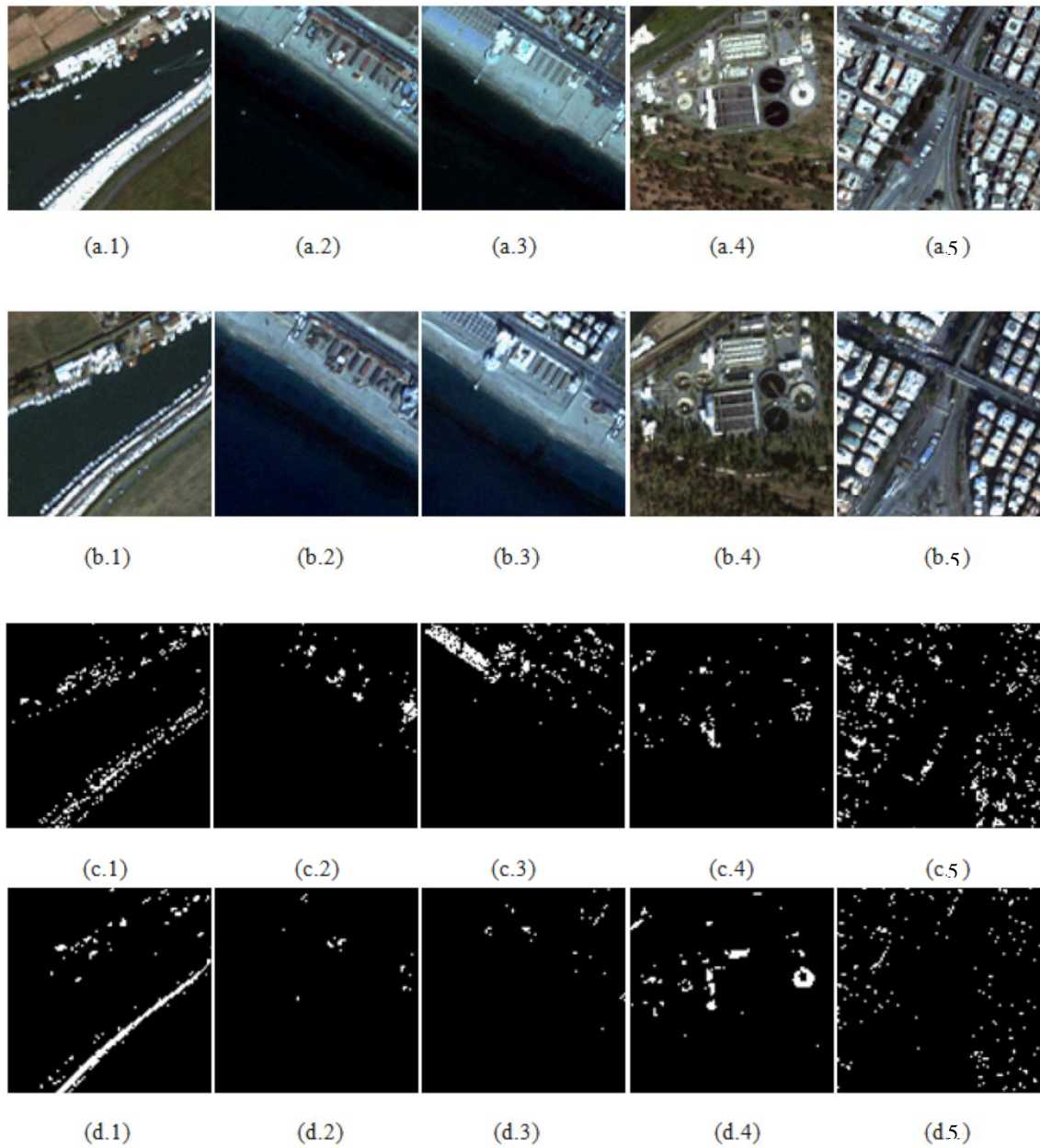


Figure 5.11 : Sous-régions ciblées des images IKONOS (a) MS le 21 Mai 2007; (b) MS le 21 Décembre 2007; (c) Application de la méthode ACP sur les images MS; (d) Application de la méthode PD sur les images MS.



(a.1)

(a.2)

(a.3)

(a.4)

(a.5)



(b.1)

(b.2)

(b.3)

(b.4)

(b.5)



(c.1)

(c.2)

(c.3)

(c.4)

(c.5)



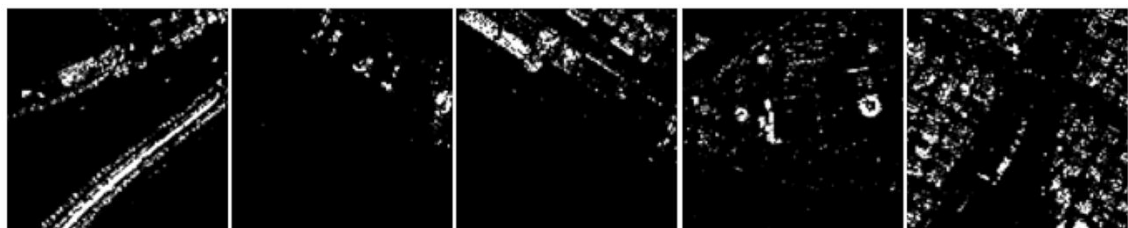
(d.1)

(d.2)

(d.3)

(d.4)

(d.5)



(e.1)

(e.2)

(e.3)

(e.4)

(e.5)

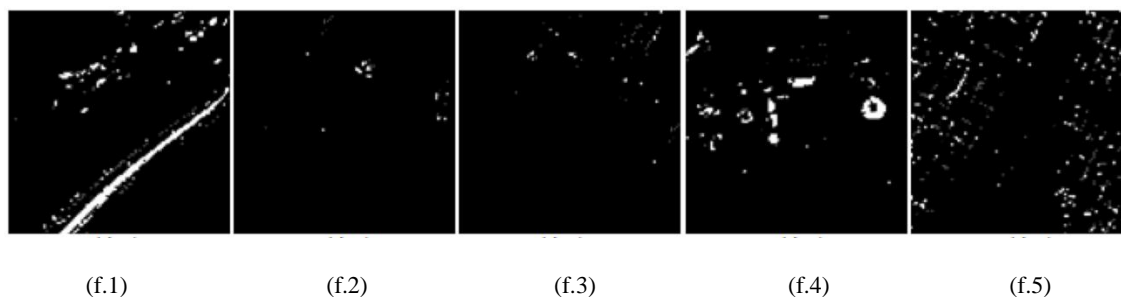


Figure 5.12 : Sous-régions ciblées des images IKONOS : (a) MS le 21 Mai 2007; (b) MS le 21 Décembre 2007; (c) PAN le 21 Mai 2007; d) PAN le 21 Décembre 2007 ; (e) Application de la méthode ACP sur les images MS et PAN; (f) Application de la méthode PD sur les images MS et PAN;

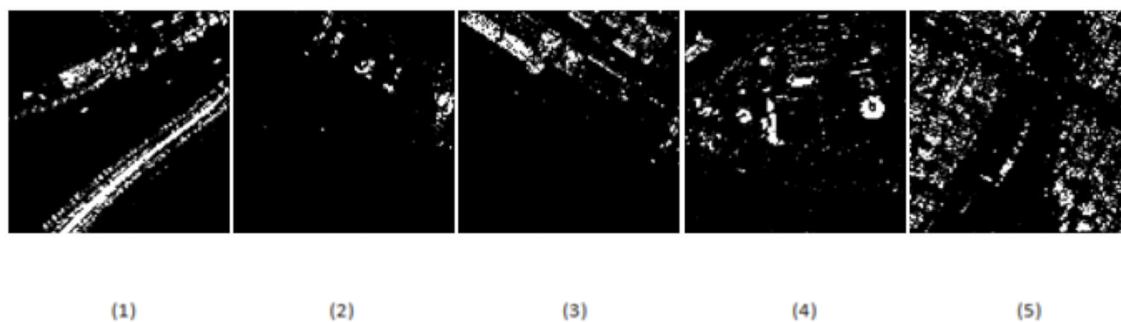


Figure 5.13 : Application de la méthode proposée.

4. Critères d'évaluation et discussion des résultats

4.1. Critères d'évaluation

L'évaluation de l'exactitude est très nécessaire pour comprendre les résultats obtenus et évaluer la robustesse de la technique utilisée à l'aide des données de référence. L'évaluation de la précision est un élément important dans les applications de DC par télédétection. Elle est particulièrement difficile en raison des problèmes de collecte des ensembles de données temporelles fiables sur le terrain.

Diverses techniques et méthodes ont été utilisées pour évaluer les résultats de traitement des données télédétectées. Certains d'elles, les techniques de traitement visuel (ou analogique) appliquées aux données et les analyses par traitement qualitatif et/ou quantitatif.

4.1.1. Analyse qualitative

L'analyse qualitative est une méthode qui permet d'analyser, de comprendre des phénomènes et des comportements. Elle se concentre sur des interprétations visuelles des images superposées de différentes dates pour identifier les zones modifiées. La mesure dans laquelle l'interprétation d'image est utilisée dépend non seulement de la zone étudiée, mais aussi des connaissances de l'analyste sur la zone d'étude. Par exemple, si un analyste a peu ou pas de connaissance d'une zone représentée sur une image, il peut utiliser la forme des objets pour distinguer les objets d'origine humaine des objets d'origine naturelle. La texture d'un objet est également très utile pour distinguer les objets qui peuvent sembler identiques si l'on juge uniquement sur le ton (par exemple l'eau et la canopée des arbres peuvent avoir les mêmes valeurs moyennes de luminosité, mais leur texture est très différente). Cependant, l'analyse visuelle utilise l'excellente capacité de l'esprit humain pour évaluer qualitativement les modèles spatiaux dans une image. L'analyse pour la détection des changements, apparaît comme avoir une sorte de jeu éducatifs d'enfance (de trouver les 7 changements) ce qui facilite l'interprétation visuelle où la distinction d'objet, sauf qu'il faut interpréter l'image résultante à deux égards opposés : (1) les changements réversible et (2) les changements irréversible, par exemple les changements des ombres et des nuages sont parmi les changements réversibles, et il est important de les interprètes parcequ'elles ne sont pas considérer comme information de changement réel. On peut distinguer les nuages et les ombres des autres objets par leur forme et leur couleur. Par exemple, les ombres projetées par diverses objets (bâti, poteaux, etc.) et sa couleur est plus sombre que les autres objets se qui peut certainement aider à leur identification sur les images. La même chose pour les nuages en une forme unique et leur couleur et plus lumineuse.

Par conséquent, les techniques visuelles et numériques doivent être considérées comme complémentaires pour valider les analyses par traitement quantitatif.

L'interprétation visuelle présentent cependant certains inconvénients, car elle peut dépendre fortement de l'expérience de visualisation et nécessitent beaucoup de travail. De plus que, la capacité limitée de l'œil humain à discerner les caractéristiques spectrales sur une image, influence sur la qualité de l'interprétation. Cependant, impossible de fournir

des informations de modification détaillées et il y a une difficulté d'analyser simultanément de nombreuses images spectrales. Néanmoins, qu'elles comportent aussi certains avantages, ou l'expérience et les connaissances humaines sont utiles lors de l'interprétation visuelle. L'analyste peut incorporer la texture, la forme, la taille et les motifs dans l'interprétation visuelle pour prendre une décision sur le changement. De même que, l'analyse visuelle des résultats du DC peut être effectuée sans utiliser de données de référence (vérité de terrain).

4.1.2. Analyse quantitative

De nombreuses approches dans la littérature ont été proposées pour évaluer quantitativement la précision de détection des changements, comme la matrice d'erreur de détection des changements [155] sur deux images, la matrice d'erreur de trajectoire pour l'analyse des changements impliquant plus de deux images [301], la précision basée sur la zone [302], la courbe d'évaluation de la précision [303] et la rationalité basée sur des règles [304] et d'autres méthodes ont également été développées pour analyser la précision de la détection des changements. Certaines recherches antérieures sur la détection des changements ne peuvent pas fournir une analyse quantitative des résultats de la recherche.

La matrice d'erreur ou le tableau de confusion utilisée pour évaluer notre approche est la méthode la plus couramment utilisée dans la littérature pour l'évaluation de l'exactitude, construit à partir des ensembles de données de référence (vérité terrain) et de résultat. Une matrice d'erreur peut identifier l'exactitude globale, les erreurs de faux positifs de commission (désignées comme de fausses alarmes) et les erreurs de faux négatifs d'omission (désignées comme des alarmes de détections manquées) [305]. Des procédures statistiques multi-variées ont également été utilisées pour l'évaluation de l'exactitude et peuvent être développées à partir de cette matrice d'erreur. Les plus couramment utilisées et les plus importantes sont : la précision globale, les erreurs d'omission appelée « **précision du producteur** », les erreurs de commission appelée « **précision de l'utilisateur** » et le coefficient **KAPPA**. Les métriques pour l'évaluation de la précision de la détection des changements sont définies comme suit [215]:

- **La précision observée (OA) «Observed Accuracy»** est une expression d'indication de la performance d'identification des pixels qui indique le

changement et le non-changement. Plus la valeur de l'OA est élevée, une meilleure performance est atteinte.

$$OA = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN) \quad (6)$$

- **L'erreur d'omission (OE) « Omission Error »** est la probabilité qu'un pixel qui indique le changement soit identifié incorrectement comme un pixel inchangé. Plus la valeur de l'OE est diminuée, une meilleure performance est atteinte.

$$OE = FN / (FN + TP) \quad (7)$$

- **Kappa** reflète la cohérence. Plus la valeur de Kappa est élevée, une meilleure performance est atteinte.

$$Kappa = (\text{Observed Accuracy} - \text{Accuracy expected by chance}) / (1 - \text{Accuracy expected by chance}) \quad (8)$$

- **Le rappel « Recall »** présente l'identification correcte de la proportion de cas positifs. Plus le rappel est élevé une meilleure performance est atteinte.

$$\text{Recall} = \text{True positive rate} = TP / (TP + FN) \quad (9)$$

- **La F-Measure (FM)** mesure la performance globale de classification. Plus la FM est élevée une meilleure performance est atteinte.

$$FM = 2 * TP / ((FP + TP) + (TP + FN)) \quad (10)$$

Où TP, TN, FP et FN sont définis comme suit:

- **TP « True Positifs »**: ceux qui présentent le nombre des pixels qui indique le changement et qui sont détectés comme des pixels de changement.
- **TN « True Négatives »**: ceux qui présentent le nombre des pixels qui indique le non-changement et ils sont détectés comme des pixels de non-changement.

- **FP « Faux Positifs »**: ceux qui présentent le nombre des pixels qui indique le changement mais ils sont détectés comme des pixels de non-changement.
- **FN « Faux Négatifs »**: présentent le nombre des pixels qui indique le non-changement mais ils sont détectés comme des pixels de changement.

Le facteur le plus important pour générer correctement une matrice d'erreur est la collecte de données de vérité terrain. Notamment, il a été rapporté que la précision dépend de nombreux facteurs, y compris les propriétés de l'image et la condition saisonnière affectant la qualité des images [306], les résultats de prétraitement utilisés pour géo-référencier ou corriger la qualité des images; Ainsi que les résultats des techniques de classification ou de segmentation impliquées affecteront la précision de la détection des changements. En d'autres termes, la carte résultante de l'application de DC peut contenir des erreurs issues des images et des résultats de chaque technique impliquée dans l'application de DC.

4.2. Discussion des résultats

Afin d'évaluer le résultat final de notre approche, on a utilisé les deux méthodes d'évaluation d'écrite précédemment, et qui sont: l'analyse des résultats visuelle (changements détectables: disparitions / apparitions des objets), et l'analyse quantitative qui montre les changements prévus et réels et qui est basée sur la génération de la matrice de confusion permettant de calculer les mesures de précision.

Les ensembles de données utilisés dans les expériences sont des images de télédétection acquises par les satellites DEIMOS_2 et IKONOS, couvrant différents domaines avec différentes tailles et contiennent diverses caractéristiques de surface telles que la végétation, les zones urbaines, la végétation, les navires et les bateaux. Entre ces deux jeux multi-temporels de chaque ensemble, la plupart des changements réels sont dus aux mouvements des bateaux et quelque changement de la végétation due à l'effet saisonnière.

On peut avoir les informations du changement de chaque bande, lorsque les bandes multiples sont analysées indépendamment, puis on réunira leurs informations du changement dans une seule carte de changement.

Cette décision de réunion des informations du changement des bandes analysées est prise par une analyse complète des résultats des cas de classification des deux méthodes (ACP et PD) sur les images MS et PAN du satellite DEIMOS_2 présentés sur les Figure 5.7 et 5.8, et qui sont effectuées en utilisant toutes les combinaisons possibles des bandes résultantes. Pour la méthode PCA la meilleur classification est celle qui considère un changement tous pixels changeant dans au moins deux bandes (Figure 5.7.c), c-à-d lorsque sa valeur dans la carte résultante est égale ou supérieure à « 2 » (Equation 5). Concernant la méthode PD, les deux derniers cas de classification (Figure 5.8.c et 5.8.d) sont très rapprochés visuellement, ou la décision visuelle est difficile. Par contre que l'utilisation du paramètre de précision globale OA (Tableau 5.1) de l'analyse quantitative nous confirme la décision de la meilleur classification et que le changement apparaît mieux lorsque l'on considère les pixels changeant dans au moins trois des cinq bandes (Tableau 5.1), c-à-d quand leur valeur dans la carte résultante est égale ou supérieure à « 3 » (Equation 5). Ces décisions conduit à des informations de changement plus détaillées et presque vraies que les autre cas de classification qui présente les faux négatifs dus aux fausses alarmes (liées aux ombres portées d'une part et aux nuages), et des faux positifs (pixels de changement manquant).

Tableau 5.1 : Le paramètre de précision globale utilisant des images DEIMOS.

Images	MÉTHODES	OA (%)
PAN & MS	• PD: changement détecté dans au moins 2 bandes	89.0820
	• PD: changement détecté dans au moins 3 bandes	89.4150

L'évaluation des performances des informations de changement entre la méthode proposée et les deux autres méthodes (ACP, PD), est présentée dans le Tableau 5.2 et représentée sous forme de graphe sur la Figure 5.14 pour le satellite DEIMOS et est présentée dans le Tableau 6 et représentée sous forme de graphe sur la Figure 5.15 pour le satellite IKONOS.

L'utilisation de la bande de l'image PAN en plus des bandes spectrales de l'image MS pour les deux méthodes (ACP, PD) permet d'extraire des informations du changement

plus détaillées par rapport à l'utilisation de l'image MS, avec une précision globale de changement observée pour la méthode PCA de 89,46% et le coefficient Kappa de 49.98% pour l'étude de cas 1 (images du satellite DEIMOS) (Tableau 5.2) et une précision globale de 84,61% et le coefficient Kappa de 21.39% pour l'étude de cas 2 (images du satellite IKONOS) (Tableau 5.3). Ainsi, d'une précision globale de changement observée pour la méthode PD de 89.42% pour l'étude de cas 1, ce qui est clairement démontré par une inspection visuelle (Figure 5.6, 5.7 et 5.8 pour l'étude de cas 1) et (Figure 11 (c) et 12 (c) pour l'étude de cas 2). Cependant, notre idée de l'utilisation des deux types d'image MS et PAN, nous a permis de profiter de diverses caractéristiques d'information spectrale et spatiale et avoir une richesse en contenu d'information et plus de précision, ce qui est confirmé par la précision globale et le coefficient Kappa (voir les Tableaux 5.2 et 5.3), sauf que chacune des deux méthodes (ACP, PD) (Figure 5.7 et 5.8) à des informations du changement manquantes, comme le montrent clairement les Figures 5.7.c ; 5.8.d et Figure 5.12.e ; 5.12.f pour les études de cas 1 et 2 respectivement.

Notamment, que certains changements ne sont pas détectés lors de l'utilisation de PD, tandis que d'autres ne sont pas détectés lors de l'utilisation de PCA. Selon l'analyse visuelle, la méthode PCA permet une bonne détection des changements des objets couverts par les nuages ainsi que des objets lumineux (Figure 5.7.c), tandis que la méthode PD permet la détection des changements détaillés des objets (Figure 5.8.d). Chacune des deux méthodes complète les informations du changement de l'autre. Néanmoins, la combinaison des résultats obtenus à partir de l'ACP et de la PD par la méthode proposée (Figure 5.9 et 5.13) améliore le changement détecté par rapport à leur application séparée.

Tableau 5.2 : performances des différentes approches utilisant les images deimos.

Images	METHODS	FM (%)	OE %	OA (%)	KAPPA (%)	RECALL (%)
<i>MS</i>	PCA: change detected on any pair of bands simultaneously	44.3702	68.5078	87.7263	38.7424	31.4922
	PD: change detected on any three bands simultaneously	50.0498	63.6060	88.7093	44.6775	36.3940
	Combine PCA & PD	64.1215	43.8902	90.2405	58.6064	56.1098
<i>PAN & MS</i>	PCA: change detected on any pair of bands simultaneously	55.2785	58.0801	89.4576	49.9817	41.9199
	PD: change detected on any three bands simultaneously	55.0096	58.3656	89.4150	49.7036	41.6344
	Proposed method	71.1690	34.1268	91.7046	66.3608	65.8732

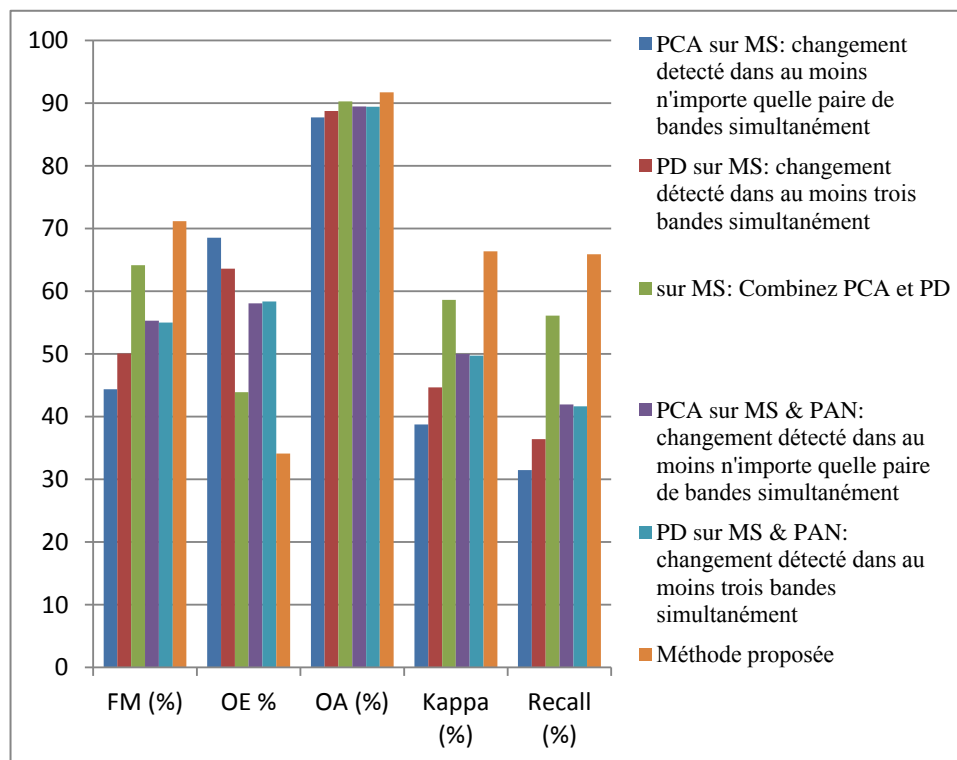


Figure 5.14 : Analyse comparative de différentes approches utilisant des images DEIMOS.

Tableau 5.3 : Performances des différentes approches utilisant les images IKONOS.

Images	Methods	FM (%)	OE %	OA (%)	Kappa (%)	Recall (%)
MS	PCA: change detected on any pair of bands simultaneously	17.1166	90.0403	83.6889	12.9753	9.9597
	PD: change detected on any three bands simultaneously	7.4155	96.0684	83.3983	5.5978	3.9316
	Combine PCA & PD	21.2647	87.1348	83.8893	16.3548	12.8652
PAN & MS	PCA: change detected on any pair of bands simultaneously	26.5325	83.5503	84.6124	21.3933	16.4497
	PD: change detected on any three bands simultaneously	8.3444	95.5565	83.5114	6.4140	4.4435
	Proposed method	29.6676	81.0431	84.8178	24.0900	18.9569

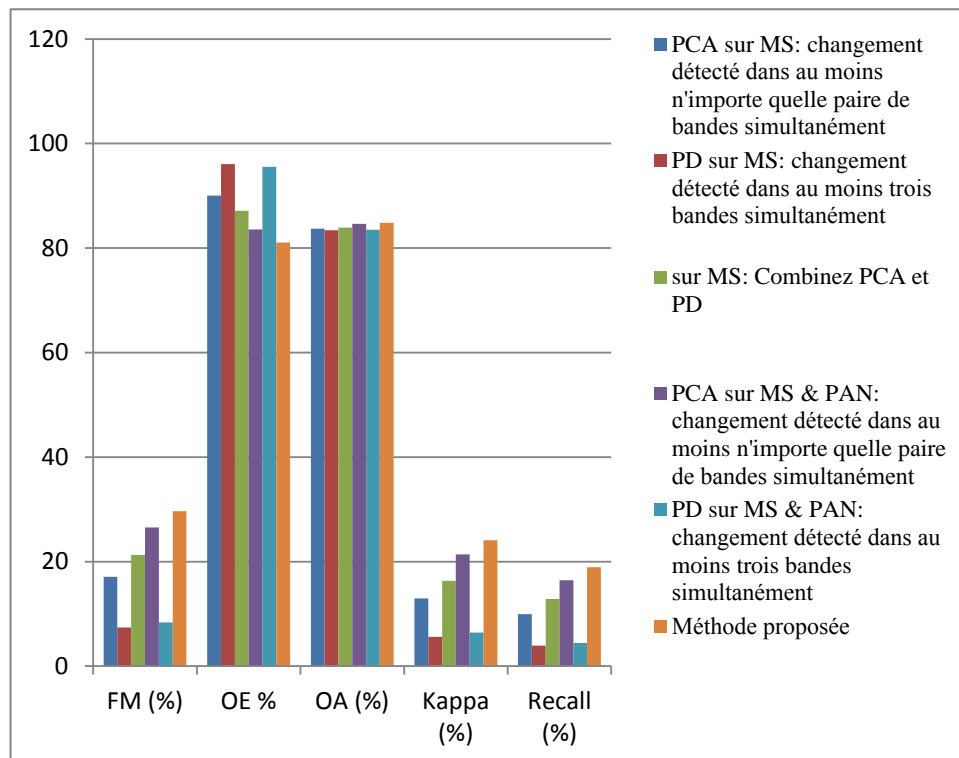


Figure 5.15 : Analyse comparative de différentes approches utilisant des images IKONOS.

Ces résultats montrent clairement les avantages de notre méthode. Le résultat de l'approche proposée, combinant les deux méthodes PCA et PD appliquant entre les deux prises de vue est très satisfaisant, où elle permet une détection des changements fiable et plus détaillée.

Cette approche produit des résultats acceptables et contient des informations beaucoup plus précises sur les changements par rapport aux méthodes PCA et PD appliquées séparément.

En plus de la comparaison visuelle, nous utiliserons la comparaison quantitative en utilisant des indices vrais positifs, vrais négatif, faux positif et faux négatif. En conséquence, les métriques appelées OA, Kappa, FM et Recall sont utilisées pour mieux comprendre et confirmer la performance globale de notre approche. Pour avoir une aperçue de l'analyse, le Tableau 5.2 et la Figure 5.14 pour l'étude de cas 1 (image DEIMOS), et dans le Tableau 5.3 et la Figure 5.15 pour l'étude de cas 2 (image IKONOS) montrent la fiabilité de détection du changement de la méthode proposée par rapport au autre cas.

Par conséquent, cette approche est particulièrement bien adaptée pour la détection des changements sur des paires d'images de télédétection à haute résolution. L'approche élimine les objets réversibles et génère une carte de changement qui influence le changement réel.

Conclusion

Après plusieurs expériences menées sur divers extraits de deux ensembles de données, une nouvelle méthode de détection automatique des changements est proposée, combinant des images MS et PAN multi-temporelles à très haute résolution spatiale, offrant un avantage pour détecter plus de détails de changement. La comparaison des performances de la méthode proposée avec celles des méthodes basées sur ACP et PD montre l'avantage de la proposition au niveau expérimental, et confirmé par les résultats quantitatifs obtenus également.

D'une part, à partir des expériences de l'approche ACP sur des images MS, nous avons observé que les changements pour les objets lumineux sont détectés, tandis que d'autre part, les détails des objets modifiés sont plutôt détectés par l'approche PD.

Notre contribution consistant à combiner les deux approches en utilisant la collection d'images spatiales et spectrales, et en utilisant un seuillage automatique, présente une détection de changement plus réaliste et est capable d'extraire la majorité des informations de changement ce qui est clairement confirmée par les valeurs des métriques. De plus, cette méthode peut également être adaptée de manière efficace et opérationnelle à d'autres événements.

Conclusion Générale

Nous avons présenté une nouvelle approche de télédétection entièrement automatique nécessaire pour le suivi de l'environnement et la surveillance de la couverture terrestre, qui permet l'extraction, l'identification des changements irréversibles et qui ignore les changements réversibles (nuage et ombre) en analysant deux données multi-temporelles de télédétection à haute résolution représentant la même zone géographique.

Cette application utilise une analyse multi-résolution et multi-temporelle de deux types de données spatiales et spectrales (PAN, MS) à haute résolution, en combinant deux méthodes statistiques simples (ACP et PD). Ainsi l'ajout de l'image PAN à l'image MS participe à améliorer la qualité de la carte du changement final. Notre approche de détection des changements a été appliquée sur deux jeux de données multi-temporelles satellitaires le DEIMOS-2 et IKONOS.

Ce travail propose également une structure générale spécifiant les étapes conceptuelles de base pour la réalisation d'une application de détection des changements, et la sélection des meilleurs outils de traitement et de pré-traitement pour atteindre les objectifs déterminés. Cette structure réduit la complexité de la réalisation d'une nouvelle application de détection des changements et fournit un soutien aux chercheurs des futurs projets de télédétection.

De plus on a proposé un algorithme de génération d'une carte de référence (vérité de terrain) permettant des évaluations quantitatives différentes et complémentaires et des validations de l'application de détection du changement. Cela permet aux analystes et aux chercheurs une évaluation directe et quantitative des résultats de la méthode testée, de même que cet algorithme de création de référence est nécessaire pour évaluer la robustesse et la performance du résultat final de l'approche testée en cas d'absence de la carte de référence.

Les résultats expérimentaux et les mesures d'évaluation des performances de l'approche ont été comparées à celles fournies par les deux méthodes de base en n'analysant que l'image MS, ensuite comparées à celles fournies en analysant les deux images MS et PAN. Cette étude a montré que notre méthode fournit, pour les deux jeux de données (DEIMOS-2 et IKONOS), de meilleurs résultats et une performance quantitative raisonnable en ce qui concerne la précision globale allant jusqu'à 91 % et un coefficient Kappa allant jusqu'à 66%, par rapport à ceux obtenus en utilisant les opérations simples de PD et ACP, on peut noter que l'introduction de l'image PAN à l'image MS (données spatiales et spectrales) a permis une extraction de la plupart des informations des changements et donne plus de détail et de précision. Ainsi qu'une amélioration sensible a été obtenue en combinant les résultats des deux méthodes ACP et PD.

Les développements réalisés pendant la thèse ont été conçus dans l'optique d'une détection de changement de n'importe qu'elle objet. La méthode devrait donc pouvoir s'appliquer directement à un objet précis, en adaptant certains caractéristiques des données (résolution, dates, bandes...), et même qu'elle peut être renforcé par un filtre. Cependant, des perspectives immédiates peuvent être envisagées pour rendre l'application développée plus complet et plus opérationnel.

Bibliographie

- [1] Shefali Aggarwal. 2004. Photogrammetry and Remote Sensing Division. Indian Institute of Remote Sensing, Dehra Dun. Satellite Remote Sensing and GIS Applications in Agricultural Meteorology pp. 23-38.
- [2] Short, N.M. 2010. The Remote Sensing Tutorial [web site]. National Aeronautics and Space Administration (NASA), Goddard Space Flight Center. <http://rst.gsfc.nasa.gov/>.
- [3] Lillesand, T.M., Kiefer, R.W, Jonathan Chipman. 2015. Remote Sensing and Image Interpretation, 7th Edition. ISBN: 978-1-118-91947-7 January 2015 736 Pages.
- [4] Rogan J., D.M. Chen. 2004. Remote sensing technology for mapping and monitoring land-cover and land-use change. Progress in Planning 61 (2004) 301–325. doi:10.1016/S0305-9006(03)00066-7.
- [5] Hayet Si Salah, Samy Ait-Aoudia, Abdelmounaam Rezgui & Sally E. Goldin. 2019. Change detection in urban areas from remote sensing data: a multidimensional classification scheme, International Journal of Remote Sensing, DOI: 10.1080/01431161.2019.1583394.
- [6] Hayet Si Salah, Sally E. Goldin, Abdelmounaam Rezgui, Bachari Nour El Islam & Samy Ait-Aoudia. 2019. What is a remote sensing change detection technique? Towards a conceptual framework, International Journal of Remote Sensing, DOI: 10.1080/01431161.2019.1674463.
- [7] Khorram S., Cynthia F. van der Wiele, Frank H. Koch, Stacy A. C. Nelson, Matthew D. Potts. 2016. Principles of Applied Remote Sensing. Springer Cham Heidelberg New York Dordrecht London © Springer Science+Business Media New York. DOI 10.1007/978-3-319-22560-9_1.
- [8] CCT. (D'après le site Web du Centre Canadien de Télédétection : <http://www.ccrs.nrcan.qc.ca>).
- [9] Bonn F. et Rochon G. 1992. Précis de télédétection : Principes et méthodes, vol. 1, Presse de l'Université du Québec / AUPEL – UREF, pp. 3001 – 316.

- [10] Tamilenth S. & Baskaran R. 2013. Urban Change Detection Based On Remote Sensing And Gis Study Of Salem Revenue Division, Salem District, Tamil Nadu, India. *European Journal of Geography* Volume 4, Issue 3:50-59 October 2013.
- [11] Dusseux, P., L. Hubert-Moy, T. Corpetti, and F. Vertes. 2015. Evaluation of SPOT imagery for the estimation of grassland biomass. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 38:72–77.
- [12] Lillesand, T.M; Kiefer, R.W; Chipman, J.W. 2004 *Remote Sensing And Image Interpret Ation* Fifth Edition.
- [13] Kasischke, E.S., Melack, J.M., Dobson, M.C. 1997. The use of imaging radars for ecological applications. *Remote Sensing of Environment* 59, 141–156.
- [14] Grover, K., Quegan, S., Freitas, C.D. 1999. Quantitative estimation of tropical forest cover by SAR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 37, 479–490.
- [15] Quegan, S., Le Toan, T., Yu, J.J. 2000. Multitemporal ERS SAR analysis applied to forest mapping. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing* 38, 741–753.
- [16] Wang, C., H. Zhang, B. Zhang, Y. Tang, H. Wu, X. Wen, and D. Yan. 2009. Disaster phenomena of Wenchuan earthquake in high resolution airborne synthetic aperture radar images. *Journal of Applied Remote Sensing* 3: 031690.
- [17] Zhang, B., W. Perrie, X. Li, and W.G. Pichel. 2011. Mapping sea surface oil slicks using RADARSAT-2 quad-polarization SAR image. *Geophysical Research Letters* 38: L10602.
- [18] Klemas, V. 2010. Tracking oil slicks and predicting their trajectories using remote sensors and models: case studies of the Sea Princess and Deepwater Horizon oil spills. *Journal of Coastal Research* 26: 789–797.
- [19] Moon, W.M., G. Staples, D.-J. Kim, S.-E. Park, and K.-A. Park. 2010. RADARSAT-2 and coastal applications: surface wind, waterline, and intertidal flat roughness. *Proceedings of the IEEE* 98: 800–815.
- [20] Komarov, A.S. and D.G. Barber. 2014. Sea ice motion tracking from sequential dual-polarization RADARSAT-2 images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 52: 121–136.

- [21] Hester, D.B., H.I. Cakir, S.A.C. Nelson, and S. Khorram. 2008. Per-pixel classification of high spatial resolution satellite imagery for urban land cover mapping. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. 74:463–471.
- [22] Hester, D.B., S.A.C. Nelson, H.I. Cakir, S. Khorram, and H.M. Cheshire. 2010. High-resolution land cover change detection based on fuzzy uncertainty analysis and change reasoning. *International Journal of Remote Sensing*. 31:455–475.
- [23] Khorram, S., S.A.C. Nelson, H.I. Cakir, and C.F. van der Wiele. 2012b. Digital image acquisition: preprocessing and data reduction. In: Pelton, J.N., S. Madry, and S. Camacho-Lara, eds. *Handbook of Satellite Applications*, 2nd Edition. New York: Springer, pp. 809–837.
- [24] Jensen, J. R. 2005. *Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective*, 3rd Edition. Upper Saddle River, NJ: Pearson Prentice Hall. 316-526 p.
- [25] Lillesand, T. M., Kiefer R.W, and J. Chipman. 2008. *Remote Sensing and Image Interpretation*, 6th edition. New York: John Wiley and Sons. Pp. 763.
- [26] Lillesand, T.M. and Kiefer, R.W. 1994. *Remote Sensing and Image Interpretation*. 3rd Edition, John Wiley and Sons, Inc. Hoboken, 750. New York . chichester. Brisbane, Toronto, Singapore.
- [27] Khorram, S., F.H. Koch, C.F. van der Wiele, and S.A.C. Nelson. 2012a. *Remote Sensing*. New York: Springer. 134 p. NY. ISBN 978-1-4614-3102-2. doi. 10.1007/978-1-4614-3103-9.
- [28] Zhan, X., Sohlberg, R.A., Townshend, J.R.G., DiMiceli, C., Carroll, M.L., Eastman, J.C., Hansen, M.C., DeFries, R.C. 2002. Detection of land cover changes using MODIS 250 m data. *Remote Sensing of Environment* 83, 336–350.
- [29] Schowengerdt, R.A. 1997. *Remote Sensing: Models and Methods for Image Processing*, Second ed, Academic Press, San Diego, 522 pp.
- [30] Yuan, D., Elvidge, C.D. 1998. NALC land cover change detection pilot study: Washington DC area experiments. *Remote Sensing of Environment* 66, 166–178.
- [31] Jensen, J.R., Cowen, D.J. 1999. Remote sensing of urban/suburban infrastructure and socio-economic attributes. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 65, 611–622.

- [32] Franklin, S.E. 2001. *Remote Sensing for Sustainable Forest Management*, Lewis Publishers, Boca Raton, FL, 407 pp.
- [33] Jensen, J.R. 2000. *Remote Sensing of the Environment: an Earth Resource Perspective*, Prentice Hall, Saddle River, NJ, 544 pp.
- [34] Chen, D., Stow, D.A., Tucker, L., Daeschner, S. 2001. Detecting and enumerating new building structures utilizing very-high resolution image data and image processing. *Geocarto International* 16, 69–82.
- [35] Herold, M., Gardner, M., Hadley, B., Roberts, D. 2002. The Spectral Dimension in Urban Land Cover Mapping from High-Resolution Optical Remote Sensing Data, *Proceedings of the 3rd Symposium on Remote Sensing of Urban Areas*, Istanbul, Turkey, 11–13 June.
- [36] Treitz, P.M., Howarth, P.J. 1999. Hyperspectral remote sensing for estimating biophysical parameters of forest ecosystems. *Progress in Physical Geography* 23, 359–390.
- [37] Ustin, S.L., Smith, M.O., Jacquemoud, S., Verstraete, M., Govaerts, Y. 1999. *Geobotany: Vegetation Mapping for Earth Sciences*. In: Renca, A.N., (Ed.), *Remote Sensing for the Earth Sciences, Third Edition, Manual of Remote Sensing*, vol. 3. Wiley, New York, pp. 707, Published in Cooperation with the American Society for Photogrammetry and Remote Sensing.
- [38] Campbell, P.K.E., B.N. Rock, M.E. Martin, C.D. Neefus, J.R. Irons, E.M. Middleton, and J. Albrechtova. 2004. Detection of initial damage in Norway spruce canopies using hyperspectral airborne data. *International Journal of Remote Sensing* 25: 5557–5583.
- [39] Galvão, L.S., A.R. Formaggio, E.G. Couto, and D.A. Roberts. 2008. Relationships between the mineralogical and chemical composition of tropical soils and topography from hyperspectral remote sensing data. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing* 63: 259–271.
- [40] Weber, B., C. Olehowski, T. Knerr, J. Hill, K. Deutschewitz, D.C.J. Wessels, B. Eitel, and B. Büdel. 2008. A new approach for mapping of Biological Soil Crusts in semidesert areas with hyperspectral imagery. *Remote Sensing of Environment* 112: 2187–2201.

- [41] Sarpa G, Ozcelik M. 2016. Water body extraction and change detection using time series: A case study of Lake Burdur, Turkey. *J Taibah Univ Sci.*11(3):381–391.
- [42] Aggarwal, A., D. Patel, and M. Oza. 2017. On Discovery of Permanent Land Cover Changes using Time Series Segmentation Approach. *Proceedings of ACM IKDD conferences on data sciences, Chennai, India, March 9–11.*
- [43] Wickham, J., C. Homer, J. Vogelmann, A. NeKerrow, R. Mueller, N. Herold, and J. Coulston. 2014. The Multi-Resolution Land Characteristics (MRLC) Consortium—20 Years of Development and Integration of US National Land Cover Data. *Remote Sensing.* 6(8):7424–7441.
- [44] Moulin, S., L. Kergoat, N. Viovy, and G. Dedieu. 1997. Global-scale assessment of vegetation phenology using NOAA/AVHRR satellite measurements. *J climate,* 10 1154-1170.
- [45] Stow, D.A., Chen, D., 2002. Sensitivity of multitemporal NOAA-AVHRR data for detecting land cover changes. *Remote Sensing of Environment* 80, 297–307.
- [46] Stöckli R. and Vidale P. L. 2004. European plant phenology and climate as seen in a 20-year AVHRR land-surface parameter dataset. *International Journal of Remote Sensing.* VOL. 25, NO. 17, 3303–3330. DOI: 10.1080/01431160310001618149.
- [47] Treuhaft, R.N., B.E. Law, and G.P. Asner. 2004. Forest attributes from radar interferometric structure and its fusion with optical remote sensing. *BioScience.* 54(6):561–571.
- [48] Moser G, Serpico S.B. 2006. Generalized minimum-error thresholding for unsupervised change detection from SAR amplitude imagery. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 2006, 44, 2972–2982.
- [49] Rignot, E. J. M., and J. J. Van Zyl. 1993. Change Detection Techniques for ERS-1 SAR Data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 31 (4): 896–906. doi:10.1109/36.239913.
- [50] Chi H, Sun G, Ling F. 2009. Urban dynamic change detection in Southeastern China based on interferometric SAR. In *Proceedings of the IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Cape Town, South Africa, 12–17 July 2009.*
- [51] Blanc, P. 1999. Développement de Méthodes pour la Détection de Changement. PhD diss., Ecole des Mines de Paris. doi: 10.1046/j.1469-1809.1999.6320101.x.

- [52] Bruzzone, L., and F. Bovolo. 2013. A Novel Framework for the Design of Change Detection Systems for Very-high-resolution Remote Sensing Images. *Proceedings of the IEEE* 101 (3): 609–630. doi:10.1109/JPROC.2012.2197169.
- [53] Khorram, S., J. F. Knight, and H. I. Cakir. 2004. Thematic Accuracy Assessment of Regional Scale Land-Cover Data, In: *Remote Sensing and GIS Accuracy*, eds. Ross Lunetta and John Lyon, Chapter 7, pp. 107–124.
- [54] Khorram, S., C.F van der Wiele, and H. Yuan. 2011. Development of a Modified Neural Network Based Land Cover Classification System Using Automated Data Selector and Multiresolution Remotely-Sensed Data. *Geocarto International*. 26(6): 435–457.
- [55] Franklin, J., Phinn, S.R., Woodcock, C.E., Rogan, J. 2003. Rationale and conceptual framework for classification approaches to assess forest resources and properties. In: *Wulder, M., Franklin, S.E. (Eds.), Methods and Applications for Remote Sensing of Forests: Concepts and Case Studies*, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, pp. 279–300.
- [56] Jensen, J.R., Rutchey, K., Koch, M.S., Narumalani, S., 1995. Inland wetland change detection in the Everglades Water Conservation Area 2A using a time series of normalized remotely sensed data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 61, 199–209.
- [57] Phinn, S., Stanford, M., 2001. Monitoring land-cover and land-use change in a rapidly urbanizing coastal environment, the Maroochy and Mooloolah Rivers catchment, 1988–1977. *Australian Geographical Studies* 39, 217–232.
- [58] Fang, H., 1998. Rice crop area estimation of an administrative division in China using remote sensing data. *International Journal of Remote Sensing* 19, 3411–3419.
- [59] McNairn, H., Ellis, J., Van Der Sanden, J.J., Hirose, T., Brown, R.J., 2002. Providing crop information using RADARSAT-1 and satellite optical imagery. *International Journal of Remote Sensing* 23, 851–870.
- [60] Hester, D.B., H.I. Cakir, S.A.C. Nelson, S. Khorram, and H.M. Cheshire. 2009, High-resolution land cover change detection based on fuzzy uncertainty analysis and change reasoning. *International Journal of Remote Sensing*. 31(2): 455–475.

- [61] Chen, M., Q. Zhuang, D.R. Cook, R. Coulter, M. Pekour, R.L. Scott, J.W. Munger, and K. Bible. 2011. Quantification of terrestrial ecosystem carbon dynamics in the conterminous United States combining a process-based biogeochemical model and MODIS and AmeriFlux data, *Biogeosciences*, 8, 2665-2688, doi:10.5194/bg-8-2665-2011.
- [63] Gong, P. J. Wang, L. Yu, Y. Zhao, Y. Zhao, L. Liang, Z. Niu, X. Huang, H. Fu, S. Liu, C. Li, X. Li, W. Fu, C. Liu, Y. Xu, X. Wang, Q. Cheng, L. Hu, W. Yao, H. Zhang, P. Zhu, Z. Zhao, H. Zhang, Y. Zheng, L. Ji, Y. Zhang, H. Chen, A. Yan, J. Guo, L. Yu, L. Wang, X. Liu, T. Shi, M. Zhu, Y. Chen, G. Yang, P. Tang, B. Xu, C. Giri, N. Clinton, Z. Zhu, J. Chen, and J. Chen. 2013. Finer resolution observation and monitoring of GLC: first mapping results with Landsat TM and ETM + data. *Int. J. Remote Sens.* 34(7): 2607–2654.
- [64] Ioannis, M. and M. Braun. 2014. *Land Use and Land Cover Mapping in Europe. Practices and Trends.* Springer Publishers. ISSN 1567-3200/ISBN 978-94-007-7968-6/ISBN 978-94-007-7969-3 (eBook). DOI 10.1007/978-94-007-7969-3.
- [65] Hansen M.C, Loveland T.R. 2012. A review of large area monitoring of land cover change using Landsat data. *Remote Sensing Environment.* 122:66–74. DOI:10.1016/j.rse.2011.08.024
- [66] Vetrivel, A., M. Gerke, N. Kerle, F. Nex, and G. Vosselman. 2018. Disaster Damage Detection through Synergistic Use of Deep Learning and 3D Point Cloud Features Derived from Very High Resolution Oblique Aerial Images, and Multiple-kernel-Learning. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 140: 45–59. doi:10.1016/j.isprsjprs.2017.03.001.
- [67] Trekin, A., G. Novikov, G. Potapov, V. Ignatiev, and E. Burnaev. 2018. Satellite Imagery Analysis for Operational Damage Assessment in Emergency Situations. *ArXiv 1803.00397v1*: 1–12.
- [68] Tu, J., D. Li, W. Feng, Q. Han, and H. Sui. 2017. Detecting Damaged Building Regions Based on Semantic Scene Change from Multi-Temporal High-Resolution Remote Sensing Images. *International Journal of Geo-Information* 6 (131): 1–15.
- [69] Tamkuan, N., and M. Nagai. 2017. Fusion of Multi-Temporal Interferometric Coherence and Optical Image Data for the 2016 Kumamoto Earthquake Damage Assessment. *International Journal of Geo-Information* 6 (188): 1–17.

- [70] Vetrivel, A., M. Gerke, N. Kerle, and G. Vosselman. 2015. Identification of Damage in Buildings Based on Gaps in 3D Point Clouds from Very High Resolution Oblique Airborne Images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 105: 61–78. doi:10.1016/j.isprsjprs.2015.03.016.
- [71] Klonus, S., D. Tomowski, M. Ehlers, P. Reinartz, and U. Michel. 2012. Combined Edge Segment Texture Analysis for the Detection of Damaged Buildings in Crisis Areas. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 5 (4): 1118–1128. doi:10.1109/JSTARS.2012.2205559.
- [72] Tiede, D., S. Lang, P. Füreder, D. Hölbling, C. Hoffmann, and P. Zeil. 2011. Automated Damage Indication for Rapid Geospatial Reporting. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 77 (9): 1–10. doi:10.14358/PERS.77.9.933.
- [73] Tomowski, D., M. Ehlers, and S. Klonus. 2011. Colour and Texture Based Change Detection for Urban Disaster Analysis. Joint urban remote sensing event, Munich, April 11 –13.
- [74] Vu, T. T., and Y. Ban. 2010. Context-Based Mapping of Damaged Buildings from High-Resolution Optical Satellite Images. *International Journal of Remote Sensing* 31 (13): 3411–3425. doi:10.1080/01431161003727697.
- [75] Shi, W., and M. Hao. 2013. A Method to Detect Earthquake-Collapsed Buildings from High-Resolution Satellite Images. *Remote Sensing Letters* 4 (12): 1166–1175. doi:10.1080/2150704X.2013.858839.
- [76] Brett, P., and R. Guida. 2013. Earthquake Damage Detection in Urban Areas Using Curvilinear Features. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 51 (9): 4877–4884. doi:10.1109/TGRS.2013.2271564.
- [77] Brunner, D., G. Lemoine, and L. Bruzzone. 2010. Earthquake Damage Assessment of Buildings Using VHR Optical and SAR Imagery. *IEEE Transactions On Geoscience And Remote Sensing* 48 (5): 2403–2420. doi:10.1109/TGRS.2009.2038274.
- [78] Peijun, L., X. Haiqing, and G. Jiancong. 2010. Urban Building Damage Detection from Very High Resolution Imagery Using OCSVM and Spatial Features. *International Journal of Remote Sensing* 31 (13): 3393–3409. doi:10.1080/01431161003727705.

- [79] Fernandez Galarreta, J. F., N. Kerle, and M. Gerke. 2015. UAV-based Urban Structural Damage Assessment Using Object-Based Image Analysis and Semantic Reasoning. *Natural Hazards and Earth System Sciences* 15 (6): 1087–1101. doi:10.5194/nhess-15-1087-2015.
- [80] Sui, H., J. Tu, Z. Song, G. Chen, and Q. Li. 2014. A Novel 3D Building Damage Detection Method Using Multiple Overlapping UAV Images. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences XL-7*: 173–179. doi:10.5194/isprsarchives-XL-7-173-2014.
- [81] Sofina, N., and M. Ehlers. 2012. Object-Based Change Detection Using High-Resolution Remotely Sensed Data and GIS. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences XXXIX-B7*: 345–349. doi:10.5194/isprsarchives-XXXIX-B7-345-2012.
- [82] Sofina, N., and M. Ehlers. 2016. Building Change Detection Using High Resolution Remotely Sensed Data and GIS. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 9 (8): 3430–3438. doi:10.1109/JSTARS.2016.2542074.
- [83] Mohammadian Mosammam, H., J. Tavakoli Nia, H. Khani, A. Teymouri, and M. Kazemi. 2017. Monitoring Land Use Change and Measuring Urban Sprawl Based on Its Spatial Forms: The Case of Qom City. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science* 20 (1): 103–116. doi:10.1016/j.ejrs.2016.08.002.
- [84] Tauhidur Rahman, M. 2016. Detection of Land Use/Land Cover Changes and Urban Sprawl in Al-Khobar, Saudi Arabia: An Analysis of Multi-Temporal Remote Sensing Data. *International Journal of Geo-Information* 5 (15): 1–17.
- [85] Hegazy, R. I., and M. R. Kaloop. 2015. Monitoring Urban Growth and Land Use Change Detection with GIS and Remote Sensing Techniques in Daqahlia Governorate Egypte. *International Journal of Sustainable Built Environment* 4 (1): 117–124. doi:10.1016/j.ijbsbe.2015.02.005.
- [86] Belal, A. A., and F. S. Moghanm. 2011. Detecting Urban Growth Using Remote Sensing and GIS Techniques in Al Gharbiya Governorate, Egypt. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences* 14: 73–79. doi:10.1016/j.ejrs.2011.09.001.

- [87] Rahman, A., S. P. Aggarwal, M. Netzband, and S. Fazal. 2011. Monitoring Urban Sprawl Using Remote Sensing and GIS Techniques of a Fast Growing Urban Centre, India. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 4 (1): 56–64. doi:10.1109/JSTARS.2010.2084072.
- [88] Singh A. 1989. Digital change detection techniques using remotely-sensed data. *International Journal of Remote Sensing*. 10(6):989–1003.
- [89] Chan, J.C.-W., Chan, K.-P., Yeh, A.G.-O., 2001. Detecting the nature of change in an urban environment—a comparison of machine learning algorithms. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 67, 213–225.
- [90] Fung T. 1992. Land use and land cover change detection with landsat MSS and SPOT HRV data in Hongkong. *Geocarto Int.* 1992, 7, 33–40.
- [91] Abdessetar, M., and Y. Zhong. 2017. Buildings Change Detection Based on Shape Matching for Multi-Resolution Remote Sensing Imagery. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences XLII-2/W7 (Sep)*: 683–687. doi:10.5194/isprsarchives-XLII-2-W7-683-2017.
- [92] Doxani, G., K. Karantzalos, and M. Tsakiri-Strati. 2012. Monitoring Urban Changes Based on Scale-Space Filtering and Object-Oriented Classification. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 15: 38–48. doi:10.1016/j.jag.2011.07.002.
- [93] Doxani, G., S. Siachalou, and M. Tsakiri-Strati. 2008. An Object-Oriented Approach to Urban Land Cover. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences XXXVII*: 1655–1660.
- [94] Dewan, A. M., and Y. Yamaguchi. 2009. Land Use and Land Cover Change in Greater Dhaka, Bangladesh: Using Remote Sensing to Promote Sustainable Urbanization. *Applied Geography* 29: 390–401. doi:10.1016/j.apgeog.2008.12.005.
- [95] Durieux, L., E. Lagabrielle, and A. Nelson. 2008. A Method for Monitoring Building Construction in Urban Sprawl Areas Using Object-Based Analysis of Spot 5 Images and Existing GIS Data. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing* 63: 399–408. doi:10.1016/j.isprsjprs.2008.01.005.

- [96] Reynolds, R., L. Liang, X. Li, and E. J. Dennis. 2017. Monitoring Annual Urban Changes in a Rapidly Growing Portion of Northwest Arkansas with a 20-Year Landsat Record. *Remote Sensing* 9 (1): 1–17. doi:10.3390/rs9010071.
- [97] Li, X., and A. G. O. Yeh. 1998. Principal Component Analysis of Stacked Multitemporal Images for the Monitoring of Rapid Urban Expansion in the Pearl River Delta. *International Journal of Remote Sensing* 19 (8): 1501–1518. doi:10.1080/014311698215315.
- [98] Rashed, T., Weeks, J.R., Gadalla, M.S., Hill, A.G., 2001. Revealing the anatomy of cities through spectral mixture analysis of multispectral satellite imagery: a case study of the greater Cairo region, Egypt. *Geocarto International* 16, 5–15.
- [99] J.M. Ramírez-Cuesta, Inmaculada Rodríguez-Santalla, F. Javier Gracia, María Jose Sanchez-García, Fernando Barrio-Parra. 2016. Application of change detection techniques in geomorphological evolution of coastal areas. Example: Mouth of the River Ebro (period 1957e2013). Elsevier. *Applied Geography* 75 (2016) 12e27.
- [100] Hansen, M.C., S.V. Stehman, P.V. Potapov, T.R. Loveland, J.R.G. Townshend, R.S. DeFries, K.W. Pittman, B. Arunarwati, F. Stolle, M.K. Steininger, M. Carroll, and C. DiMiceli. 2008. Humid tropical forest clearing from 2000 to 2005 quantified by using multitemporal and multiresolution remotely sensed data. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States*. 105(27): 9439–9444.
- [101] Townsend, P.A., R.H. Gardner, T.R. Lookingbill, and C.C. Kingdon. 2012. Remote Sensing and Landscape Pattern Protocol for Land-Cover Monitoring of Parks, Natural Resource Report NPS/NCRN/NRR—2012/575.
- [102] Franklin, S.E. 2010. *Remote Sensing for Biodiversity and Wildlife Management: Synthesis and Applications*. McGraw-Hill Education, Inc. London, England. pp. 346. ISBN 0-07-162247-0.
- [103] Kerr, J.T. and M. Ostrovsky. 2003. From space to species: ecological applications for remote sensing. *Trends in Ecology and Evolution*. 18(6):299–305.
- [104] Turner, W., S. Spector, N. Gardiner, M. Fladeland, E. Sterling, and M. Steininger. 2003. Remote sensing for biodiversity science and conservation. *Trends in Ecology and Evolution*. 18(6):306–314.

- [105] Nelson, S.A.C. 2010. Review: Remote Sensing for Biodiversity and Wildlife Management by Steven E. Franklin, McGraw-Hill Publishers, London, England, 2010, 346 pp. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*. 76(12): 1310–1312.
- [106] Muchoney, D.M., Haack, B., 1994. Change detection for monitoring forest defoliation. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 60, 1243–1251.
- [107] Hargrove, W.W., J. Spruce, J. Kumar, and F.M. Hoffman. 2012. ForWarn Forest Disturbance Change Detection System Provides a Weekly Snapshot of US Forest Conditions to Aid Forest Managers. American Geophysical Union, Fall Meeting 2012. December 2012.
- [108] Spruce, J., W.W. Hargrove, J. Gasser, and S.P. Norman. 2013. Monitoring Regional Forest Disturbances across the US with Near Real Time MODIS NDVI Products included in the ForWarn Forest Threat Early Warning System. American Geophysical Union, Fall Meeting 2013. December 2013.
- [109] Spruce, J., W.W. Hargrove, J. Gasser, J. Smoot, and P. Kuper. 2014. MODIS NDVI Change Detection Techniques and Products Used in the Near Real Time Forwarn System for Detecting, Monitoring, and Analyzing Regional Forest Disturbances. American Geophysical Union, Fall Meeting 2014. December 2014.
- [110] Barrachina, M., J. Cristobal, and A.F. Tulla. 2015. Estimating above-ground biomass on mountain meadows and pastures through remote sensing. 2015. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 38:184–192.
- [111] Englhart, S., V. Keuck, and F. Siegert. 2011. Aboveground biomass retrieval in tropical forests-The potential of combined X-and L-band SAR data use. *Remote sensing of environment*. 115(5): 1260–1271.
- [112] Bowman, D.M.J.S., J.K. Balch, P. Artaxo, W.J. Bond, J.M. Carlson, M.A. Cochrane, C.M. D’Antonio, R.S. DeFries, J.C. D, S.P. Harrison, F.H. Johnston, J.E. Keeley, M.A. Krawchuk, C.A. Kull, J.B. Marston, M.A. Moritz, I.C. Prentice, C.I. Roos, A.C. Scott, T.W. Swetnam, G.R. van der Werf, and S.J. Pyne. 2009. Fire in the Earth System. *Science*. 324(5926):481–484.
- [113] Keywood, M., M. Kanakidou, A. Stohl, F. Dentener, G. Grassi, C.P. Meyer, K. Torseth, D. Edwards, A.M. Thompson, U. Lohmann, and J. Burrows. 2013. Fire in

- the Air: Biomass Burning Impacts in a Changing Climate. *Critical Reviews in Environmental Science and Technology*. 43(1): 40–83.
- [114] Weise, D.R. and C.S. Wright. 2014. Wildland fire emissions, carbon and climate: Characterizing wildland fuels. *Forest Ecology Management*. 317:26–40.
- [115] Al-Saadi, J., J. Szykman, R.B. Pierce, C. Kittaka, D. Neil, D.A. Chu, L. Remer, L. Gumley, E. Prins, L. Weinstock, C. MacDonald, R. Wayland, F. Dimmick, and J. Fishman. 2005. Improving national air quality forecasts with satellite aerosol observation. *Bulletin of the American Meteorological Society* 86, 1249–1261. doi:10.1175/BAMS-86-9-1249
- [116] Liu, Y., R.J. Park, D.J. Jacob, L. Qinbin, V. Kilaru, and J.A. Sarnat. 2004. Mapping annual mean ground-level PM_{2.5} concentrations using Multiangle Imaging Spectroradiometer aerosol optical thickness over contiguous United States. *J. Geophys. Res.* 109: D22206. doi:10.1029/2004JD005025
- [117] van Donkelaar, A., R.V. Martin, and R.J. Park. 2006. Estimating ground-level PM_{2.5} using aerosol optical thickness determined from satellite remote sensing. *J. Geophys. Res.* 111: D21201, doi: 10.1289/ehp.0901623.
- [118] van Donkelaar, A., R.V. Martin, M. Brauer, R. Kahn, R. Levy, C. Verduzco, and P.J. Villeneuve. 2010. Global estimates of ambient fine particulate matter concentrations from satellite-based aerosol optical depth: development and application. *Environmental Health Perspectives* 118(6): 847–855, doi:10.1029/2005JD006996
- [119] Jensen J. R. 1983. Urban/suburban land use analysis. In: *Manual of remote sensing*, Vol. 2, 2nd ed. Falls Church, Virginia: American Society of Photogrammetry; p. 1571–1666.
- [120] Tao, J., S. Auer, and P. Reinartz. 2012. Detecting Changes between a DSM and a High Resolution SAR Image with the Support of Simulation Based Separation of Urban Scenes. 9th European conference on synthetic aperture radar, Nuremberg, Germany. doi:10.1094/PDIS-11-11-0999-PDN.
- [121] Matsuoka, M., and F. Yamazaki. 2004. Use of Satellite SAR Intensity Imagery for Detecting Building Areas Damaged Due to Earthquakes. *Earthquake Spectra* 20 (3): 975–994. doi:10.1193/1.1774182.

- [122] Bouziani, M., K. Goïta, and D. He. 2010. Automatic Change Detection of Buildings in Urban Environment from Very High Spatial Resolution Images Using Existing Geodatabase and Prior Knowledge. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 65: 143–153. doi:10.1016/j.isprsjprs.2009.10.002.
- [123] Tian, J., S. Cui, and P. Reinart. 2014. Building Change Detection Based on Satellite Stereo Imagery and Digital Surface Models. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 52 (1): 406–4017. doi:10.1109/TGRS.2013.2240692.
- [124] Tang, Y., X. Huang, and L. Zhang. 2013. Fault-Tolerant Building Change Detection from Urban High-Resolution Remote Sensing Imagery. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 10 (5): 1060–1064. doi:10.1109/LGRS.2012.2228626.
- [125] Dini, G. R., K. Jacobsen, F. Rottensteiner, M. A. Rajhi, and C. Heipke. 2012. 3D Building Change Detection Using High Resolution Stereo Images. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences XXXIX-B7*: 300–304.
- [126] Tian, J., P. Reinartz, P. d'Angelo, and M. Ehlers. 2013. Region-Based Automatic Building and Forest Change Detection on Cartosat-1 Stereo Imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 79: 226–239. doi:10.1016/j.isprsjprs.2013.02.017.
- [127] Champion, N., D. Boldo, M. Pierrot-Deseilligny, and G. Stamon. 2010. 2D Building Change Detection from High Resolution Satellite Imagery: A Two-Step Hierarchical Method Based on 3D Invariant Primitives. *Pattern Recognition Letters* 31: 1138–1147. doi:10.1016/j.patrec.2009.10.012.
- [128] Bailloeuil, T., V. Prinet, B. Serra, P. Marthon, P. Chen, and H. Zhang. 2005. Urban Building Land Use Change Mapping from High Resolution Satellite Imagery, Active Contours and Hough Voting. *International symposium on physical measurements and signature in remote sensing (ISPMSRS)*, Beijing, China.
- [129] Poulain, V., J. Inglada, M. Spigai, and J. Y. Tournet. 2011. High Resolution Optical and SAR Image Fusion for Building Database Updating. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 49 (8): 2900–2910. doi:10.1109/TGRS.2011.2113351.

- [130] Matikainen, L., J. Hyypä, E. Ahokas, L. Markelin, and H. Kaartinen. 2010. Automatic Detection of Buildings and Changes in Buildings or Updating of Maps. *Remote Sensing* 2: 1217–1248. doi:10.3390/rs2051217.
- [131] Hanson, E., and E. Wolff. 2010. Change Detection for Update of Topographic Databases through Multi-Level Region-Based Classification of VHR Optical and SAR Data. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences XXXVIII (4/C7)*.
- [132] Poulain, V., J. Inglada, M. Spigai, J. Tourneret, and P. Marthon. 2009. Utilisation d'images satellites haute résolution optique et radar pour la mise à jour de bases de données cartographiques.
- [133] Matikainen, L., J. Hyypä, and H. Kaartinen. 2004. Automatic Detection of Changes from Laser and Aerial Image Data for Updating Building Maps. *International Archives of Remote Sensing* 35: 434–439.
- [134] Wan, L., Y. Xiang, and H. Yo. 2019. A Post-Classification Comparison Method for SAR and Optical Images Change Detection. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*: 1–5. doi: 10.1109/LGRS.2019.2892432.
- [135] Deng, J.S., Wang, K., Deng, Y.H., Qi, G.J., 2008. PCA-based land-use change detection and analysis using multitemporal and multisensor satellite data. *International Journal of Remote Sensing* 29, 4823–4838
- [136] Lunetta, R.S., 1998. Project formulation and analysis approaches. In: Lunetta, R.S., Elvidge, C.D. (Eds.), *Remote sensing change detection: environmental monitoring methods and applications*, Ann Arbor Press, Chelsea, MI, p. 318.
- [137] Kennedy, R.E., P.A. Townsend, J.E. Gross. 2009. Remote sensing change detection tools for natural resource managers: understanding concepts and tradeoffs in the design of landscape monitoring projects. *Remote Sensing of Environment*. 113(7):1382–1396.
- [138] Townsend, P.A., Lookingbill, T.R., Kingdon, C.C., et al., 2009. Spatial pattern analysis for monitoring protected areas. *Remote Sensing of Environment*. 113 (7), 1410–1420.
- [139] Boyd, D. S., and G. M. Foody. 2011. An Overview of Recent Remote Sensing and GIS-based Research in Ecological Informatics. *Ecological Informatics* 6: 25–36. doi:10.1016/j.ecoinf.2010.07.007.

- [140] Coppin P, Jonckheere I, Nackaerts K, Muys B, Lambin E. 2004. Digital change detection methods in ecosystem monitoring: A Review. *International Journal of Remote Sensing*. 25(9):1565–1596. doi:10.1080/0143116031000101675.
- [141] Roy, M., S. Ghosh, and A. Ghosh. 2014. A Novel Approach for Change Detection of Remotely Sensed Images Using Semi-Supervised Multiple Classifier System. *Information Sciences* 269: 35–47. doi:10.1016/j.ins.2014.01.037.
- [142] Nemmour, H., and Y. Chibani. 2006. Multiple Support Vector Machines for Land Cover Change Detection: An Application for Mapping Urban Extensions. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing* 61: 125–133. doi:10.1016/j.isprsjprs.2006.09.004.
- [143] Schneider, A. 2012. Monitoring Land Cover Change in Urban and Peri-Urban Areas Using Dense Time Stacks. *Remote Sensing of Environment* 124: 689–704. doi:10.1016/j.rse.2012.06.006.
- [144] Masek, J. G., F. E. Lindsay, and S. N. Goward. 2000. Dynamics of Urban Growth in the Washington DC Metropolitan Area, 1973–1996, from Landsat Observations. *International Journal of Remote Sensing* 21 (18): 3473–3486. doi:10.1080/014311600750037507.
- [145] Abd El-Kawy, O. R., J. K. Rød, H. A. Ismail, and A. S. Suliman. 2011. Land Use and Land Cover Change Detection in the Western Nile Delta of Egypt Using Remote Sensing Data. *Applied Geography* 31: 483–494. doi:10.1016/j.apgeog.2010.10.012.
- [146] Coppin P.R, Bauer M.E. 1994. Processing of Multitemporal Landsat TM Imagery to Optimize Extraction of Forest Cover Change Features. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 1994, 32, 918–927.
- [147] Gross, J.E., Goetz, S.J., Cihlar, J. 2009. Application of remote sensing to parks and protected area monitoring: introduction to the special issue. *Remote Sensing of Environment*. 113(7):1343– 1345.
- [148] Zhang, P., M. Gong, L. Su, J. Liu, and Z. Li. 2016. Change Detection Based on Deep Feature Representation and Mapping Transformation for Multi-Spatial-Resolution Remote Sensing Images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 24–41. doi:10.1016/j.isprsjprs.2016.02.013.

- [149] Marin, C., F. Bovolo, and L. Bruzzone. 2015. Building Change Detection in Multitemporal Very High Resolution SAR Images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 53 (5): 2664–2682. doi:10.1109/TGRS.2014.2363548.
- [150] Nebiker, S., N. Lack, and M. Deuber. 2014. Building Change Detection From Historical Aerial Photographs. *Remote Sensing* 6: 8310–8336. doi:10.3390/rs6098310.
- [151] Champion, N. 2011. Détection de Changement 2D à Partir d’Imagerie Satellitaire. Application à La Mise à Jour des Bases de Données Géographiques. PhD diss., Université Paris Descartes.
- [152] Jung, F. 2004. Detecting Building Changes From Multitemporal Aerial Stereopairs. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing* 58: 187–201. doi:10.1016/j.isprsjprs.2003.09.005.
- [153] Holland, D. A., C. Sanchez-Hernandez, and C. Gladstone. 2008. Detecting Changes to Topographic Features Using High Resolution Imagery. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences XXXVII*: 1153–1158.
- [154] Phinn, S.R., 1998. A framework for selecting appropriate remotely sensed data dimensions for environmental monitoring and management. *International Journal of Remote Sensing* 19, 3457–3463.
- [155] Macleod RD, Congalton RG. 1998. A quantitative comparison of change-detection algorithms for monitoring eelgrass from remotely sensed data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. 64(3):207–216.
- [156] Wu Z., Hu Z., and Fan Q. 2012. Superpixel-based unsupervised change detection using multi-dimensional change vector analysis and SVM-based classification. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. , XXII ISPRS Congress, Melbourne, Australia. Volume I–7, 257–262, <https://doi.org/10.5194/isprsannals-I-7-257-2012>.
- [157] Lu D, Li G, Moran E. 2014. Review article, Current situation and needs of change detection techniques. *Int J Image Data Fusion*. 5(1):13–38. <http://dx.doi.org/10.1080/19479832.2013.868372>.

- [158] Chen, G., G. J. Hay, L. M. T. Carvalho, and M. A. Wulder. 2012. Object-based Change Detection. *International Journal of Remote Sensing* 33 (14): 4434–4457. doi:10.1080/01431161.2011.648285.
- [159] Lu D, Mausel P, Brondizio E, Moran E. 2004. Change detection techniques. *Int J Remote Sens.* 25(12): 2365–2407.
- [160] G. Mallinis, Koutsias, N., & Arianoutsou, M. 2014. Monitoring land use/land cover transformations from 1945 to 2007 in two peri-urban mountainous areas of Athens metropolitan area, Greece. *Science of the Total Environment*, 490, 262e278. Doi:10.1016/j.scitotenv.2014.04.129.
- [161] Cakir, H. I., S. Khorram, and S.A.C. Nelson. 2006. Correspondence analysis approach for detecting land use land cover changes. *Remote Sensing of Environment.* 102:306–317.
- [162] Nelson, S.A.C., P. A. Soranno, and J. Qi. 2002. Land cover change in the Upper Barataria Basin Estuary, Louisiana, from 1972 to 1992: increases in wetland area. *Environmental Management.* 29:716–727.
- [163] Blaschke. 2005. Towards a Framework for Change Detection Based on Image Object. *Göttinger Geographische Abhandlungen* 113.
- [164] Tewkesbury, A. P., A. J. Comber, N. J. Tate, A. Lamb, and P. F. Fisher. 2015. A Critical Synthesis of Remotely Sensed Optical Image Change Detection Techniques. *Remote Sensing of Environment* 160: 1–14.
- [165] Radke, R. J., S. Andra, O. Al-Kofahi, and B. Roysam. 2005. Image Change Detection Algorithms: A Systematic Survey. *IEEE Transactions on Image Processing* 14 (3): 294–307. doi:10.1109/TIP.2004.838698.
- [166] Deer, P. 1995. *Digital Change Detection Techniques in Remote Sensing*. Salisbury, Australia: Department of Defence. Technical report, DSTO-TR-0169.
- [167] Mahulkar H. N. and B. Sonawane. 2016. Unsupervised approach for change map generation. *International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP)*, Melmaruvathur. pp. 0037-0041. DOI: 10.1109/ICCSP.2016.7754322.
- [168] Rosin P L. 2002. Thresholding for change detection. *Comput Vision Image Understanding.* 86(2):79–95. DOI: 10.1006/cviu.2002.0960.
- [169] Hussain M, Chen D, Cheng A, Wei H, 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.
doi:10.1016/j.isprsjprs.2013.03.006.
- [170] Celik, T. 2009. Unsupervised change detection in satellite images using principal component analysis and k-means clustering. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. 6(4):772–776.
- [171] Celik T. 2011. Bayesian change detection based on spatial sampling and Gaussian mixture model. *Pattern Recognit Lett*. 32(12):1635–1642.
- [172] Ertürk A, Plaza A. 2015. Informative change detection by unmixing for hyperspectral images. *IEEE Geoscience Remote Sensing Lett*. 12(6):1252–1256. DOI: 10.1109/LGRS.2015.2390973.
- [173] Rottensteiner, F. 2008. Automated Updating of Building Data Bases from Digital Surface Models and Multi-Spectral Images: Potential and Limitations. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences XXXVII*: 265–270.
- [174] McDermid, G., J. Linke, A. Pape, D. N. Laskin, A. J. McLane, and S. E. Franklin. 2008. Object-based Approaches to Change Analysis and Thematic Map Update: Challenges and Limitations. *Canadian Journal of Remote Sensing* 34: 5. doi:10.5589/m08-061.
- [175] Rutzinger, M., B. Rüb, B. Höfle, and M. Vetter. 2010. Change Detection of Building Footprints from Airborne Laser Scanning Acquired in Short Time Intervals. *ISPRS TC VII symposium-100 years ISPRS, Vienna, Austria*.
- [176] Li, D., H. Sui, and P. Xiac. 2003. Automatic Change Detection of Geo-spatial Data. *Geo-spatial Information Science* 6 (3): 1–7. doi:10.1007/BF02826885.
- [177] Nielson , A., Conradsen, K., , Simpson, J. 1998, Multivariate alteration detection (MAD) and MAF post processing in multi-spectral bi-temporal image data: new approaches to change detection studies. *Remote Sensing of Environment*: 64: 1–19.
- [178] Coppin, P.R., Bauer, M.E., 1996. Digital change detection in forest ecosystems with remote sensing imagery. *Remote Sensing Reviews* 13, 207–234.
- [179] Fournier A. 2008. Détection et classification de changements sur des scènes urbaines en télédétection. *Interface homme-machine [cs.HC]*. These Français.

- Institut Supérieur de l'Aéronautique et de l'Espace. <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00463593>.
- [180] Jomaa, I. , Kheir, R. Bou. 2003. Multitemporal unsupervised classification and NDVI to monitor Land cover change in Lebanon (1987-1997). National Council for Scientific Research/National Center for Remote Sensing, Beirut, Lebanon.
- [181] Bovolo, F., and L. Bruzzone. 2007a. A Theoretical Framework for Unsupervised Change Detection Based on Change Vector Analysis in the Polar Domain. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 45 (1): 218–236. doi:10.1109/TGRS.2006.885408.
- [182] Lambin, E.F., and D. Ehrlich. 1996. The surface temperature-vegetation index space for land cover and land-cover change analysis. *International Journal of Remote Sensing*. 17:463–487.
- [183] Nagne, A. D., A. D. Vibhute, R. K. Dhumal, K. V. Kale, and S. C. Mehrotra. 2019. Urban LULC Change Detection and Mapping Spatial Variations of Aurangabad City Using IRS LISS-III Temporal Datasets and Supervised Classification Approach. *Data Analytics and Learning* 43: 369–386. doi:10.1007/978-981-13-2514-4_31.
- [184] Healey, P., et al. 2018. Mapping Forest Change Using Stacked Generalization. *Remote Sensing of Environment* 204 :717–728. doi:10.1016/j.rse.2017.09.029.
- [185] Wang, H.Q., and E.C. Ellis. 2005. Image misregistration error in change measurements. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. 71:1037–1044.
- [186] Bruzzone L. Prieto D.F. 2000. Automatic analysis of the difference image for unsupervised change detection. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 2000, 38, 1171–1182.
- [187] Nordberg M.L, Evertson J. 2005. Vegetation index differencing and linear regression for change detection in a Swedish mountain range using Landsat TM® and ETM+® imagery. *Land Degrad. Dev.* 2005, 16, 139–149.
- [188] Ouma Y.O, Tateishi R. 2005. A fast environmental change detection approach based on unsupervised multiscale texture clustering. *Int. J. Environ. Stud.* 2005, 62, 79–93.

- [189] Alphan H. 2012. Classifying land cover conversions in coastal wetlands in the mediterranean: Pairwise comparisons of landsat images. *Land Degrad. Dev.* 2012, 23, 278–292. <https://dx.doi.org/10.1002/ldr.1080>.
- [190] Bastin G, Scarth P, Chewings V, Sparrow A, Denham R, Schmidt M, O'Reagain P, Shepherd R, Abbott B. 2012. Separating grazing and rainfall effects at regional scale using remote sensing imagery: A dynamic reference-cover method. *Remote Sens. Environ.* 2012, 121, 443–457.
- [191] Bovolo, F., and L. Bruzzone. 2007b. A Split-Based Approach to Unsupervised Change Detection in Large-Size Multitemporal Images: Application to Tsunami-Damage Assessment”, *IEEE Transactions On Geoscience And Remote Sensing*, VOL. 45, NO. 6.
- [192] Arowolo, A. O., and X. Deng. 2018. Land Use/Land Cover Change and Statistical Modelling of Cultivated Land Change Drivers in Nigeria. *Regional Environmental Change* 18 (1): 247–259. doi:10.1007/s10113-017-1186-5.
- [193] Bhatt, A., S. K. Ghosh, and A. Kumar. 2018. Spectral Indices Based Object Oriented Classification for Change Detection Using Satellite Data. *International Journal of System Assurance Engineering and Management* 9 (1): 33–42. doi:10.1007/s13198-016-0458-7.
- [194] Lunetta R.S, Ediriwickrema J, Johnson D.M, Lyon J.G, McKerrow 2002. A. Impacts of vegetation dynamics on the identification of land-cover change in a biologically complex community in North Carolina, USA. *Remote Sens. Environ.* 2002, 82, 258–270.
- [195] Fan H, Fu X, Zhang Z, Wu Q. 2015. Phenology-based vegetation index differencing for mapping of rubber plantations using landsat OLI data. *Remote Sens.* 2015, 7, 6041–6058.
- [196] Malila, W.A., 1980. Change Vector Analysis: an Approach for Detecting Forest Changes with Landsat, *Proceedings of the 6th Annual Symposium on Machine Processing of Remotely Sensed Data*, Purdue University, IN, pp. 326–335.
- [197] Min, Z., and Z. Yindi. 2018. Object-oriented and Multi-feature Hierarchical Change Detection Based on CVA for High-resolution Remote Sensing Imagery. *Journal of Remote Sensing* 1. doi: 10.11834/jrs.20186293.

- [198] Vorovencii, I. 2014. A change vector analysis technique for monitoring land cover changes in Copsa Mica, Romania, in the period 1985–2011. *Environ. Monit. Assess.* 186, 5951–5968.
- [199] Flores, S.E.; Yool, S.R. 2007. Sensitivity of change vector analysis to land cover change in an arid ecosystem. *Int. J. Remote Sens.* 2007, 28, 1069–1088.
- [200] Perbet, P.; Fortin, M.; Ville, A.; Béland, M. 2019. Near real-time deforestation detection in Malaysia and Indonesia using change vector analysis with three sensors. *Int. J. Remote Sens.* 2019, 40, 7439–7458.
- [201] Atasever, U. H., M. H. Kesikoglu, and C. Ozkan. 2016. A New Artificial Intelligence Optimization Method for PCA Based Unsupervised Change Detection of Remote Sensing Image Data. *Neural Network World* 2: 141–154. doi:10.14311/NNW.2016.26.008.
- [202] Munyati C. 2004. Use of Principal Component Analysis (PCA) of Remote Sensing Images in Wetland Change Detection on the Kafue Flats, Zambia. *Geocarto Int.* 2004, 19, 11–22.
- [203] Abdullah H, Skidmore A.K, Darvishzadeh R, Heurich M. 2019. Sentinel-2 accurately maps green-attack stage of European spruce bark beetle (*Ips typographus*, L.) compared with Landsat-8. *Remote Sens. Ecol. Conserv.* 2019, 5, 87–106.
- [204] Lu P, Qin Y, Li Z, Mondini A.C, Casagli N. 2019. Landslide mapping from multi-sensor data through improved change detection-based Markov random field. *Remote Sens. Environ.* 2019, 231.
- [205] Huang, F., Y. Yu, and T. Feng. 2019. Automatic Extraction of Impervious Surfaces from High Resolution Remote Sensing Images Based on Deep Learning. *Journal of Visual Communication and Image Representation* 58: 453–461. doi:10.1016/j.jvcir.2018.11.041.
- [206] Yang, F. et Lishman, R. 2003. Land cover change detection using gabor filter textureyan. Dans *Proc. of International on texture analysis ans synthesis*, pages 78–83.
- [207] Im, J., Jensen, J.R., 2005. A change detection model based on neighborhood correlation image analysis and decision tree classification. *Remote Sensing of Environment* 99, 326–340.

- [208] Wang, X., S. Liu, P. Du, H. Liang, J. Xia, and Y. Li. 2018. Object-Based Change Detection in Urban Areas from High Spatial Resolution Images Based on Multiple Features and Ensemble Learning. *Remote Sensing* 10 (2): 276. doi:10.3390/rs10020276.
- [209] Borchani, M., Cloppet, F., Volkan, A., et Stamon, G. 2004. Change detection in aerial images. Dans *Canadian Conference on Computer and Robot Vision*, Quebec, Canada, pages 354-361. IEEE Computer Society.
- [210] Patra, S., Ghosh, S., et Ghosh, A. 2007. Semi-supervised Learning with Multilayer Perceptron for Detecting Changes of Remote Sensing Images. Dans *Proc. of International Conference on Pattern Recognition and Machine Intelligence*, volume 4815 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 161–168. Springer.
- [211] Clifton, C. 2003. Change detection in overhead imagery using neural networks. *Applied Intelligence*, 18(2) :215–234.
- [212] Gong M, Zhou Z, Ma J. 2012. Change detection in synthetic aperture radar images based on image fusion and fuzzy clustering. *IEEE Trans Image Process.* 21(4):2141–2151.
- [213] Zheng Y, Zhang X, Hou B, Liu G. 2014. Using combined difference image and k-means clustering for SAR image change detection. *IEEE Geosci Rem Sens Lett.* 11(3):691–695.
- [214] Jia L, Li M, Zhang P, Wu Y, An L, Song W. 2016. Remote-sensing image change detection with fusion of multiple wavelet kernels. *IEEE J Sel Top Appl Earth Observations Remote Sensing.* 9 (8):3405–3418.
- [215] Singh A, Singh K.K. 2018. Unsupervised change detection in remote sensing images using fusion of spectral and statistical indices. *Egyptian J Remote Sensing Space Sci.* 21(3):345–351.
- [216] Wenqing F, Sui H, Tu J, Huang W, Xu C, Sun K. 2018. A novel change detection approach for multitemporal high-resolution remote sensing images based on rotation forest and coarse-to-fine uncertainty analyses. *Remote Sens.* 10:1015.
- [217] Bustos C, Campanella O, Kpalma K, Magnago F, Ronsin J. 2011. A method for change detection with multi-temporal satellite images based on principal

- component analysis. The 6th International Workshop on the Analysis of Multi-Temporal Remote Sensing Images; Trento, Italie. pp. 197–200, IEEE, 2011.
- [218] Lunetta, R.S., Elvidge, C.D., 1998. Remote Sensing Change Detection: Environmental Monitoring Methods and Applications, Ann Arbor Press, Chelsea, MI, 318 pp.
- [219] Fung, T., LeDrew E. 1987. Application of Principle Component Analysis to Change Detection. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* :53: 1649-1658.
- [220] Pearson K. 1901. “On lines and planes of closest fit to systems of points in space”, *Philosophical Magazine*, series 6, vol. 2, no.11, pp. 559-572,.
- [221] Hotelling H. 1933. “Analysis of a Complex of Statistical Variables In to Principal Components”, *Journal of Educational Psychology*, vol. 24, no. 6, pp. 417-441 and 498-520.
- [222] Vickers AJ. 2001. The use of percentage change from baseline as an outcome in a controlled trial is statistically inefficient: a simulation study. *BMC Med Res Methodol*. 1(1):6.
- [223] Suratman MN, Ahmad S. 2012. Multi Temporal Landsat TM for Monitoring Mangrove Changes in Pulau Indah, Malaysia. *IEEE Symposium on Business, Engineering and Industrial Applications*; Bandung, Indonesia: IEEE.
- [224] Stow, D.A., 1999. Reducing mis-registration effects for pixel-level analysis of land-cover change. *International Journal of Remote Sensing* 20, 2477–2483.
- [225] Day, X. et Khorram, S. 1998. The effects of image misregistration on the accuracy of remotely sensed change detection. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 36 :1566–1577.
- [226] Jensen, J.R. 1996. *Introductory Digital Image Processing: a Remote Sensing Perspective*, Second ed, Prentice Hall, Saddle River, NJ, 316 p.
- [227] Townshend, J.R.G., Justice, C.O., Gurney, C., McManus, J., 1992. The effect of mis-registration on the detection of vegetation change. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing* 30, 1054–1060.
- [228] Justice, C.O., Markham, B.L., Townshend, J.R.G., Kennard, R.L., 1989. Spatial degradation of satellite data. *International Journal of Remote Sensing* 10, 1539–1561.

- [229] Gong, P., Le Drew, E.F., Miller, J.R., 1992. Registration–noise reduction in difference images for change detection. *International Journal of Remote Sensing* 13, 773–779.
- [230] Zitova, B. et Flusser, J. 2003. Image registration methods: a survey. *Image and Vision Computing*, 21(11) :977–1000.
- [231] Hong, G. et Zhang, Y. 2005. The image registration technique for high resolution remote sensing image in hilly area. Dans *IEEE/ISPRS 3rd International Symposium Remote Sensing and Data Fusion Over Urban Areas*.
- [232] Liu, D., Gong, P., Kelly, M., et Guo, Q. 2006. Automatic registration of airborne images with complex local distortion. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 72(9) :1049–1060.
- [233] Fonseca, L.M.G. and B.S. Manjunath. 1996. Registration techniques for multisensory remotely sensed imagery. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. 62:1049imager
- [234] Rogan, J., Franklin, J., Roberts, D.A., 2002. A comparison of methods for monitoring multitemporal vegetation change using Thematic Mapper imagery. *Remote Sensing of Environment* 80, 143–156.
- [235] Cihlar, J., 2000. Land-cover mapping of large areas from satellites: status and research priorities. *International Journal of Remote Sensing* 21, 1093–1114.
- [236] Roberts, D.A., Batista, G.T., Pereira, J., Waller, E.K., Nelson, B.W., 1998. Change identification using multitemporal spectral mixture analysis: applications in Eastern Amazonia. In: Lunetta, R.S., Elvidge, C.D. (Eds.), *Remote Sensing Change Detection: Environmental Monitoring Methods and Applications*, Ann Arbor Press, Chelsea, MI, p. 318.
- [237] Song, C., Woodcock, C.E., Seto, K., Lenney, M.P., Macomber, S., 2001. Classification and change detection using Landsat TM data: when and how to correct atmospheric effects. *Remote Sensing of Environment* 75, 230–244.
- [238] Carlotto, M.J., 1999. Reducing the effects of space-varying, wavelength-dependent scattering in multispectral imagery. *International Journal of Remote Sensing* 20, 3333–3344.
- [239] Rogan, J., Franklin, J., Stow, D.A., Levien, L., Fischer, C., 2001. Toward Operational Monitoring of Forest Cover Change in California Using

- Multitemporal Remote Sensing Data, Proceedings of the International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Sydney, Australia, 9–13 July.
- [240] Cakir, H.I. and S. Khorram. 2008. Pixel level fusion of panchromatic and multispectral images based on correspondence analysis. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. 74(2):183–192.
- [241] Pohl, C. and J.L Van Genderen. 1998. Multisensor image fusion in remote sensing: concepts, methods and applications. *International Journal of Remote Sensing*. 19(5):823–854.
- [242] Van, G.J., Pohl, C. 1994. Image fusion: issues, techniques and applications. *Intelligent image fusion*. Presented at the Proceedings EARSeL Workshop, Strasbourg, France, edited by Genderen JL Van, Cappellini V, pp. 20–59.
- [243] P. Gamba, J. Chanussot. 2008. Guest editorial foreword to the special issue on data fusion, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 46 (2008) 1283–1288.
- [244] Gungor, O., and O. Akar. 2010. Multi Sensor Data Fusion for Change Detection. *Scientific Research and Essays* 5 (18): 2823–2831.
- [245] Lee, D.H., K.M. Lee, and S.U. Lee. 2008. Fusion of lidar and imagery for reliable building extraction. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. 74(2):215–225.
- [246] Chavez, P.S., S.C. Sides, and J.A. Anderson. 1991. Comparison of three different methods to merge multiresolution and multispectral: Landsat TM and SPOT Panchromatic. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. 57(3):295–303.
- [247] Alparone, L., B. Alazzi, S. Baronti, A. Garzelli, F. Nencini, and M. Selva. 2008. Multispectral and panchromatic data fusion assessment without reference. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. 74(2):193–200.
- [248] P. Du, Sicong Liu, Junshi Xia, Yindi Zhao. 2012. Information fusion techniques for change detection from multi-temporal remote sensing images. *Information Fusion* 14 (2013) 19–27.
- [249] Aiazzi, Baronti, Selva. 2007. MS + Pan image fusion by an enhanced Gram–Schmidt spectral sharpening. *New Development and Challenges in Remote Sensing* 45, 113–120.

- [250] Cakir, H.I., S. Khorram, X.L. Dai, and P. de Fraipont. 1999. Merging SPOT XS and SAR imagery using the wavelet transform method to improve classification accuracy. In: Proceedings of the IEEE 1999 International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 28 June-2 July 1999, Hamburg, Germany, pp. 71–73.
- [251] Simone, G., A. Farina, F.C. Morabito, S.B. Serpico, and L. Bruzzone. 2002. Image fusion techniques for remote sensing applications. *Information Fusion*. 3:3–15.
- [252] Solberg, A.H.S., T. Taxt, and A.K. Jain. 1994. Multisource classification of remotely sensed data: fusion of Landsat TM and SAR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 32(4):768–778.
- [253] Yang S., Wang M., Jiao L. 2012. Fusion of multispectral and panchromatic images based on support value transform and adaptive principal component analysis. *Information Fusion* 13 (2012) 177–184
- [254] Chavez, P.S. and A.Y. Kwarteng. 1989. Extracting spectral contrast in Landsat Thematic Mapper image data using selective principal component analysis. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. 55(3):339–348.
- [255] Sadhasivam, Senthil Kumar; Keerthivasan, Mahesh Bharath; S., Muttan. 2011. Implementation of max principle with PCA in image fusion for surveillance and navigation application. *ELCVIA: electronic letters on computer vision and image analysis*. Vol. 10, Num. 1, pp. 1-10.
- [256] Audicana, M. G., Saleta, J. L., Catalan, R.G., Garcia, R., 2004. Fusion of multispectral and panchromatic images using improved IHS and PCA mergers based on wavelet decomposition. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 42, 6, 1291-1299.
- [257] Shah, V. P., Younan, N. H., 2008. An efficient pan-sharpening method via a combined adaptive PCA approach and contourlets. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 46 (5), 1323-1335.
- [258] Shettigara, V. K., 1992. A generalized component substitution technique for spatial enhancement of multispectral images using a higher resolution dataset. *Photogramm. Eng. Remote Sens.*, 58 (5), 561-567.

- [259] Núñez, J., X. Otazu, O. Fors, A. Prades, V. Palà, and R. Arbiol. 1999. Multiresolution-based image fusion with additive wavelet decomposition. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 37(3):1204–1211.
- [260] K. Amolins, Y. Zhang, and P. Dare. 2007. Wavelet based image fusion techniques- An introduction, review and comparison. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. vol. 62, pp. 249-263.
- [261] Wald, L., 2000. Quality of high resolution synthesized images: is there a simple criterion? In: *Proceedings of the Int. Conf. Fusion Earth Data: merging point measurements, raster maps and remotely sensed images*Xp8sggn_4Wr90kTWhE2snzWWDNwnjiPH103.
- [262] Tu, T., Su, S., Shyu, H., Huang, P., 2001. A new look at IHS-like image fusion methods. *Inf. Fusion*, 2 (3), 177-186.
- [263] Carper, W., Lillesand, T., Kiefer, R., 1990. The use of Intensity-Hue-Saturation transformations for merging spot panchromatic and multispectral image data. *Photogramm. Eng. Remote Sens.*, 56 (4), 459-467.
- [264] L. Loncan, L. B. Almeida, J. M. Bioucas-Dias, X. Briottet, J. Chanussot, N. Dobigeon, S. Fabre, W. Liao, G. A. Licciardi, M. Simões, J.-Y. Tourneret, M. A. Veganzones, G. Vivone, Q. Wei, and N. Yokoya. 2015. Hyperspectral pansharpening: a review. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*. 27-46.
- [265] C. Thomas, T. Ranchin, L. Wald, and J. Chanussot. 2008. Synthesis of Multispectral Images to High Spatial Resolution: A Critical Review of Fusion Methods Based On Remote Sensing Physics. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. vol. 46, pp. 1301-1312.
- [266] T. M. Tu, P. S. Huang, C. L. Hung, and C. P. Chang. 2004. A fast intensity-hue-saturation fusion technique with spectral adjustment for IKONOS imagery. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. vol. 1, pp. 309–312.
- [267] M. S. Karoui, Y. Deville, and S. Kreri. 2013. Joint Nonnegative Matrix Factorization for Hyperspectral and Multispectral Remote Sensing Data Fusion. *IEEE Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing (WHISPERS)*.
- [268] N. Yokoya, T. Yairi, and A. Iwasaki. 2012. Coupled Nonnegative Matrix Factorization Unmixing for Hyperspectral and Multispectral Data Fusion. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. vol. 50, pp. 528-537.

- [269] P. J. Burt and E. H. Adelson. 1983. The Laplacian pyramid as a compact image code. *Transactions IEEE sur les communications*. vol. 31, pp. 532–540.
- [270] Fisher, P.F. and S. Pathirana. 1990. The evaluation of fuzzy membership of land cover classes in the suburban zone. *Remote Sensing of Environment*. 34:121–132.
- [271] Hagen, A. 2003. Fuzzy set approach to assessing similarity of categorical maps. *International Journal of Geographical Information Science*. 17:235–249.
- [272] Yang, C. and P. Chung. 2002. Knowledge-based automatic change detection positioning system for complex heterogeneous environments. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*. 33:851 Da
- [273] Qiu, F. and J.R. Jensen. 2004. Opening the black box of neural networks for remote sensing image classification. *International Journal of Remote Sensing*. 9:1749s for
- [274] Jensen, R.R., P.J. Hardin, and G. Yu. 2009. Artificial neural networks and remote sensing. *Geography Compass*. 3(2):630 Comp
- [275] Blaschke, T. 2010. Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 65: 2–16.
- [276] South, S., J. Qi, and D.P. Lusch. 2004. Optimal classification methods for mapping agricultural tillage practices. *Remote Sensing of Environment*. 91:90–97.
- [277] Blaisdell, E.A. 1993. *Statistics in Practice*. New York: Harcourt Brace Jovanovich. 653 p.
- [278] Hord, R.M. 1982. *Digital Image Processing of Remotely-Sensed Data*. New York: Academic Press. Pp. 256.
- [279] Jain, A.K. 1989. *Fundamentals of Digital Image Processing*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, pp. 418–421.
- [280] Hester, D.B. 2008. *Land Cover Mapping and Change Detection in Urban Watersheds Using QuickBird High Spatial Resolution Satellite Imagery*. Ph. D. Dissertation, North Carolina State University, 148p.
- [281] Zadeh, L.A. 1965. Fuzzy sets. *Information and Control*. 8(3):338.A. 1.
- [282] Sahoo, P.K.; Soltani, S.; Wong, A.K. 1988. A survey of thresholding techniques. *Comput. Vis. Graph. Image Process*. 41, 233–260.
- [283] Rogerson, P.A., 2002. Change detection thresholds for remotely sensed images. *Journal of Geographical Systems* 4, 85–97.

- [284] Rogan, J., Yool, S.R., 2001. Mapping fire-induced vegetation depletion in the Peloncillo Mountains, Arizona and New Mexico. *International Journal of Remote Sensing* 22, 3101–3121.
- [285] Wiemker, R. 1997. An iterative spectral-spatial Bayesian labeling approach for unsupervised robust change detection on remotely sensed multispectral imagery. Dans *Proc. Computer Analysis of Images and Patterns (CAIP)*, Kiel, Allemagne.
- [286] Inglada, J. 2001. État de l'art en détection de changements sur les images de télédétection. Rapport technique, CNES, Toulouse.
- [287] Florent Gravin. 2012. Application et Résultats de la Caractérisation des Impacts Cycloniques [Application and results of the characterization of the cyclonic impacts]. *Projet CARIBSAT – Programme INTERREG Caraïbe IV*.
- [288] Sunar, F. 1998. An Analysis of Change in a Multi-date Data Set: A Case study in The Ikitelli Area, Istanbul, Turkey. *International Journal of Remote Sensing*: 19: 225-235.
- [289] Alboukadel KASSAMBARA. 2017. Practical Guide to Principal Component Methods in R; PCA, (M) CA, FAMD, MFA, HCPC, factoextra. *Multivariate Analysis II*. Edition 1. Published by STHDA.
- [290] Caloz, R., et C. COLLET. 2001. Précis de Télédétection, Volume 3 – Traitement numériques d'image de télédétection. Presses de l'université du Québec/AUPELF, Sainte-foy, 386 p.
- [291] Pham T, Bonn F, Dubois J. 2007. D_emarCHE m_ethodologique pour la d_etection des changements d'un milieu morcel_e en utilisant des images _a moyenne r_olution spatiale: application _a une r_egion littorale au Vi^et-nam. *Revue T_el_ed_etection*. 7(1-4):303-323.
- [292] Geospatial H. 2016. Visual information solutions. Available from: <https://www.harrisgeospatial.com/docs/ChangeDetectionAnalysis.html>.
- [293] Canty M J. 2014. Image analysis, classification and change detection in remote sensing, with algorithms for ENVI/IDL and python. 3rd ed. Boca Raton, FL: CRC Press, Taylor & Francis Group.
- [294] Alparone L., Baronti S., Garzelli A., Nencini F. 2004. A global quality measurement of pan-sharpened multi-spectral imagery. *Geo-science and Remote Sensing Letters* 1,313-317.

- [295] Proia N. 2010. Surveillance maritime par analyse d'images satellitaires optiques panchromatiques [thesis]. Français: Informatique, University des Antilles-Guyane.
- [296] Chikr El Mezouar M, Taleb N, Kpalma K, Ronsin J. 2011. An improved intensity-hue-saturation for a high-resolution image fusion technique minimizing color distortion. *Int J Information Commun Technol IJICT*. 4(3-4):95–101.
- [297] Champion, N. 2007. 2D Building Change Detection from High Resolution Aerial Images and Correlation Digital Surface Models. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* 36 (3/W49A): 197–202.
- [298] Vu, T. T., M. Matsuoka, and F. Yamazaki. 2004. Lidar-Based Change Detection of Buildings in Dense Urban Areas. *Geoscience and remote sensing symposium, Anchorage, Alaska, USA, 20-24 September 2004. IGARSS '04 Proceedings*.
- [299] GRSS IEEE: Data Fusion Contest [Internet]. 2016. IEEE GRSS Data Fusion Contest: Very High Temporal Resolution from Space. Available from: <http://www.grss-ieee.org/community/technical-committees/datafusion/data-fusion-contest/>.
- [300] ESA: The European Space Agency 2019. [Internet]. Access Third Party Missions data distributed by ESA. Available from: <https://tpm-ds.eo.esa.int/collection/>
- [301] Li, B.; Zhou. 2009. Q. Accuracy assessment on multi-temporal land-cover change detection using a trajectory error matrix. *Int. J. Remote Sens.* 30, 1283–1296.
- [302] Lowell, K. 2001. An area-based accuracy assessment methodology for digital change maps. *Int. J. Remote Sens.* 22, 3571–3596.
- [303] Morisette, J.T.; Khorram, S. 2000. Accuracy assessment curves for satellite-based change detection. *Photogramm. Eng. Remote Sens.* 66, 875–880.
- [304] Liu, H.; Zhou, Q. 2004. Accuracy analysis of remote sensing change detection by rule-based rationality evaluation with post-classification comparison. *Int. J. Remote Sens.* 25, 1037–1050.
- [305] Zhuang,H.F.;Deng,K.Z.; Fan,H.D. 2017. Filtering Approach Based on Voter Model and Spatial-Contextual Information to the Binary ChangeMap in SAR Images. *J. Indian Soc. Remote Sens.* 45, 733–741.

- [306] Xu, Y.; Yu, L.; Cai, Z.; Zhao, J.; Peng, D.; Li, C.; Lu, H.; Yu, C.; Gong, P. 2019. Exploring intra-annual variation in cropland classification accuracy using monthly, seasonal, and yearly sample set. *Int. J. Remote Sens.* 40, 8748–8763.

Liste Publications/ Journées Doctorales (Colloques)

- 2017/2018: Participation a la Premières Journées Doctorales de Génie Electrique, Faculté de Génie Electrique, UDL Sidi Bel Abbes, 4-5 Décembre 2017 par un Poster « Détection des changements dans des images satellitaires multi-temporelles».
- 2018/2019: Participation a la Deuxièmes Journées Doctorales de Génie Electrique, Faculté de Génie Electrique, UDL Sidi Bel Abbes, 4-5 Décembre 2018 par un Poster «Détection de changement avec des images satellitaire Brouillet»
- 2019/2020: Participation a la Troisièmes Journées Doctorales de Génie Electrique, Faculté de Génie Electrique, UDL Sidi Bel Abbes, 17-18 Décembre 2019 par un Poster «Détection des changements irréversibles et des changements réversibles».
- February 2020 .Soltana Achour, Miloud Chikr Elmezouar, Nasreddine Taleb, Kidiyo Kpalma & Joseph Ronsin. « A PCA-PD fusion method for change detection in remote sensing multitemporal images ». Geocarto International, DOI: 10.1080/10106049.2020.1713228.