

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI, TIZI-OUZOU



FACULTE DE GENIE ELECTRIQUE ET DE L'INFORMATIQUE
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

MEMOIRE DE MAGISTER

En **Electronique**

Option : **Téledétection**

Présenté par :

M^{elle} **HADJ SAID Malika**

Thème:

Développement de méthodes de détection automatique des pratiques culturelles à partir d'images de télédétection optique

Devant le jury :

Mr. AMEUR Soltane	Professeur à l'UMMTO	Président
Mr. LAGHROUCHE Mourad	Maître de conférences à l'UMMTO	Directeur du mémoire
Mme. AMEUR Zohra	Maître de conférences à l'UMMTO	Examinatrice
Mr. HAMMOUCHE Kamal	Maître de conférences à l'UMMTO	Examineur
Mr. LAHDIR Mourad	Maître de conférences à l'UMMTO	Examineur

Soutenu le : 04/07/2009

Remerciements

Ce présent travail a été effectué au **Laboratoire d'Analyse et de Modélisation des Phénomènes Aléatoires (LAMPA)** à la faculté Génie Electrique et Informatique à l'université Mouloud MAMMERI de Tizi ouzou.

J'exprime mes sincères remerciements à mon directeur du mémoire, Monsieur Mourad LAGHROUCHE, maître de conférences à l'université Mouloud MAMMERI, pour avoir accepté la direction de ce mémoire. Pour m'avoir guidée et encouragée le long de ce travail. Je voudrais aussi le remercier pour sa disponibilité permanente, ses discussions fructueuses et sa patience, mais aussi pour l'aide qu'il m'a offert pendant la réalisation de ce travail. Je pense que je ne le remercierai jamais assez. C'est pour moi une grande fierté d'avoir travaillé à ses cotés.

J'exprime mes vifs remerciements à monsieur Mokrane MALEK, Maître de conférences à l'Institut Nationale des Recherches Agronomies (INRA) Avignon, France, pour la proposition de ce sujet, pour les images qu'il nous a fournies, pour avoir guidé et suivi mon travail avec un grand esprit d'ouverture et de décision, et aussi pour ses conseils judicieux et les encouragements précieux qu'il n'a cessés de me prodiguer.

Ma profonde gratitude s'adresse à monsieur Soltane AMEUR, professeur à l'université Mouloud MAMMERI et directeur du Laboratoire LAMPA qui m'a introduit dans le monde de la recherche.

Je le remercie pour l'aide qu'il m'a offert, pour réussir à faire ce magister. Je le remercie aussi d'avoir accepté de présider le jury de ce mémoire.

Je tiens aussi à exprimer mes vifs remerciements à Madame Zohra AMEUR, Maître de conférences à l'université Mouloud MAMMERI, pour sa gentillesse, ses encouragements et ses précieux conseils le long de ce travail. Je la remercie aussi d'avoir accepté de participer au jury.

Je remercie vivement Monsieur Mourad LAHDIR, Maître de conférences à l'université Mouloud MAMMERY, pour tous ses encouragements et pour avoir accepté de participer à ce Jury.

Je remercie aussi Monsieur Kamal HAMMOUCHE, Maître de conférences à l'université Mouloud MAMMERY, d'avoir accepté de participer à ce Jury.

A cette occasion, je voudrais remercier Monsieur Mokrane MALEK, Dominique COURAULT et Albert OLIOSO (chercheurs à l'INRA-CSE, Avignon) pour m'avoir fourni des données FORMOSAT et m'avoir donné la chance d'élargir mon profit de connaissance dans le domaine de télédétection optique.

Aussi je remercie monsieur Rachid HADRIA, Maître de conférences à INRA, Avignon pour m'avoir aidé à l'interprétation des résultats que j'ai obtenu dans ce travail.

Je tiens à remercier aussi M^{lle} Ouardia CHILALI, (enseignante à l'université Mouloud MAMMERY, département automatique), et Madame Dalila ARAB (enseignante au département électronique et membre du Laboratoire LAMPA) pour m'avoir aidé et répondu à mes questions plusieurs fois.

Sans oublier, je remercie infiniment mon cousin Mahmoud HADJ SAID pour son soutien permanent et pour l'aide qu'il m'a offert pour réussir à ce Magister.

Je ne saurais terminer, sans remercier les membres de ma très chère famille qui m'ont toujours soutenu et cru en moi, ainsi que tous mes amis qui étaient là pour moi quand j'avais réellement besoin d'eux.

Je dédie ce travail à :

A mes très chers parents

A mes frères et sœurs

A mon cousin Mahmoud et toute sa famille sans exception.

A mes ami(e)s

A mon directeur de thèse, monsieur Mourad LAGHROUCHE.

SOMMAIRE

Introduction générale	8
CHAPITRE 1 : Observation de la terre par télédétection optique.	
1.1 Introduction.....	10
1.2 La télédétection optique.....	10
1.3 Intérêt de l'imagerie spatiale et de la télédétection optique.....	11
1.4 Domaines spectraux de la télédétection.....	11
1.5 Les satellites.....	13
1.5.1 Caractéristiques des capteurs satellitaires	14
1.5.1.1 L'orbite	14
1.5.1.2 La fauchée d'un satellite	15
1.5.1.3 La résolution spatiale	16
1.5.1.4 La résolution spectrale	16
1.5.1.5 La résolution temporelle	16
1.5.1.6 Modes d'acquisition	16
1.5.1.6.1 Le mode panchromatique.....	17
1.5.1.6.2 Le mode multi spectral	17
1.5.2 Les satellites d'observation de la terre	17
1.5.2.1 LANDSAT	17
1.5.2.2 SPOT	18
1.5.2.3 FORMOSAT	20
1.6 Les prétraitements.....	21
1.6.1 Les corrections radiométriques.....	21
1.6.2 Les corrections géométriques.....	21
1.6.3 Les corrections atmosphériques.....	22
1.7 Signatures spectrales des surfaces naturelles.....	22
1.8 Caractéristiques spectrales des couverts végétaux	23
1.8.1 Les propriétés optiques des feuilles	23
1.8.1.1 Les pigments foliaires	24

1.8.1.2 Structure de la feuille d'un végétal.....	25
1.8.1.3 Influence de la teneur en eau	25
1.8.2 Caractérisation de l'architecture d'un couvert végétal.....	26
1.8.2.1 L'indice foliaire.....	26
1.8.2.2 L'inclinaison des feuilles.....	27
1.9 Les différents indices de végétation.....	27
1.10 La zone d'étude.....	29
1.11 Conclusion.....	30

CHAPITRE 2 : Classification d'image FORMOSAT.

2.1 Introduction.....	31
2.2 Définition de la texture.....	32
2.3 Les différents types de textures.....	32
2.3.1 Textures structurales.....	32
2.3.2 Textures aléatoires.....	32
2.3.3 Textures directionnelles.....	33
2.4 Caractérisation de textures.....	33
2.4.1 Matrice de cooccurrence.....	33
2.4.2 Choix de la taille de la fenêtre et du vecteur de déplacement.....	34
2.4.3 Extraction des paramètres à partir de la matrice de cooccurrence.....	35
2.5 Les différentes étapes de l'algorithme des matrices de cooccurrences.....	38
2.6 Résultats d'application.....	38
2.6.1 Calcul des paramètres.....	38
2.6.2 Résultats de la classification de l'image FORMOSAT en utilisant les attributs de texture	40
2.6.3 Combinaison des paramètres	44
2.7 Conclusion.....	48

CHAPITRE 3 : Détection de changements.

3.1 Introduction.....	50
3.2 Qu'est ce que un suivi d'objet dans une séquence d'images ?.....	51
3.3 Application du suivi d'objet.....	51
3.4. Détection de changements.....	52
3.4.1 Caractérisation de zones de changements	52

3.4.1.1 La différence simple d'images	53
3.4.1.2 La différence d'images normalisée	53
3.4.1.3 Le ratio d'images	54
3.4.1.2 La différence d'images pondérée	54
3.4.2 Segmentation de zones de changements	55
3.4.2.1 Segmentation par seuillage empirique	55
3.4.2.2 Segmentation de zones de changements par contours actifs basés régions	55
1. Les contours actifs	56
2. Principe des modèles Snakes des contours actifs	56
3. Principe de la méthode level set des contours actifs basé région	59
4. Les courbes de niveaux	60
5. Formulation énergétique de Chan et Vese	62
3.5 Conclusion.....	64

CHAPITRE 4 : Application et résultats.

4.1 Introduction.....	65
4.2 Application du modèle à la détection des changements dans la séquence d'images FORMOSAT.....	65
4.2.1 Caractérisation des zones de changement.....	65
4.2.2 Segmentation des zones de changement et de non-changement.....	66
4.3 Résultats d'application sur la séquence d'images FORMOSAT.....	67
4.4 Interprétation des résultats.....	74
4.5 Conclusion.....	81
Conclusion générale	86

Introduction générale

Les technologies liées à l'imagerie satellite étant en plein essor, la quantité d'images satellites disponibles ne cessant de croître, et l'observation de la planète, en vue de sa préservation ou de la surveillance du territoire, étant des sujets d'actualité, beaucoup de problématiques sont aujourd'hui liées à la détection de changements. La détection de changements correspond à la caractérisation et à la localisation de zones ayant évoluées entre deux observations (ou plus) d'une même scène. Cette évolution peut être naturelle et par exemple correspondre à la croissance de la végétation, à une éruption volcanique, ou à une inondation, ou elle peut être liée à l'activité humaine comme dans le cas d'une catastrophe pétrolière. Avant tout traitement, les images observées doivent correspondre, de la façon la plus précise possible, à la même scène. Il faut donc pouvoir corriger les défauts liés aux différentes prises de vue: différence entre les types de capteurs utilisés (imagerie optique, infrarouge, SAR), différence entre les conditions d'observations (angle d'observation, trajectoire montante/descendante, conditions d'éclairage, conditions climatiques, ...), et s'assurer que les images traitées correspondent bien à la même scène observée (recalage d'image). Tout ceci nous amène à effectuer plusieurs pré-traitements avant de pouvoir tenter de détecter un quelconque changement.

Le but de notre travail est la détection des changements d'une manière automatique dans une séquence temporelle d'images de télédétection dans le domaine optique et proche infrarouge (PIR), pour suivre l'évolution des pratiques culturales dans la région de Crau-Camargue qui se situe au sud-est de France.

Pour cela nous avons partitionné notre travail en quatre chapitres :

Le premier chapitre sera consacré au principe de la télédétection optique, dont nous précisons l'intérêt de l'imagerie spatiale dans le domaine de l'agronomie et l'importance de données de haute résolution pour le suivi d'évolution des couverts végétaux.

Nous présentons dans le chapitre deux une méthode de classification basée sur les matrices de cooccurrence, il s'agit d'une méthode de classification des images texturées

pour caractériser les différentes classes et identifier les différentes pratiques agricoles sur l'image FORMOSAT.

Le chapitre trois traite le problème de détection des changements dans une séquence d'images. Une étude bibliographique sur les différentes techniques existantes pour réaliser une détection dans des séquences d'images de haute résolution spatiale.

Dans le chapitre quatre nous nous présentons l'application de la méthode de détection des changements par contours actifs basés régions ainsi nous citerons les différents avantages et inconvénients de la méthode.

Enfin nous terminerons notre travail par une conclusion générale.

Chapitre 1

Observation de la terre par télédétection optique

1.1 Introduction :

L'étude de la surface de la terre repose sur l'observation de ses propriétés radiatives et sur l'interprétation des phénomènes dynamiques qui conditionnent son évolution temporelle.

Ces informations peuvent être recueillies de deux façons: la télédétection satellitaire ou aéroportée, et la mesure de variables physiques et chimiques au sol.

La dernière technique est plus précise mais sa nature ponctuelle et l'ampleur des ressources humaines qu'elle nécessite rend son usage moins intéressant dans le contexte d'études menées à l'échelle régionale ou globale. Dans cette optique, la télédétection s'avère une alternative intéressante car elle permet d'effectuer des mesures simultanées sur de grandes étendues avec un minimum d'intervention humaine [1].

1.2 La télédétection optique :

Pris au sens littéral du mot, la télédétection signifie l'action d'acquérir des informations à distance sur un objet ou un phénomène sans que le détecteur ne soit en contact avec l'objet étudié. En dépit de ce sens étymologique très large, le terme télédétection est actuellement utilisé pour désigner la science dont le but est l'étude de l'environnement terrestre au moyen des capteurs, à bord des plates-formes aériennes ou spatiales, sensibles au rayonnement électromagnétique réfléchi ou émis par la surface de la terre ou par son atmosphère.

1.3 Intérêt de l'imagerie spatiale et de la télédétection optique :

Dans des domaines divers, tels que l'écologie ou la cartographie, la télédétection optique est devenue une technique indispensable du fait de sa capacité à fournir des informations synoptiques à différentes échelles spatio-temporelles. L'analyse et la simulation des données images de télédétection requièrent des outils capables de relier les mesures radiométriques aux caractéristiques du paysage terrestre et de l'atmosphère [2].

Dans le domaine de l'agronomie, pour connaître l'état de développement de la végétation, les données de la télédétection, notamment acquises dans les domaines visible au proche infrarouge, issue des satellites de haute résolution, nous permettent à répondre à ce besoin. Parce que d'après les scientifiques, le suivi de la dynamique des couverts végétaux, nécessite une image tous les 10 jours et une résolution bien adaptée aux parcelles agricoles, soit inférieure à 20 mètres [3].

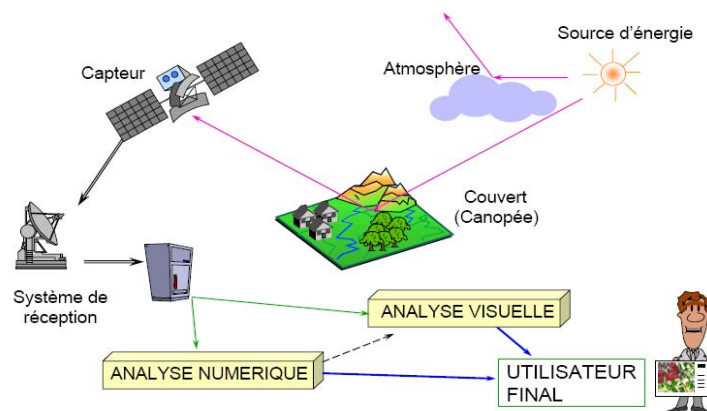


Fig.1.1 Principe de la télédétection.

1.4 Domaines spectraux de la télédétection :

La télédétection est fondée sur le postulat que tout corps, suivant ses propriétés physiques et chimiques, réfléchit ou émet du rayonnement électromagnétique (REM) d'une façon distincte dans les diverses parties du spectre, en fonction du temps et de sa localisation dans l'espace. L'observation et l'analyse des variations du REM provenant des objets visés par le capteur en fonction de la longueur d'onde, du ou des moments d'observation et de l'emplacement relatif de ces objets peuvent, en principe, nous permettre [2] :

- D'identifier la nature des objets ;
- D'évaluer leur état ou mesurer leurs propriétés ;
- De surveiller leur comportement dans le temps et dans l'espace ; et
- De déduire la présence ou l'absence des objets non directement "visibles" par les capteurs.

L'information acquise par des capteurs embarqués sur satellite ou aéroportée correspond à la mesure des signaux électromagnétiques émis ou réfléchis par la surface terrestre. Les problématiques étudiées au cours de ce travail ne sont relatives qu'à que des images acquises par des capteurs optiques, c.-à-d. dont la mesure est directement liée à la quantité de lumière solaire réfléchi par la surface ou issue de traitements à partir de telles images [4].

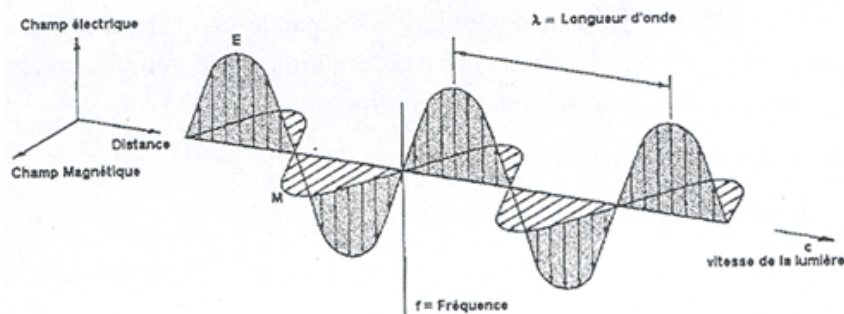


Fig.1.2 configuration d'une onde électromagnétique.

Une image acquise par un capteur optique mesure, en chaque pixel, la quantité de rayonnement électromagnétique reçue. Ce rayonnement résulte de l'émission de différents rayonnements naturels :

- Le rayonnement émis par le soleil, réfléchi par la surface terrestre et éventuellement absorbé en partie par l'atmosphère.
- Le rayonnement émis par la surface terrestre et absorbé en partie par l'atmosphère.

L'énergie électromagnétique se propage sous forme d'ondes (Fig.1.2) à fréquences et longueurs variées, constituant ainsi ce qu'on appelle le spectre électromagnétique [5].

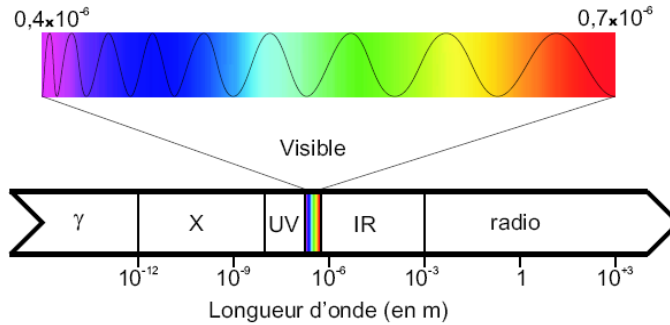


Fig.1.3 Le spectre électromagnétique.

Les principaux domaines spectraux qui peuvent être exploités en télédétection sont :

1. Le visible : 0.4 - 0.8 μm . Réflexion solaire - Caractéristiques de surface
2. L'infrarouge : 0.8 - 14 μm .
 - 0.8 - 1.3 μm : Proche Infra Rouge (PIR). Réflexion solaire.
 - 1.3 - 3 μm : Moyen Infra Rouge (MIR). Réflexion et début d'Emission.
 - 3 - 5 μm et 8 - 14 μm : Infra Rouge Thermique (IRT): Emission.
 - 5 - 8 μm : Absorption atmosphérique.
3. Les Micro-ondes ou hyperfréquences : 3 mm - 30 cm (100 - 1 GHz) : Diffusion de surface et de volume, Emission.

- Pour les ondes électromagnétiques du visible et de l'infrarouge proche, les capteurs utilisés sont optiques (émulsions photographiques, détecteurs multi spectraux et hyper spectraux), c'est-à-dire qu'ils reçoivent la réflexion de la lumière provenant de la surface terrestre et n'émettent aucun signal.

- Pour l'infrarouge thermique, des détecteurs thermiques sont utilisés.

- Dans le cas du radar, l'instrument émet un signal vers le sol et détecte l'écho de celui-ci, c'est-à-dire qu'il mesure l'onde qui se reflète sur la surface terrestre.

L'œil humain ne peut voir qu'une plage limitée du spectre. Les satellites, en revanche, peuvent enregistrer le visible, l'infrarouge, ainsi qu'une large plage d'autres longueurs d'ondes [6].

1.5 Les satellites :

Les mesures issues d'un capteur satellitaire résultent d'un processus de discrétisation de l'espace observé, elles peuvent être représentées sous forme d'une grille à deux dimensions (images) ayant des propriétés spécifiques selon l'optique du capteur et la chaîne d'acquisition [4].

1.5.1 Caractéristiques des capteurs satellitaires :

Pour une application donnée, le choix d'un capteur est généralement déterminé par les résolutions spatiale et spectrale de ses acquisitions, ainsi par sa fréquence d'acquisition. Ces trois propriétés sont indépendantes et résultent directement des propriétés optiques du capteur ainsi que de la trajectoire et de l'altitude du satellite sur lequel il est embarqué [4]

1.5.1.1 L'orbite :

La trajectoire effectuée par un satellite autour de la Terre est appelée orbite. L'orbite d'un satellite est choisie en fonction de la capacité des capteurs qu'il transporte et des objectifs de sa mission. Le choix d'une orbite est déterminé par l'altitude (la hauteur du satellite au dessus de la surface de la Terre), l'orientation et la rotation du satellite par rapport à la Terre. Certains satellites ont une altitude très élevée et regardent toujours la même région de la surface de la Terre. Ils ont une **orbite géostationnaire** dans le plan équatorial de la Terre. Ces satellites angulaires ont une altitude d'environ 36 000 kilomètres et se déplacent à une vitesse qui correspond à celle de la Terre, donnant ainsi l'impression qu'ils sont stationnaires. Cette configuration orbitale permet au satellite d'observer et d'amasser continuellement de l'information sur une région spécifique, par exemple le satellite météorologique METEOSAT [7].

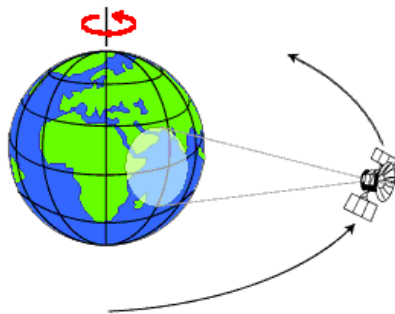


Fig.1.4 Orbite géostationnaire.

La surface terrestre n'est cependant pas intégralement couverte par des satellites géostationnaires. Par conséquent cette configuration orbitale n'est pas adaptée aux études liées à l'observation de la terre dans sa globalité.

D'autres plates-formes spatiales suivent une orbite légèrement inclinée par rapport à l'axe des pôles. Cette configuration, combinée à la rotation de la Terre (Ouest-Est), fait qu'au cours d'une certaine période, les satellites ont observé la presque totalité de la surface de la Terre. Ce type d'orbite est appelé **orbite quasi polaire** à cause de

l'inclinaison de l'orbite par rapport à une ligne passant par les pôles Nord et Sud de la Terre. Par exemple le satellite SPOT.

La plupart des satellites sur orbite quasi-polaires ont aussi une **orbite héliosynchrone** ; c'est-à-dire qu'ils observent toujours chaque région du globe à la même heure locale solaire. Pour une latitude donnée, la position du Soleil dans le ciel au moment où le satellite survole une certaine région au cours d'une saison donnée sera donc toujours la même. Cette caractéristique orbitale assure des conditions d'illumination solaire similaires, lorsqu'on recueille des données pour une saison particulière sur plusieurs années ou pour une région particulière sur plusieurs jours [4].

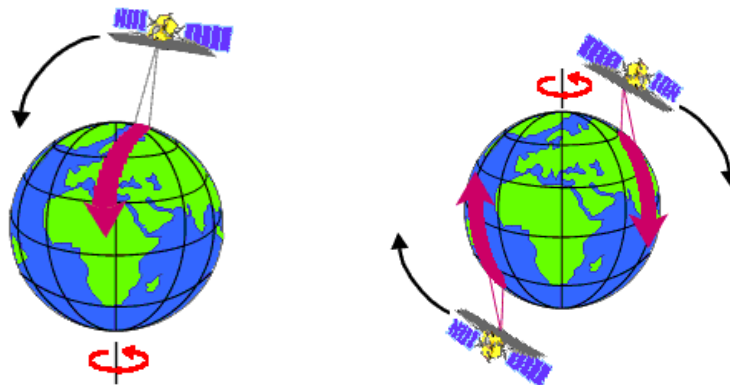


Fig.1.5 Orbite quasi-polaire.

1.5.1.2 La fauchée d'un satellite :

Lorsqu'un satellite est en orbite autour de la Terre, le capteur "observe" une certaine partie de la surface. Cette surface porte le nom de **couloir-couvert** ou **fauchée**. Les capteurs sur plate-forme spatiale ont une fauchée dont la largeur varie généralement entre une dizaine et plusieurs centaines ou même plusieurs milliers de kilomètres. Pour les satellites à orbite quasi-polaire, le satellite se déplace selon une trajectoire nord-sud [7].

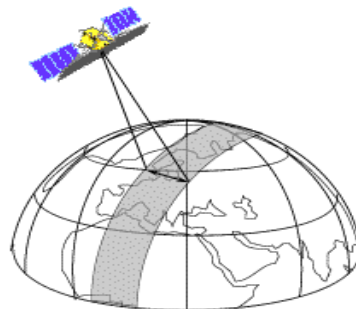


Fig.1.6 La fauchée d'un satellite.

1.5.1.3 La résolution spatiale :

La résolution spatiale d'un capteur est définie par la distance minimale permettant de séparer deux cibles, habituellement exprimée en radians ou en mètres. En d'autres termes, c'est la superficie de la surface terrestre représentée par un pixel.

On distingue les capteurs à basse résolution (supérieure à 100 m), les capteurs à moyenne résolution (entre 10 et 100 mètres), les capteurs à haute résolution (entre 4 et 10 mètres) et les capteurs à très haute résolution (inférieure à 3 m). Les satellites en orbite géostationnaire comme METEOSAT ou GOES fournissent des images sur de très grandes zones et à basse résolution et, en général, les satellites en orbite héliosynchrone comme Landsat, SPOT ou FORMOSAT fournissent des images à haute résolution sur de plus petites zones.

1.5.1.4 La résolution spectrale :

La résolution spectrale est définie par la largeur des bandes spectrales d'un capteur. Elle est déterminée précisément pour répondre aux nécessités des applications visées. Par exemple, les applications de type météorologiques nécessitent des informations principalement dans l'infrarouge et l'infrarouge thermique. Alors que l'analyse de la surface terrestre se fait plutôt à partir de mesures visible et proche infrarouge.

Les applications nécessitant une information radiométrique plus fine, par exemple pour distinguer des espèces végétales, exploitent généralement des données hyperspectrales c.-à-d. des données plus fine que les applications génériques, mêmes si ces bandes sont toujours situées dans les canaux visible et infrarouge.

1.5.1.5 La résolution temporelle :

La résolution temporelle est la répétitivité de l'observation d'un capteur sur un même territoire. La capacité de fournir des images d'une même zone à différentes dates constitue l'un des attraits des satellites d'observation de la terre.

Cette fréquence temporelle est nécessaire pour le suivi de la surface, et aussi pour la distinction de différentes espèces végétales [7].

1.5.1.6 Modes d'acquisition :

L'acquisition d'une même scène par un capteur satellitaire se fait suivant deux modes principaux :

1.5.1.6.1 Le mode panchromatique : où une seule image est produite à partir de toutes les longueurs d'ondes du spectre visible et souvent d'une partie du proche infrarouge traduite en niveau de gris. Elle sert principalement à obtenir des informations de type " géométrique " comme la forme, la dimension et la surface.

1.5.1.6.2 Le mode multi spectral : où plusieurs images sont prises simultanément chacune dans une région différente du spectre électromagnétique. Elles sont acquises par un capteur numérique qui mesure la réflectance dans de nombreuses bandes spectrales (typiquement, une dizaine). Ces multiples valeurs de réflectance se combinent pour créer des images couleur. Elle sert principalement à obtenir des informations à caractère " qualitatif " (ex. classification des types de végétation sur des parcelles) [7].

1.5.2 Les satellites d'observation de la terre :

Il existe plusieurs satellites d'observation de la terre, dans cette section nous présentons uniquement les satellites et capteurs optiques utilisés dans le cadre de cette étude, ou susceptible de l'être. Il s'agit des satellites de haute résolution spatiale pour observation de la terre.

1.5.2.1 LANDSAT :

LANDSAT-1 était le premier satellite d'observation de la terre dans le monde, lancé par les Etats-Unis en 1972. Il embarquait un capteur MSS (Multi Spectral Scanner) dont les pixels mesuraient environ 80 mètres de côté. Après LANDSAT-1, LANDSAT-2, 3, 4, 5, 6, et 7 ont été envoyés en orbite.

La seconde génération de satellites Landsat fait son apparition en 1982 avec l'envoi de LANDSAT 4, qui embarqua un Thematic Mapper (TM) en plus du MSS.

Les images Landsat MSS (Multi Spectral Scanner) et TM (Thematic Mapper) présentent l'avantage d'être acquises dans le monde entier.

Les capteurs TM détectent la radiation réfléctée à la surface de la terre dans sept bandes spectrales dans les longueurs d'ondes du visible et de l'infrarouge proche, moyen et thermique. La résolution des images TM (30 mètres) fournit suffisamment de détails pour permettre une gamme importante d'applications tout en gardant une scène suffisamment grande de 180 km de côté. A partir de Landsat 7, le capteur devient ETM+ (Enhanced Thematic Mapper). Ses huit bandes spectrales sont semblables à celles de TM, sauf que la bande thermique 6 a une résolution améliorée de 60 m (contre

120 m dans TM). Il y a aussi une bande panchromatique complémentaire à la résolution de 15 m [7].

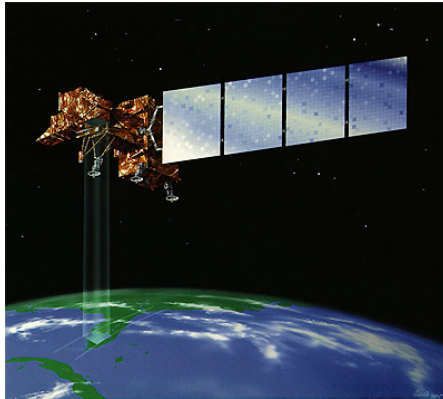


Fig.1.7 Le satellite LANDSAT 7

1.5.2.2 SPOT:

Le système d'observation de la terre SPOT a été conçu par le centre national d'études spatiales pour distinguer des détails de 10 à 20 mètres sur des paysages terrestre avec un suivi régulier. Le premier satellite de la famille SPOT a été lancé en 1986. Aujourd'hui, le système SPOT comprend trois stellites SPOT 2, SPOT 4 et SPOT 5, lancés respectivement en 1990, 1998 et 2002.

Les satellites du système SPOT sont placés en orbite héliosynchrone quasi-polaire à 822 km d'altitude. Ils défilent à une vitesse de 24 000 km/h et sont composés principalement en deux parties : la plate forme et la charge utile. La plate forme embarque la charge utile et assure un certain nombre de fonctions liés au fonctionnement du satellite (génère et stocke l'énergie, contrôle l'altitude du satellite,...). La charge utile est composée de un à quatre instruments de prise de vue, selon les satellites, ayant des propriétés particulières adaptées aux applications visées (cartographie, suivi de la déforestation, agricultures,...). Les trois premiers satellites de la série SPOT contiennent un capteur haute résolution visible **HRV** composé de trois bandes spectrales :

- La bande XS1 couvre les longueurs d'ondes comprises entre 0.50 et 0.59 μm (bande d'absorption du vert).
- La bande XS2 couvre les longueurs d'ondes comprises entre 0.61 et 0.68 μm (bande d'absorption du rouge), et

- La bande XS3 couvre les longueurs d'ondes comprises entre 0.78 et 0.89 μm (bande proche infrarouge).

Les satellites SPOT 4 et SPOT 5 contiennent une bande supplémentaire, XS4, couvrant les longueurs d'ondes comprises entre 1.58 et 1.75 μm (moyen infrarouge) pour répondre aux besoins spécifiques à l'observation de la végétation.

Les capteurs haute résolution de SPOT 4 et SPOT 5 composés des bandes XS1 à XS4 sont appelés **HRVIR**.

Lancé le 3 mai 2002, le satellite SPOT 5 est le plus récent de la famille SPOT. Il apporte une nette amélioration de la résolution spatiale des capteurs HRVIR comparativement à ces prédécesseurs. En effet il permet d'acquérir des images dans les canaux XS1, XS2 et XS3 avec une résolution spatiale de 10m alors que SPOT 4 est limité à 20m. De plus, en mode panchromatique, sa résolution spatiale atteint 5m ou 2.5m.

Un tel niveau de précision ouvre de nouvelles perspectives, notamment pour les applications liées à l'étude du tissu urbain et à la reconnaissance d'objets (types de bâtiments, véhicules,...).

L'instrument végétation (VGT) embarqué sur les satellites SPOT 4 et SPOT 5 est un capteur programmé pour l'analyse de la végétation à une échelle globale, fournit également la continuité du contrôle de l'environnement autour du globe [4].

Le tableau suivant présente les différentes caractéristiques des satellites SPOT :

satellites	SPOT 1, 2, 3	SPOT 4	SPOT 5
Date de lancement	1986, 1990, 1993	1998	2002
Altitudes	822 km	822 km	822 km
Capteurs embarqués	HRV : V, R, IR	HRVIR : V, R, IR, MIR VGT : B0, R, IR, MIR	HRVIR : V, R, IR, MIR VGT : B0, R, IR, MIR HRG : V, R, IR, MIR, PAN HRS : PAN
Bandes spectrales	V [0.50 – 0.59 μm] R [0.61 – 0.68 μm] IR [0.79 – 0.89 μm] PAN [0.51 – 0.73 μm]	V [0.50 – 0.59 μm] R [0.61 – 0.68 μm] IR [0.79 – 0.89 μm] PAN [0.61 – 0.68 μm] MIR [1.58 – 1.75 μm] B0 [0.43 – 0.47 μm]	V [0.50 – 0.59 μm] R [0.61 – 0.68 μm] IR [0.79 – 0.89 μm] PAN [0.51 – 0.73 μm] MIR [1.58 – 1.75 μm] B0 [0.43 – 0.47 μm]

Résolution spatiale	PAN: 10m HRV: 20m	PAN: 10m HRVIR: 20m VGT : 1 km	PAN: 5m ou 2.5m V, R, IR: 10m MIR : 20m VGT : 1 km
Fréquence de passage	26 jours	HRVIR: 26 jours VGT : 1 jour	HRVIR: 26 jours VGT : 1 jour

Tab.1.1 Caractéristiques des satellites SPOT.



Fig.1.8 Le satellite SPOT 5.

1.5.2.3 FORMOSAT :

Le satellite taïwanais FORMOSAT-2 est le premier satellite de télédétection développé par l'organisation spatiale nationale (NSPO), lancé avec succès le 21 mai 2004. La mission principale de FORMOSAT-2 est la formation d'image de télédétection au-dessus de Taiwan et sur des régions terrestres et océaniques de la terre entière [3].

Ses principales caractéristiques figurent dans le tableau ci-dessous :

Mode et résolution	Panchromatique : 2m Multispectral (B, V, R, PIR) : 8m
Bandes spectrales	<ul style="list-style-type: none"> • Pan [0,45 - 0,90 μm] (panchromatique) • B1 [0,45 - 0,52 μm] (bleu) • B2 [0,52 - 0,60 μm] (vert) • B3 [0,63 - 0,69 μm] (rouge) • B4 [0,76 - 0,90 μm] (Proche-infrarouge)
La fauchée	24km X 24 km
La résolution temporelle	Délai de revisite de 1 jour

Programmation	L'acquisition simultanée des images pan et multispectral est possible.
Dynamique de l'image	8 bits/pixel

Tab.1.2 Caractéristiques du satellite FORMOSAT-2.

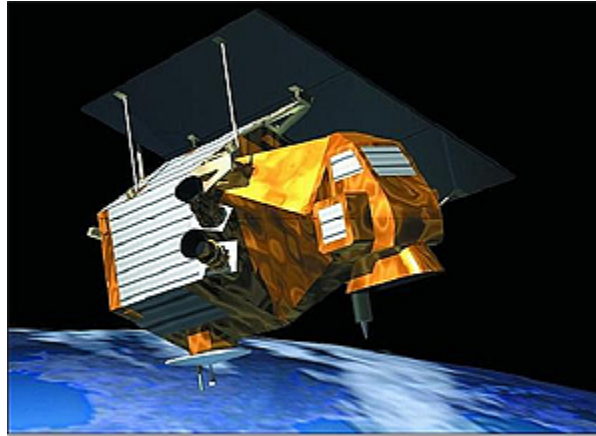


Fig.1.9 Le satellite FORMOSAT-2.

Certains prétraitements sont effectués sur les données images qui sont prises par les différents systèmes satellitaires avant de les utiliser pour n'importe quel traitement.

1.6 Les prétraitements :

Les prétraitements sont des opérations effectuées sur les images en amont de tout traitement de façon à les corriger ou les améliorer géométriquement et thématiquement. Il existe trois types de prétraitements : les corrections radiométriques, les corrections géométriques et les corrections atmosphériques.

1.6.1 Les corrections radiométriques :

Les corrections radiométriques sont appliquées sur les images pour réaffecter à chaque pixel une valeur radiométrique la plus proche possible de celle mesurée sur le terrain. Les variations enregistrées peuvent être dues au vieillissement des capteurs, à leur dérèglement ou aux défauts lors de la conception des instruments.

1.6.2 Les corrections géométriques :

Les corrections géométriques sont appliquées sur les images pour réduire les déformations géométriques intervenues lors de l'enregistrement de la scène telles que les distorsions causées par l'environnement (courbure de la terre, variation d'altitude au sol, réfraction atmosphérique...), les distorsions dues aux erreurs des systèmes de mesure et les distorsions provenant des mouvements de la plate-forme.

1.6.3 Les corrections atmosphériques :

Le signal lumineux mesuré par les capteurs d'un satellite traverse deux fois l'atmosphère terrestre, la première fois lors du trajet soleil-cible et la seconde lors du trajet cible-capteurs. A chacun de ces deux traversées, le rayonnement électromagnétique va subir des transformations dues aux propriétés physico-chimiques des deux composants majeurs de l'atmosphère terrestre qui sont les gaz (oxygène, ozone, vapeur d'eau...) et les aérosols (poussières...).

La contribution de l'atmosphère dans la valeur radiométrique d'un pixel peut ainsi dépasser 50% dans certaines longueurs d'ondes, comme le bleu par exemple. Il est donc parfois nécessaire d'appliquer des corrections atmosphériques sur les images en fonction des caractéristiques thématiques de la zone d'étude et de la méthode de traitement d'image employée.

Il est impossible d'obtenir la contribution réelle de l'atmosphère sans posséder les données décrivant les conditions météorologiques lors de l'enregistrement de l'image. C'est donc par simulation que les corrections atmosphériques vont être effectuées, pour obtenir au final une évaluation la plus précise possible de l'état de l'atmosphère lors de la prise de vue.

Une fois la contribution de l'atmosphère connue, il suffit de la soustraire à la valeur radiométrique des pixels.

Les images FORMOSAT dont nous disposons, et nous utiliserons pour la suite de notre travail ont été acquises tout les 3 jours à la même heure (10 :30TU) est globalement avec le même angle de visée (en moyenne 40° azimuth). Toutes les images ont été corrigées des effets atmosphériques et recalées par rapport à un référentiel géographique par Olivier Hagolle [8]. Nous disposons d'une série images multi-spectrales (du 12 mars au 17 juillet). Les images comportant des nuages ne seront pas prisent en considération dans le cadre de cette étude.

1.7 Signatures spectrales des surfaces naturelles :

Pour chaque objet observé dans le spectre électromagnétique à la surface de la terre, la valeur de réflectance correspond au rapport de l'intensité du rayonnement réfléchi au rayonnement incident d'une surface en %. Cette valeur varie en fonction de la longueur d'onde. Il est ainsi possible d'obtenir une courbe de réflectance en fonction des longueurs

d'ondes dont l'allure générale constitue la signature spectrale de l'objet tel que le montre la figure suivante [6]:

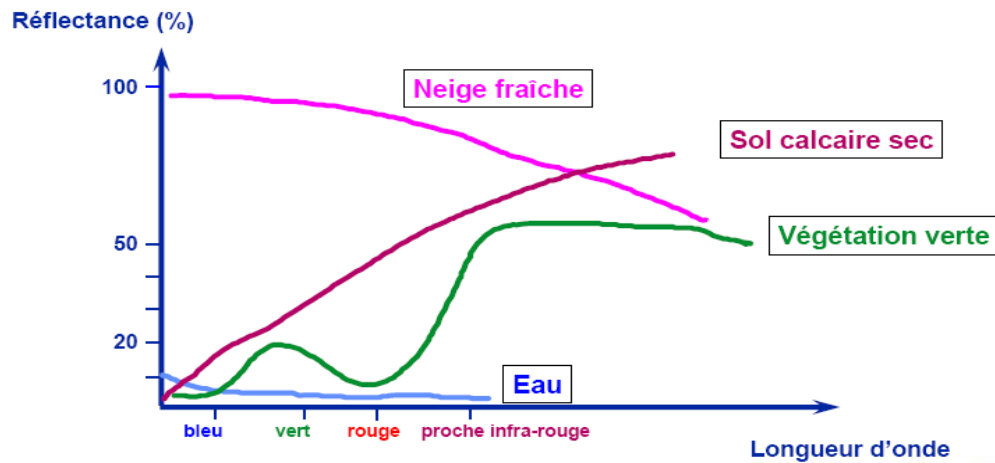


Fig.1.10 Signatures spectrales des surfaces naturelles.

Le comportement spectral des sols se caractérise par une courbe qui croît régulièrement du visible au proche infrarouge.

L'eau pure a un comportement spectral caractéristique : une réflectance élevée dans le bleu puis régulièrement décroissante depuis le visible jusqu'au proche infrarouge ou elle devient nulle. Néanmoins, ce comportement peut évoluer selon les substances contenues dans l'eau qui peuvent légèrement faire augmenter sa réflectance [9].

1.8 Caractéristiques spectrales des couverts végétaux :

Les propriétés optiques des couverts végétaux dépendent à la fois de la nature des plantes qui les composent, de leur état physiologique, des organes végétaux notamment les feuilles et leur arrangement spatial ainsi que du sol sous-jacent [10].

1.8.1 Les propriétés optiques des feuilles :

Les feuilles sont les principales surfaces diffusant et absorbant la lumière dans un couvert végétal.

L'atténuation de la lumière à l'intérieur d'une feuille résulte de phénomènes complexes liés à sa composition biochimique et à sa structure anatomique.

Les propriétés optiques des feuilles vont être déterminées par les éléments suivants :

- La présence de pigments : chlorophylles, caroténoïdes, xanthophylles, plastoquinones et composés flavoniques,
- L'architecture cellulaire de la feuille,

- La physiologie de la feuille notamment son port [10].

1.8.1.1 Les pigments foliaires :

Les pigments foliaires sont composés des chlorophylles a et b, des caroténoïdes, des xanthophylles, des plastoquinones et des composés flavoniques.

Le caractère principal du végétal est une forte réflectance dans l'infrarouge proche due au fait qu'à partir de longueurs d'onde supérieures à 700 nm tous les pigments foliaires deviennent transparents.

Dans le visible, le comportement spectral est dû à la composition en pigments parmi lesquels la chlorophylle joue un rôle principal. Les chlorophylles a et b (65 % des pigments des plantes) possèdent deux bandes d'absorption dans le bleu (450 nm) et dans le rouge (660 nm). Cela se traduit par un maximum de réflectance dans le jaune - vert à une longueur d'onde de 550 nm.

Les seconds pigments par ordre d'importance sont les caroténoïdes et les xanthophylles. Le mieux connu de ces types de pigments est le β -carotène qui présente un pic d'absorption dans le bleu (450 nm) qui se superpose à celui de la chlorophylle. Ce pic est masqué dans les feuilles saines et vertes. Par contre, ces pigments sont à l'origine du jaunissement des feuilles à l'automne dû à la disparition de la chlorophylle qui cesse alors de masquer la coloration des caroténoïdes. Cependant, une diminution de la teneur de la feuille en chlorophylle se traduit par une augmentation de sa réflectance dans le domaine visible et en particulier dans le rouge. Par contre si la structure anatomique ne change pas, sa réflectance dans le proche infrarouge n'est pas affectée [11].

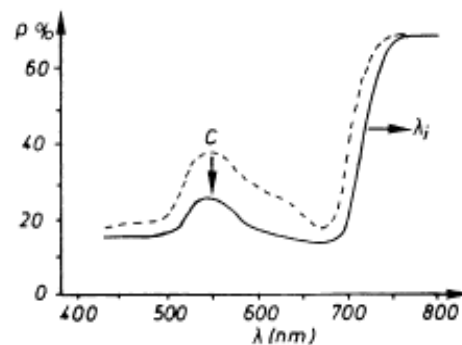


Fig.1.11 L'effet de teneur en chlorophylle des feuilles sur les différentes réflectances.

1.8.1.2 Structure de la feuille d'un végétal :

Un certain nombre de travaux ont montré que les propriétés optiques des feuilles, notamment dans le proche infrarouge dépendaient de leurs structure interne (nombre d'assises cellulaires, dimension des cellules), ainsi une diminution de l'épaisseur de la feuille, sans changer de sa teneur en chlorophylle se traduit par une diminution de la réflectance dans le proche infrarouge, alors que dans le visible ses propriétés optiques ne seront pas affectées. Ainsi comme le montre schématiquement la figure une diminution d'épaisseur de la feuille se traduira par un glissement du point d'inflexion λ_i vers les grandes longueurs d'ondes [11].

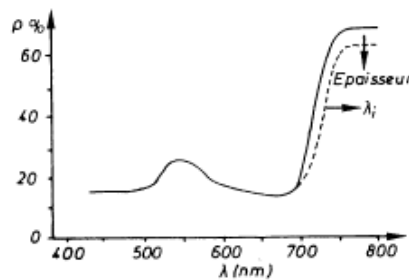


Fig.1.12 L'effet de l'épaisseur des feuilles sur les différentes réflectances.

1.8.1.3 Influence de la teneur en eau :

Du visible à l'infrarouge moyen, la réflectance de la végétation diminue en général avec l'augmentation de la teneur en eau mais de manière complexe et les avis sur ce point restent partagés voire contradictoires. L'exemple suivant (Fig.1.13) montre les effets de la teneur en eau sur la réponse spectrale de feuilles de maïs. On y observe une augmentation de la réflectance sur tout l'intervalle du spectre (du visible à l'infrarouge moyen) avec la diminution de la teneur en eau, notamment en deçà de 54 % [7].

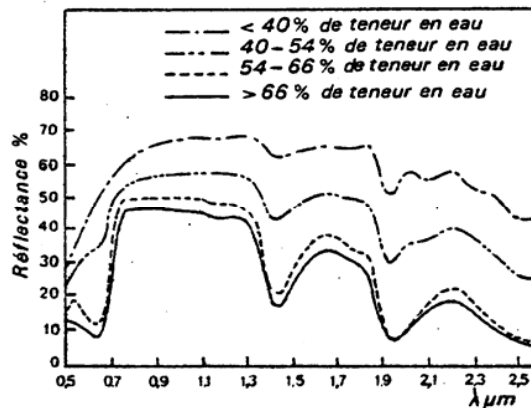


Fig.1.13 L'effet de la teneur en eau sur les différentes réflectances.

Dans l'infrarouge moyen à partir de 1400 nm la teneur en eau du végétal est le facteur principal influençant le comportement spectral. Un végétal sain a une courbe de réflectance présentant une diminution importante à 1450 nm et à 1900 nm qui correspond aux bandes d'absorption de l'eau. A l'inverse, un végétal en cours de maturation ou souffrant d'un stress hydrique ou d'une maladie voit sa teneur en eau diminuer et les bandes d'absorption à 1450 et 1900 nm seront peu marquées.

1.8.2 Caractérisation de l'architecture d'un couvert végétal :

La réflectance d'un couvert végétal ne dépend pas seulement des propriétés d'absorption et de diffusion de ses feuilles mais aussi de son architecture. Celle-ci varie selon la forme, la dimension, la distribution dans l'espace et la quantité des surfaces végétales du couvert. La distribution spatiale de la végétation sur le sol dépend du type de végétation, de la disposition des plantes (écartement et orientation des rangs) et de leur stade de croissance. Au fur et à mesure que la végétation se développe, les effets du sol s'estompent. Les principaux paramètres pour caractériser cette architecture sont l'indice foliaire, l'inclinaison des feuilles, la hauteur du couvert, la taille des feuilles et le taux de couverture des sols [12].

1.8.2.1 L'indice foliaire :

L'indice foliaire ou LAI (Leaf Area Index) caractérise la quantité de matière fraîche du couvert végétal : il est défini comme l'aire totale des faces supérieures des feuilles par unité de surface du sol. C'est une variable très importante qui entre dans les modèles de fonctionnement des couverts. La variation de l'indice foliaire va déterminer le taux de couverture des sols. Le LAI varie typiquement de 0 pour un sol nu à une valeur maximale de 8-10 pour une culture annuelle et peut dépasser 15 pour une forêt tropicale.

Dans le visible et le moyen infrarouge, la réflectance diminue lorsque l'indice foliaire augmente. En revanche, elle augmente légèrement dans le proche infrarouge. La variation de la réflectance en fonction de l'indice foliaire atteint un seuil dépendant du domaine spectral considéré : le palier est atteint pour un LAI voisin de 3 dans le visible et le moyen infrarouge et pour un LAI de l'ordre de 5 ou 6 dans le proche infrarouge.

Pour un indice foliaire de 0, la réflectance mesurée est celle du sol.

Lorsque l'indice foliaire est compris entre 0 et 3 ou 4, il y a interférence entre la réflectance du sol et celle de la végétation. Ceci induit qu'une même formation végétale peut avoir différentes signatures spectrales en fonction de la nature du sol.

Pour un indice foliaire supérieur à 3 ou 4, la réflectance mesurée est presque essentiellement due à la végétation [7].

Le comportement spectral est donc fortement corrélé à l'indice foliaire. La discrimination des types de formations végétales dont les indices foliaires sont différents peut ainsi, en partie, être établie en fonction de ce paramètre.

1.8.2.2 L'inclinaison des feuilles :

L'inclinaison des feuilles varie d'un type de végétation à l'autre, mais dépend encore du stade de croissance et parfois même de l'heure de la journée.

Le type d'inclinaison des feuilles joue un rôle non négligeable vis à vis des réflectances mesurées.

Dans le visible (670 nm) et dans le PIR (870 nm), lorsque l'inclinaison des feuilles s'accroît, la réflectance décroît pour de forte valeur d'indice foliaire. Pour des indices plus faibles, l'influence de l'inclinaison des feuilles est surtout sensible dans le visible.

Dans l'infrarouge thermique, plus la feuille est proche de l'horizontale plus l'énergie absorbée est importante [7].

1.9 Les indices de végétation :

Les réflectances mesurées directement par un capteur dans différentes bandes spectrales offrent des informations redondantes pour l'analyse de la végétation. Les indices de végétation proposent des combinaisons (linéaire ou non) des réflectances mesurées dans plusieurs bandes spectrales, en particulier dans des bandes rouges (*R*) et proches infrarouge (*PIR*), ciblées pour la caractérisation et le suivi d'état et la dynamique de la végétation.

Un indice de végétation est construit dans l'objectif de réduire les mesures multispectrales à une seule valeur informative pour la prédiction et l'évaluation de caractéristiques de végétation.

Les différents indices de végétation correspondent à une démarche empirique dans la recherche d'une estimation de paramètres concernant la végétation afin d'identifier des couverts végétaux chlorophylliens, d'évaluer l'indice foliaire, le développement de la canopée, *l'APAR* (rayonnement photo synthétiquement actif absorbé),

l'évapotranspiration, le rendement... Ils sont plus ou moins sensibles à la contribution spectrale venant du sol, ainsi qu'à celle provenant de l'éventuelle matière sèche mélangée à la matière verte.

Le principal indice utilisé dans l'analyse des images satellitales multi spectrales est l'indice de végétation normalisé (*NDVI*) qui va traduire la densité du feuillage et la proportion de sol effectivement couverte par la végétation. Il est défini de la manière suivante :

$$NDVI = \frac{PIR - R}{PIR + R} \quad 1.1$$

Cet indice est facile à calculer et donc très utilisé, cependant il faut noter qu'il est sensible aux conditions atmosphériques et aux sols.

D'autres indices permettant d'étudier la végétation existent. Cette table montre quelques indices de végétation les plus couramment utilisés en télédétection [4].

Dénomination	Formule	Caractéristiques
Ratio indice de végétation (<i>RVI</i>)	$RVI = \frac{PIR}{R}$	sensibilité à la contribution spectrale des sols et aux effets atmosphériques
Indice de végétation normalisé (<i>NDVI</i>)	$NDVI = \frac{PIR - R}{PIR + R}$	sensible aux conditions atmosphériques et aux sols
Indice de végétation perpendiculaire (<i>PVI</i>)	$PVI = \frac{PIR - aR - b}{\sqrt{a^2 + 1}}$	Diminution de la contribution spectrale des sols mais sensibilité à diverses caractéristiques des sols
Indice de végétation ajusté au sol (<i>SAVI</i>)	$SAVI = \frac{PIR - R(1 + L)}{PIR + R + L}, \quad L = 0.5$	Sensible à l'effet du sol
Indice de végétation ajusté au sol transformé (<i>TSAVI</i>)	$TSAVI = \frac{a(PIR - aR - b)}{aPIR + R + X(1 + a^2)}, \quad X = 0.08$	Minimise l'effet de la brillance du sol.

Tab.1.3 Indices de végétation.

a est la droite des sols nus, dans l'espace *R/PIR*.

b l'ordonnée à l'origine de la droite des sols nus, dans l'espace *R/PIR*.

1.10 Zone d'étude :

Notre travail s'est concentré sur la région (Crau-Camargue) située au sud-est de la France, zone d'agriculture intensive, représente une grande diversité de cultures et de milieu naturels sur laquelle on dispose d'un important jeu de données : La séquence temporelle d'images FORMOSAT acquise de Mars à Octobre 2006 dont la période temporelle d'une image à une autre, est de trois jours, et chaque image est une composite de trois composantes couleur : Le rouge(R), le vert (V) et le proche infrarouge (PIR). La taille de chaque composante est 501pixels X 501pixels avec une résolution spatiale est de 8 mètres.

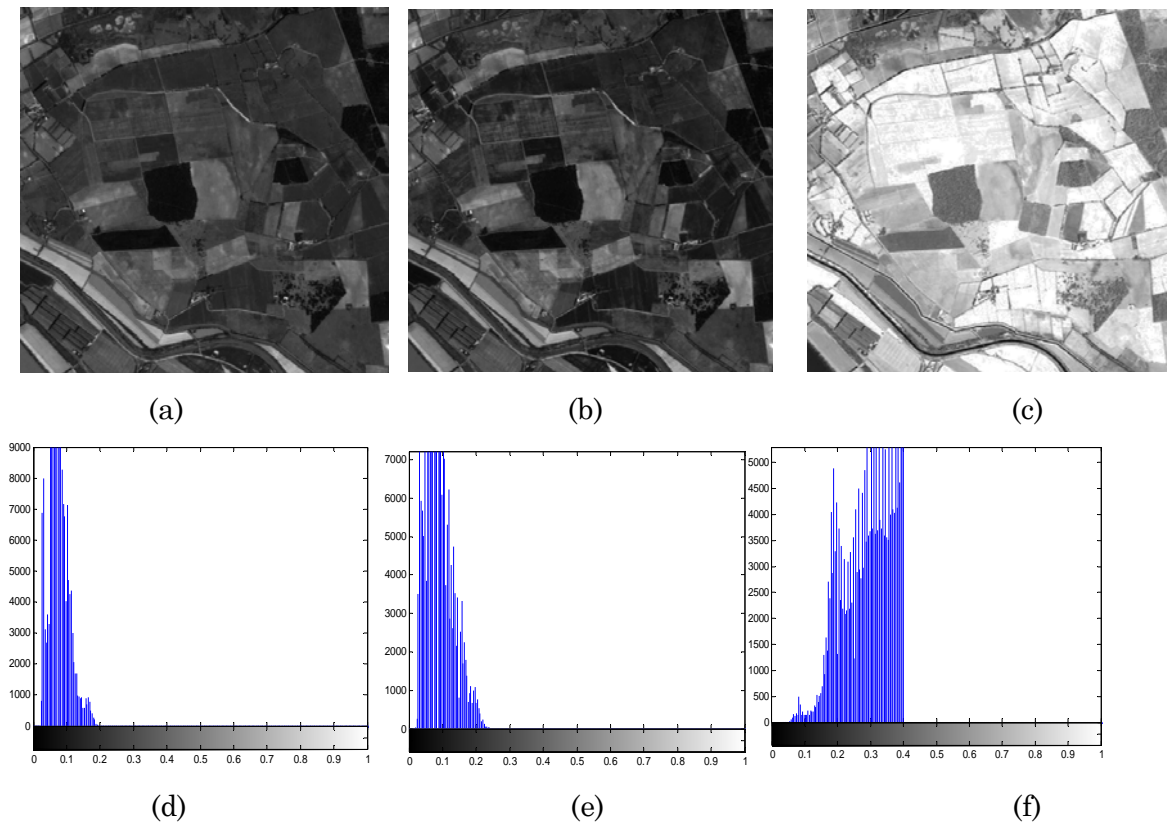


Fig.1.14 Image FORMOSAT prise le 12 mars 2006:

- (a) la composante du canal Vert, (b) la composante du canal Rouge, et (c) la composante du canal proche infrarouge.
- (d), (e) et (f) leurs histogrammes correspondant.

1.11 Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons présenté les caractéristiques de la télédétection utilisée pour l'observation de terre, ainsi que les différents systèmes satellitaires qui fournissent des données de haute résolution spatiale.

Nous avons aussi exposé les informations essentielles pour l'étude de la végétation. Pour l'analyse de la végétation, et le suivi d'évolution des couverts végétaux, l'idéal serait de disposer d'images acquises à haute résolution spatiale, pour permettre la localisation des objets d'intérêt, avec une haute résolution temporelle et spectrale, pour le contrôle de la surface terrestre et la distinction des différents types de végétation.

Chapitre 2

Classification d'image

FORMOSAT

2.1 Introduction :

Les images satellitaires de haute résolution représentent un potentiel important de collection et d'actualisation d'informations géographiques.

L'utilisation de ces images dans les dernières décennies s'est multipliée dans de nombreux domaines d'application y compris la classification de l'occupation des terres.

La classification des images texturées a été largement étudiée durant ces dernières années. Parmi les méthodes de classification d'images texturées, on peut citer, entre autre, les approches statistiques. Ces dernières sont plus utilisées à cause de leur efficacité dans l'analyse de textures. La technique la plus répandue reste néanmoins celle basée sur le calcul des matrices de cooccurrences des niveaux de gris.

Ce type de classification cherche à extraire des attributs qui permettent de caractériser au mieux les différentes textures de l'image afin de les différencier. Dans notre cas, le but est de caractériser les différentes pratiques agricoles et les différencier sur l'image FORMOSAT.

2.2 Définition de texture :

On définit la texture comme répétition spatiale d'un même motif dans différentes directions de l'espace, elle se manifeste par une information visuelle qui permet de décrire qualitativement à l'aide des adjectifs suivants : grossière, fine, lisse, régulière ou irrégulière [13].

2.3 Les différents types de textures :

2.3.1 Textures structurées :

On peut considérer les textures structurées comme étant la répétition de motifs élémentaires. Ce type de textures parfaitement régulière, et la répétition spatiale de ces motifs de base suit des règles de directions et de placement [14], [15].



Fig.2.1 Textures structurées.

2.3.2 Textures aléatoires :

Contrairement aux textures structurées, les textures aléatoires ont un aspect désordonné tout en apparaissant globalement homogènes.

Cette catégorie de texture a fait l'objet de nombreux travaux de recherche fondés sur les méthodes d'analyse statistique [16]. Ici l'image est considérée comme étant associée à un processus aléatoire bidimensionnel.

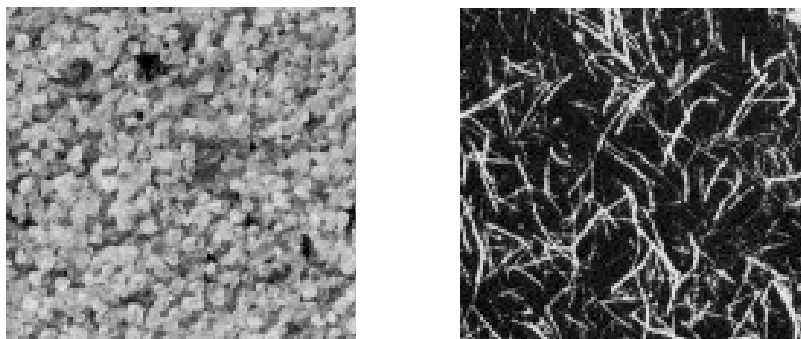


Fig. 2.2 Textures aléatoires.

2.3.3 Textures directionnelles :

Les textures directionnelles ne sont pas totalement aléatoires et ne présentent pas d'éléments structurant de base. Elles se caractérisent essentiellement par certaines orientations [17].

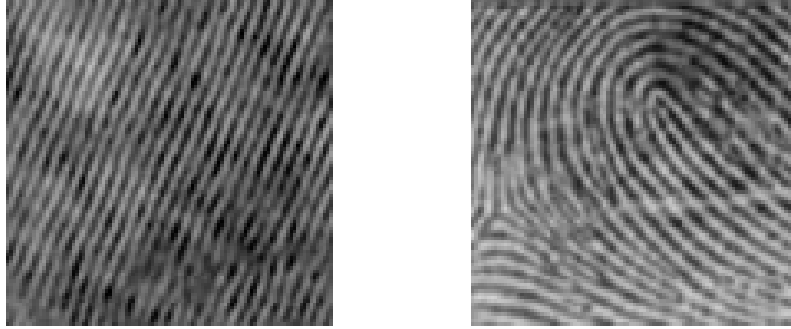


Fig.2.3 Textures directionnelles.

2.4 Caractérisation des textures:

L'étude de la texture a fait l'objet de nombreux travaux de recherche qui ont engendré une multitude de méthodes d'analyse, dont le but est la description, la discrimination et la caractérisation de textures [18].

Nous nous intéressons dans notre cas aux méthodes statistiques de deuxième ordre et particulièrement aux matrices de cooccurrences qui est basée sur l'extraction d'attributs texturaux dans les images à niveau de gris [19].

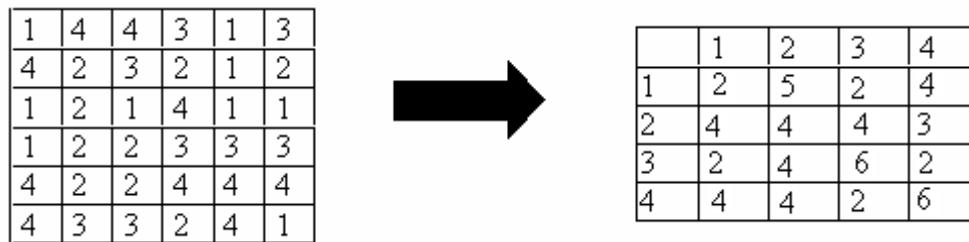
2.4.1 Matrices de cooccurrence :

Les matrices de cooccurrence permettent d'estimer des propriétés des images relatives à des statistiques de second ordre. Cette approche est la plus utilisée pour extraire des caractéristiques de textures [20].

La matrice de cooccurrence calcule la probabilité d'apparition du couple de niveau de gris (i, j) selon un vecteur de déplacement (d, θ) (Rappelons que d est la distance entre deux pixels et θ est l'orientation par rapport à l'horizontal), ainsi le choix de ce vecteur et de la taille de la fenêtre du voisinage sur laquelle s'effectue la mesure sont des paramètres fondamentaux dans l'analyse de textures, car ces derniers varient selon le type d'images et de textures [21].

Afin de limiter le nombre de calculs, tout en obtenant de bons résultats on prend généralement comme valeurs de θ : 0° , 45° , 90° , 135° et d a pour la valeur 1, 2, 3...

Exemple :



(a) Image.

(b) Matrice de cooccurrence.

Fig.2.4 Représentation d’une image et sa matrice de cooccurrence correspondante pour $d=1$ et $\theta =0$ degré.

Cette méthode d’analyse est largement utilisée dans le monde de traitement d’images texturées, À partir d’une représentation graphique des matrices de cooccurrences, nous pouvons selon la forme de cette représentation tirer un certain nombre de renseignements sur la texture de la région considérée. Pour une texture grossière, les valeurs de la matrice sont concentrées sur la diagonale principale. Par contre, pour une texture fine, les valeurs de la matrice sont dispersées; en effet, pour une telle texture, il existe beaucoup de transition de niveaux de gris [21].

2.4.2 Choix de la taille de la fenêtre et du vecteur de déplacement :

Si on se réfère à la littérature, on constate que les tailles des fenêtres d’analyse sont déterminées pour surpasser deux tâches complémentaires : évaluation des caractéristiques de la texture et la segmentation qui ont des exigences opposées. Ainsi, lorsque l’évaluation des caractéristiques de la texture exige des fenêtres larges pour obtenir une description significative de leurs contenus, la segmentation des textures exige des fenêtres petites pour une localisation exacte des frontières entre différentes régions texturées. Un compromis doit donc être fait entre une bonne segmentation et une bonne discrimination des textures.

Dans notre cas la fenêtre est de taille [11x11] et le vecteur de déplacement $d=1$.c.à.d. entre un pixel et son voisin.

2.4.3 Extraction des paramètres à partir de la matrice de cooccurrence :

La matrice ainsi calculée n'est pas utilisée directement pour décrire une texture, ce sont les paramètres calculés à partir de cette matrice qui sont utilisés comme descripteurs de texture [18]. Ces paramètres sont définis par Haralick [19] et sont comme par exemple:

- **La moyenne pondérée des lignes :**

$$\mu_x = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} iP_{d,\theta}(i,j) \quad 2.1$$

- **La moyenne pondérée des colonnes :**

$$\mu_y = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} jP_{d,\theta}(i,j) \quad 2.2$$

- **La variance :**

La variance mesure l'hétérogénéité. Elle augmente lorsque les niveaux de gris sont différents de leur moyenne, elle exprime la variation des niveaux de gris par rapport à leur moyenne.

- **La variance pondérée des lignes :**

$$\sigma_x^2 = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (i - \mu_x)^2 P_{d,\theta}(i,j) \quad 2.3$$

- **La variance pondérée des colonnes :**

$$\sigma_y^2 = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (j - \mu_y)^2 P_{d,\theta}(i,j) \quad 2.4$$

- **L'énergie :**

Ce paramètre mesure l'uniformité. Il atteint de fortes valeurs lorsque la distribution des niveaux de gris est constante ou de forme périodique. Elle est calculée selon la formule :

$$ASM = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} P_{d,\theta}(i,j)^2 \quad 2.5$$

- **Le contraste :**

Ce paramètre mesure les variations locales des niveaux de gris. Si elles sont importantes (c'est à dire s'il existe peu de régions homogènes), alors le contraste sera élevé. Il se calcule par la formule :

$$CON = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (i - j)^2 P_{d,\theta}(i, j) \quad 2.6$$

- **L'entropie :**

Ce paramètre mesure le désordre dans l'image. Elle permet de caractériser le degré de granulation de l'image. Plus l'entropie est élevée et plus la granulation est grossière. Elle se calcule comme suit :

$$ENT = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} P_{d,\theta}(i, j) \log_2(P_{d,\theta}(i, j) + \varepsilon) \quad 2.7$$

Où ε est une valeur faible (10^{-4}).

- **La corrélation :**

La corrélation est un paramètre qui rend compte de la dépendance des niveaux de gris par rapport à leurs voisins, donc est un indice qui mesure la dépendance linéaire des niveaux de gris dans l'image.

$$COR = \frac{1}{\sigma_x \sigma_y} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (i - \mu_x)(j - \mu_y) P_{d,\theta}(i, j) \quad 2.8$$

- **Moment des différences inverses (homogénéité locale) :**

Est une mesure de la similarité locale. Notons que plus la texture est grossière, plus l'homogénéité locale est grande. Elle est d'autant plus élevée que le même couple de pixels se retrouve souvent dans l'image : Ce qui le cas lorsque le niveau de gris est uniforme.

$$IDN = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} \frac{1}{1 + (i + j)^2} P_{d,\theta}(i, j) \quad 2.9$$

- **Facteur d'aplatissement :**

Exprime la propriété des distributions de niveaux de gris à se concentrer autour de leur moyenne.

$$PROM = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (i + j - \mu_x - \mu_y)^4 P_{d,\theta}(i, j) \quad 2.10$$

- **Facteur d'asymétrie :**

Est un paramètre permettant de connaître si ces distributions sont dissymétriques ou pas.

$$SHADE = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (i + j - \mu_x - \mu_y)^3 P_{d,\theta}(i, j) \quad 2.11$$

Où $P_{d,\theta}$ représente un élément de la matrice de cooccurrence et le couple (i, j) représente la position de l'élément dans la matrice.

Pour déterminer ces paramètres par les matrices de cooccurrence, on fixe en premier lieu une fenêtre de voisinage de taille $(2w+1 \times 2w+1)$, on place le centre de la fenêtre sur un pixel de l'image, on calcule ensuite la matrice de cooccurrence en utilisant juste les pixels voisins situés à l'intérieur de cette fenêtre, puis on calcule les attributs à partir de cette matrice qui seront affectés au pixel central de cette fenêtre.

En répétant cette opération pour chaque pixel de l'image comme le montre la figure suivante avec :

$$\left\{ \begin{array}{l} R=1 \dots \dots \dots C \text{ (C nombre de colonnes)} \\ S=1 \dots \dots \dots L \text{ (L nombre de lignes)} \end{array} \right\}$$

Chaque pixel marquant le centre d'une fenêtre aura un ensemble d'attributs le caractérisant.

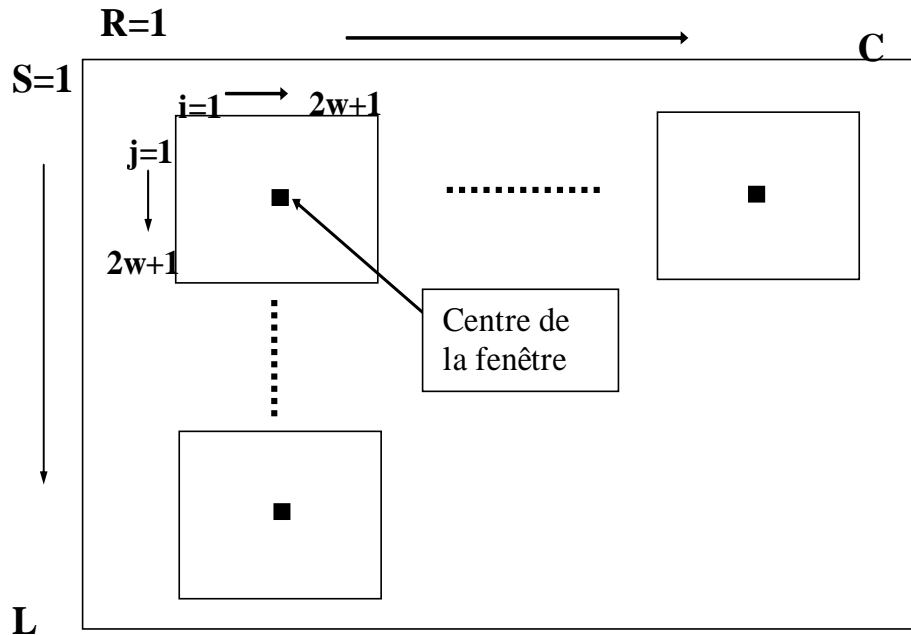


Fig2.5 Déplacement de la fenêtre dans l'image.

Une fois ces paramètres sont calculés pour chaque pixel, une classification selon les k-means est effectuée en introduisant les différentes distances de similarité.

Cependant, le choix d'une distance est un paramètre fondamental dans la classification.

2.5 Les différentes étapes de l'algorithme d'application des matrices de cooccurrence:

Début

Etape 1 : initialisation

- Acquisition de la taille de l'image (le nombre de lignes, le nombre de colonnes).
- La taille de Ω , fenêtre dont laquelle on construit la matrice de cooccurrence.
- Le nombre de classe N_c .

Etape 2 : calcule des caractéristiques de textures :

- Réduction des 256 niveaux de gris.
- Calcul des paramètres (attributs) pour chaque matrice.
- Caractérisation des textures à travers les différents paramètres.

Etape 3 : classification des pixels dans N_c classes par l'algorithme de k-means en utilisant la distance euclidienne.

Etape 4 : Enregistrement du résultat dans une image en N_c couleurs.

Fin.

2.6 Résultats d'application:

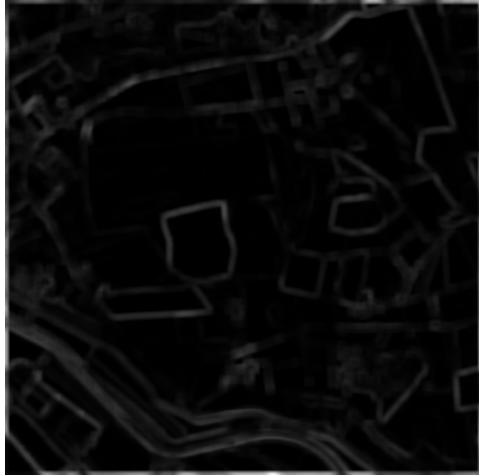
2.6.1 Calcul des paramètres :



1. Image FORMOSAT en niveaux de gris.



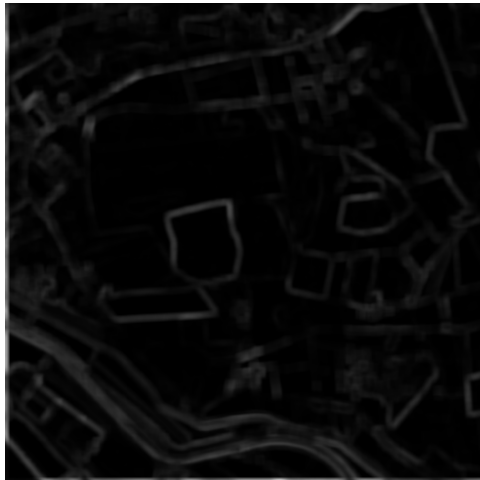
2. Image moyenne pondérée des lignes.



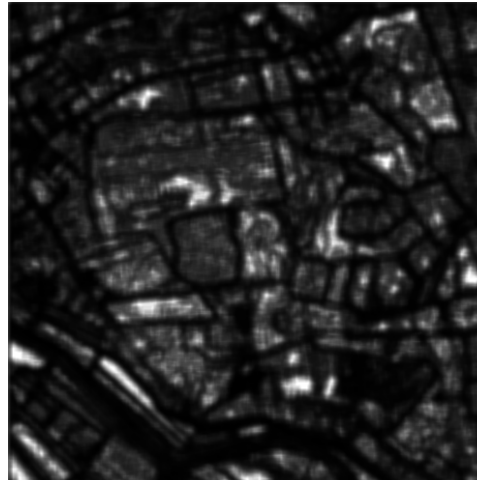
3. Image variance pondérée des lignes.



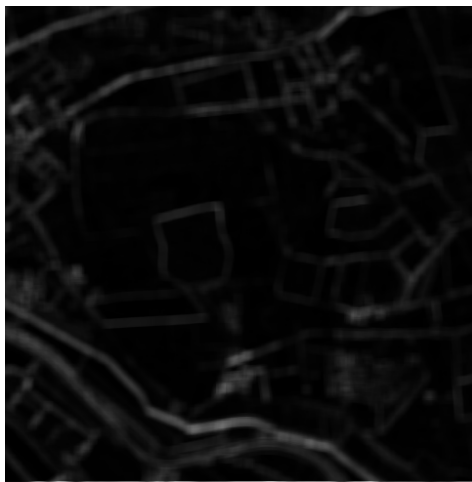
4. Image moyenne pondérée des colonnes.



5. Image variance pondérée des colonnes.



6. Image Energie.



7. Image Contraste.



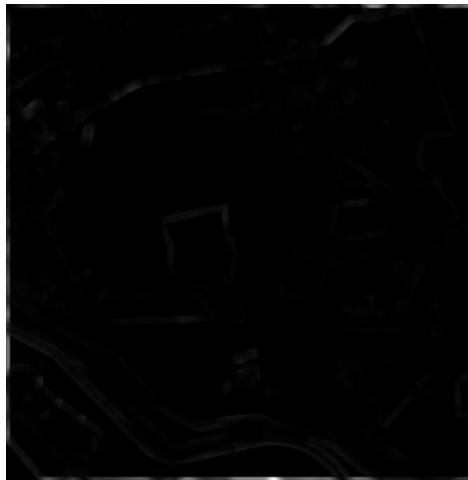
8. Image Corrélation.



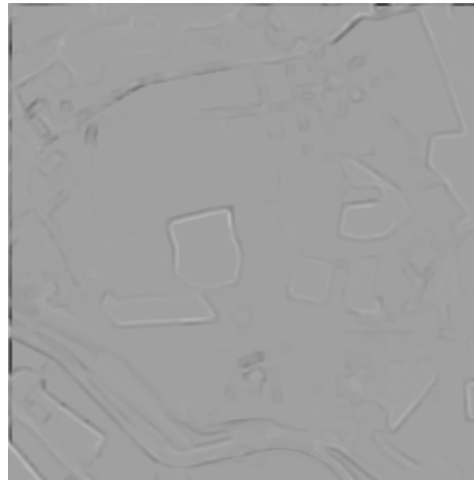
9. Image Entropie



10. Image Homogénéité locale.



11. Facteur d'aplatissement

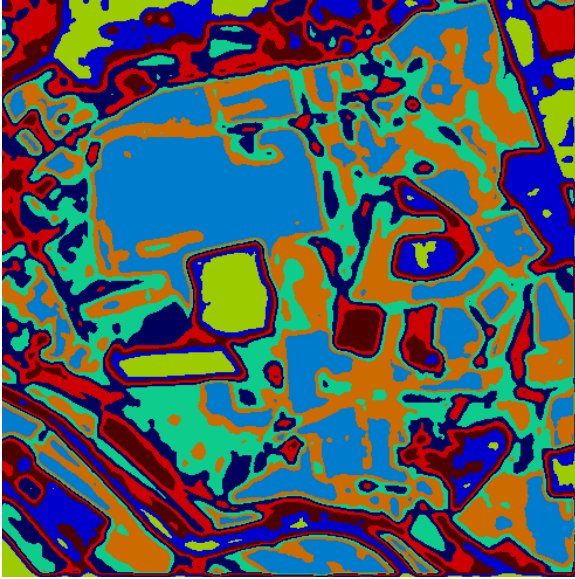


12. Facteur d'asymétrie.

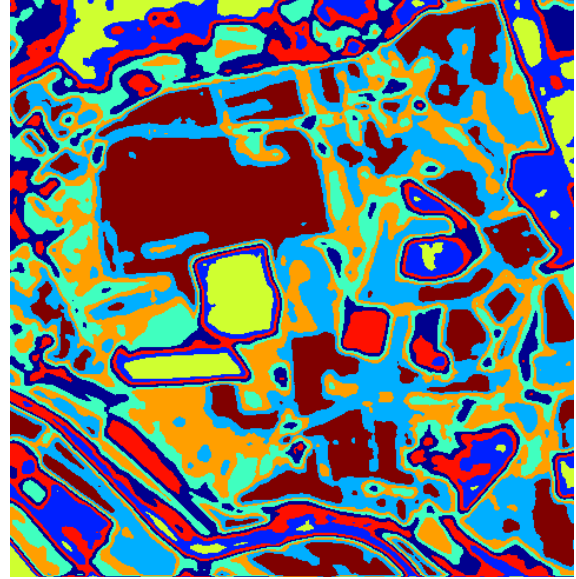
Fig.2.6 Les différents paramètres de texture.

2.6.2 Résultats de la classification de l'image FORMOSAT en utilisant les attributs de texture :

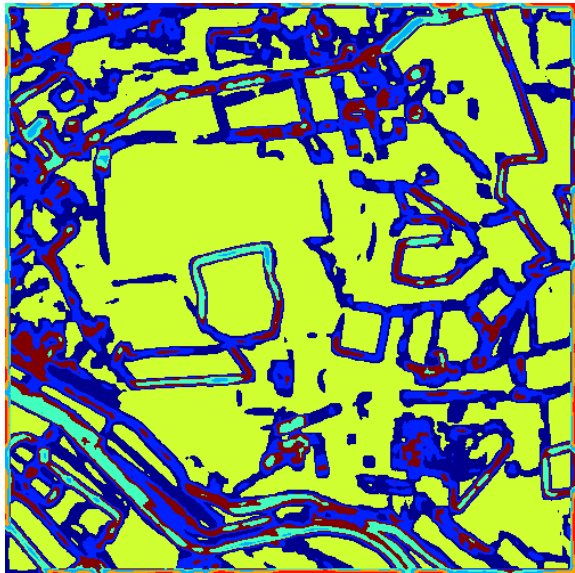
Le nombre de classes k , dans l'image FORMOSAT est choisi arbitrairement ($k=8$) par manque de connaissance à priori.



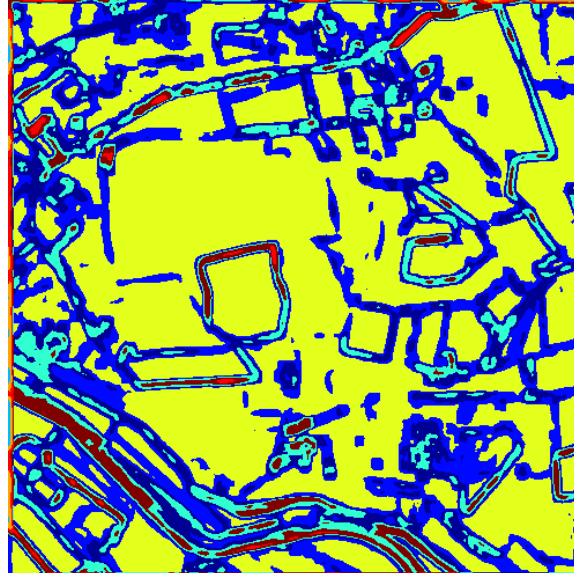
1. Classification avec moyenne des lignes.



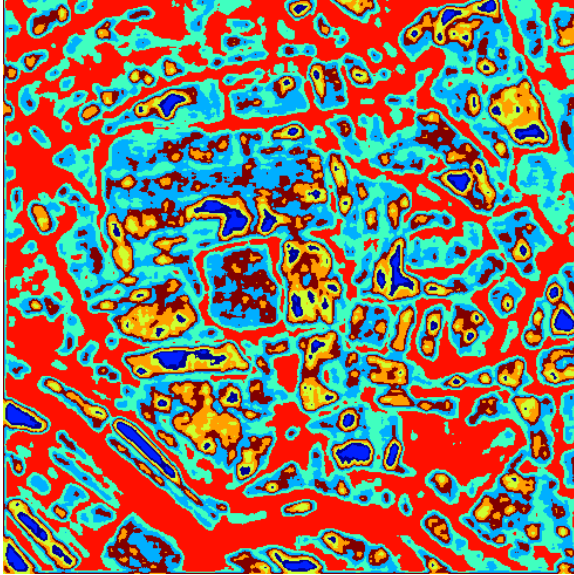
2. Classification avec moyenne des colonnes.



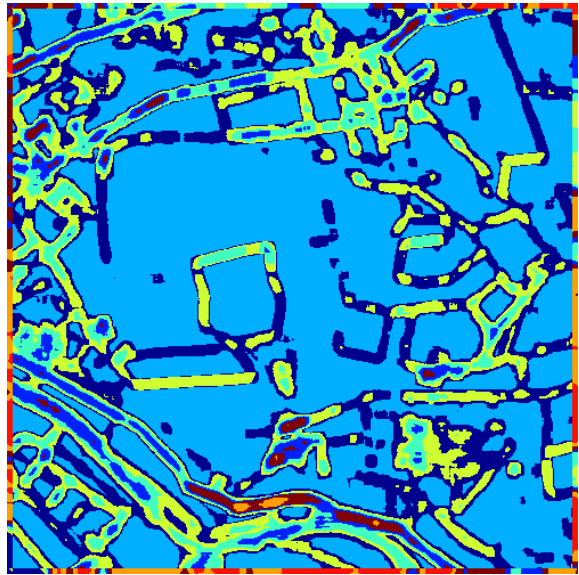
3. Classification avec variance des lignes.



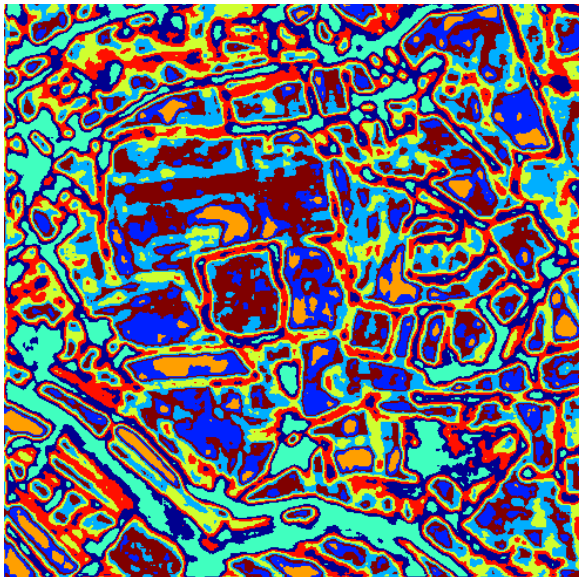
4. Classification avec variance des colonnes.



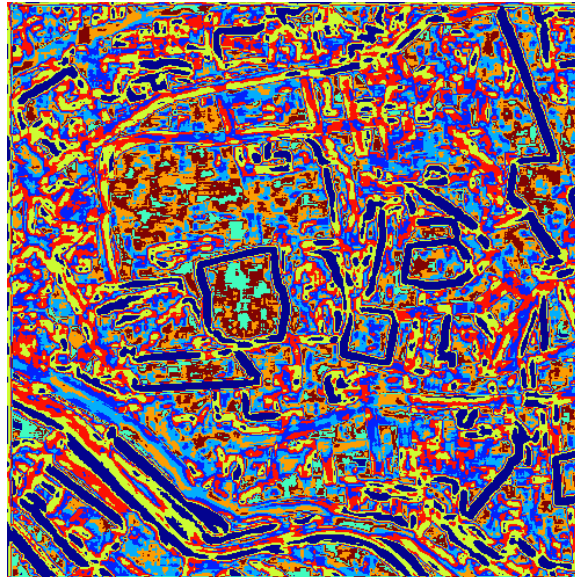
5. Classification avec énergie.



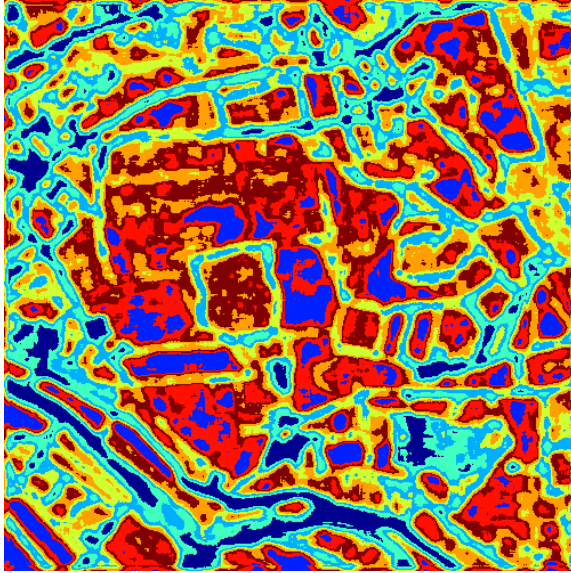
6. Classification avec contraste.



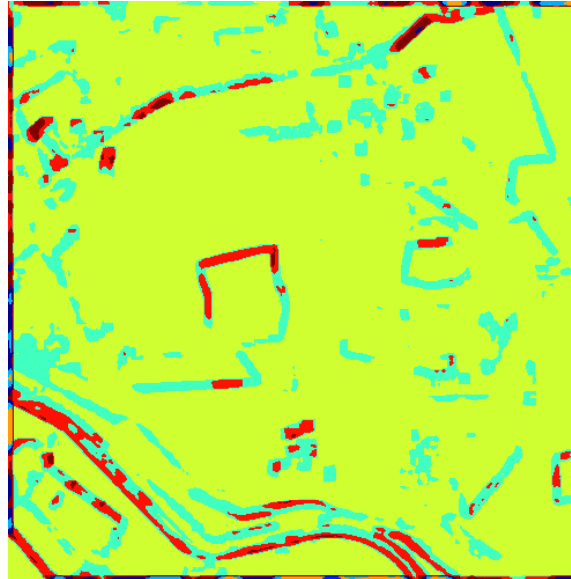
7. Classification avec entropie.



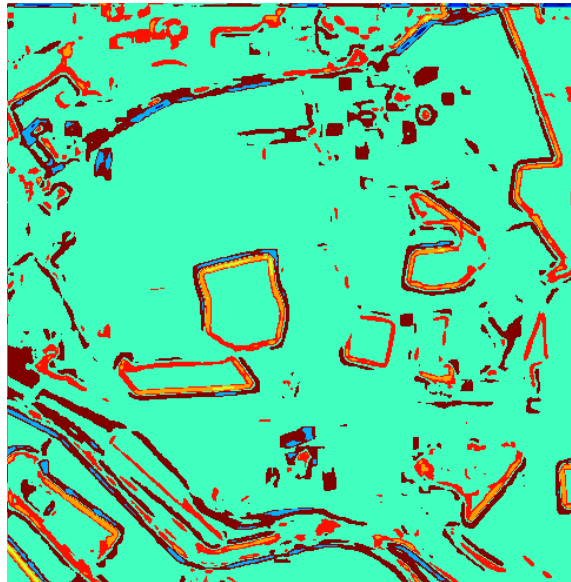
8. Classification avec corrélation.



9. Classification avec homogénéité locale.



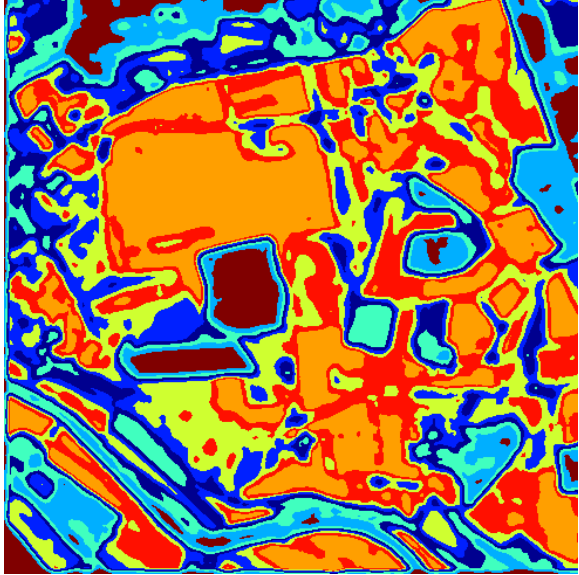
10. Classification avec facteur d'aplatissement.



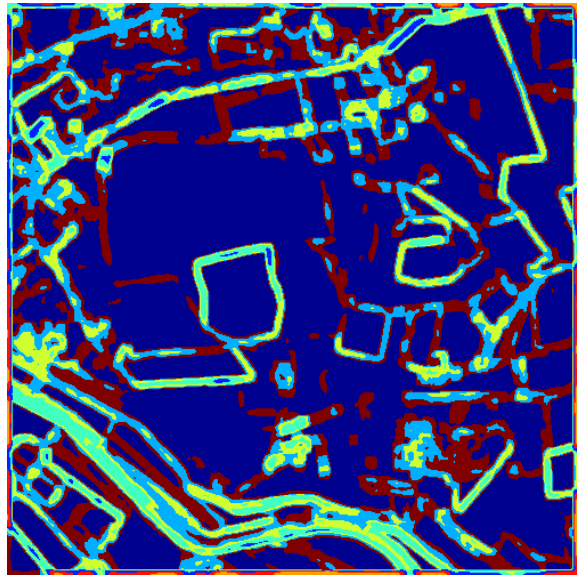
11. Classification avec facteur d'asymétrie.

Fig.2.7 Résultats de la classification par matrice de cooccurrence avec une fenêtre [11 x 11] pour $d=1$ et $\theta = 0$ degré.

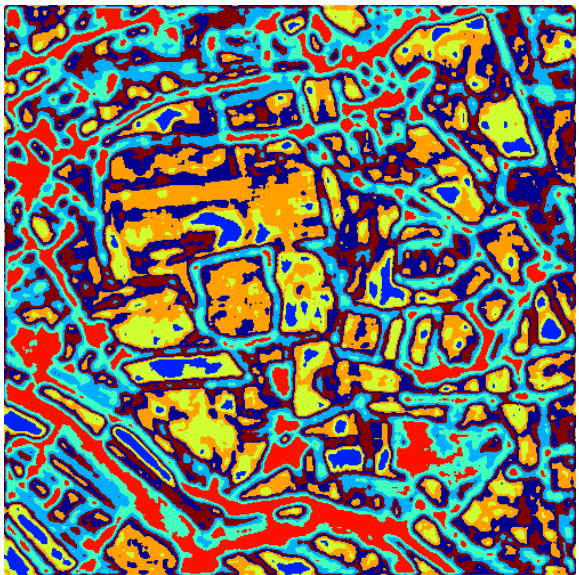
2.6.3 Combinaison des paramètres :



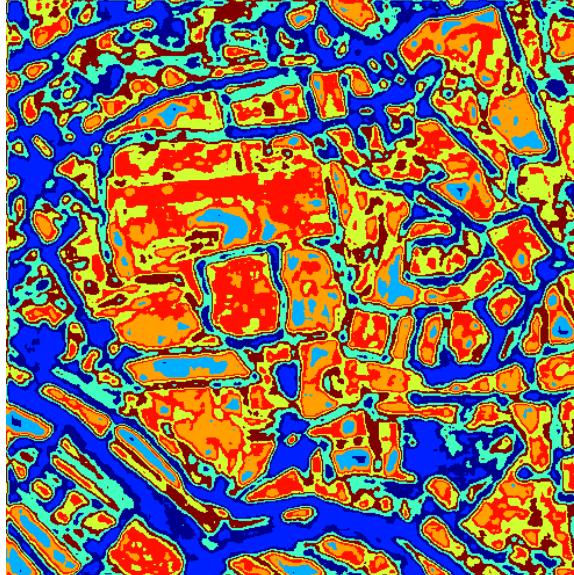
1. Classification avec moyenne des lignes, moyenne des colonnes.



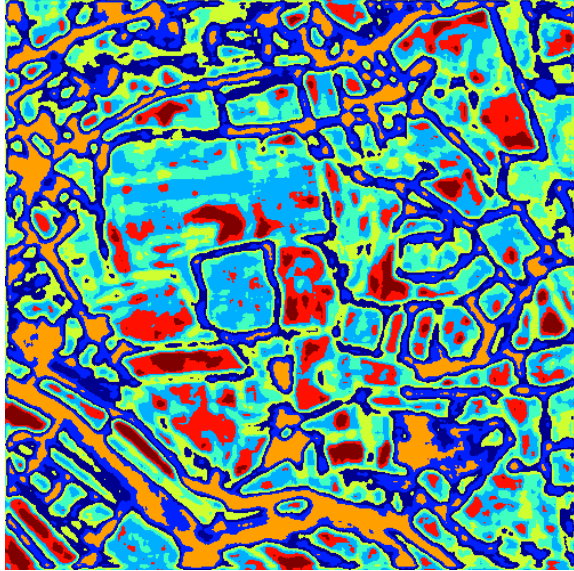
2. Classification avec variance des lignes, variance des colonnes.



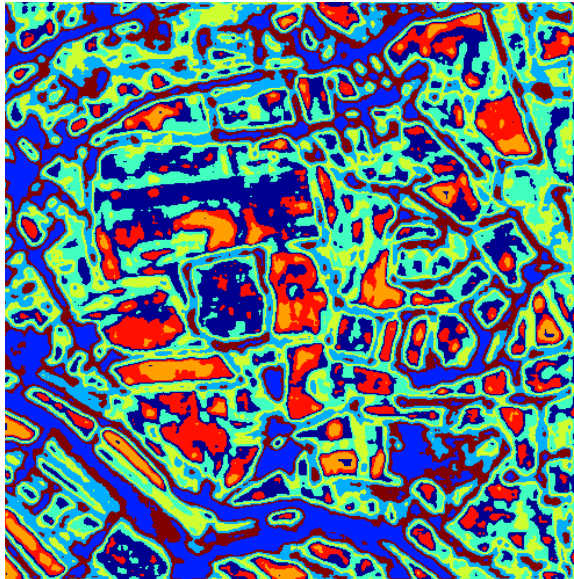
3. Classification avec énergie, entropie



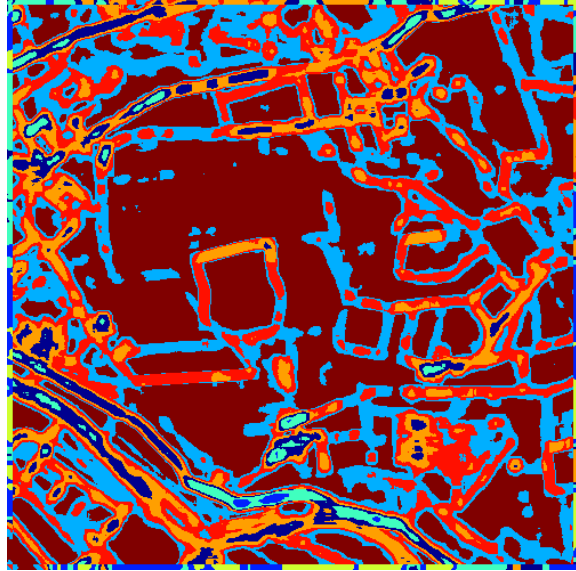
4. Classification avec corrélation et entropie



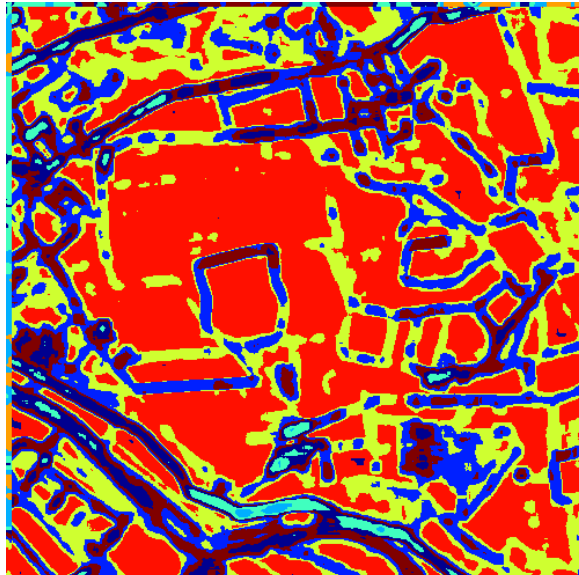
5. Classification avec énergie, entropie, et homogénéité locale.



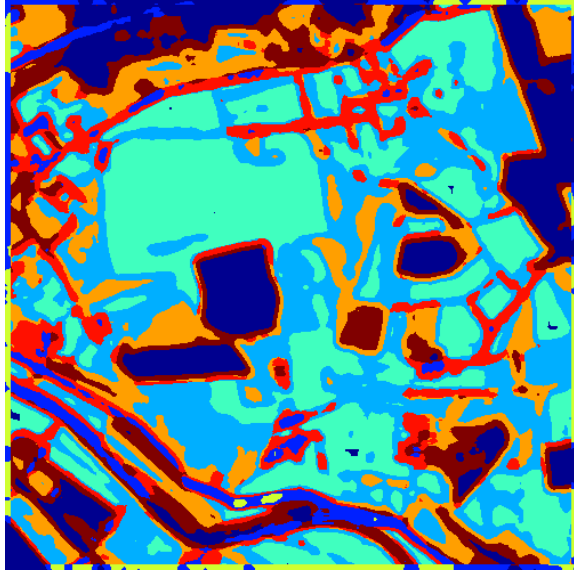
6. Classification avec corrélation, entropie et homogénéité locale



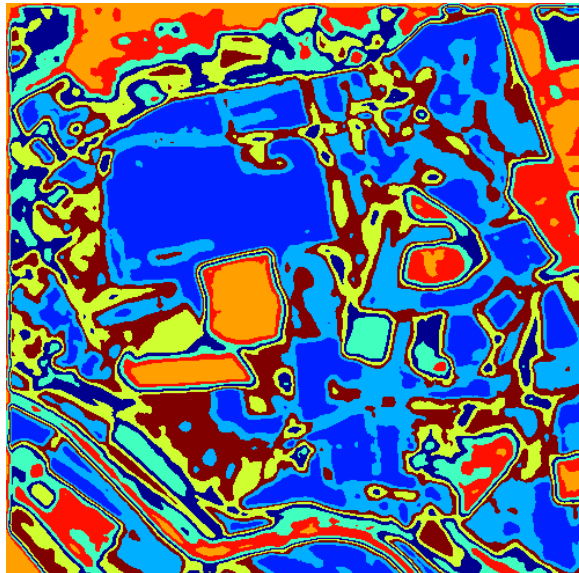
7. Classification avec contraste, entropie et homogénéité locale.



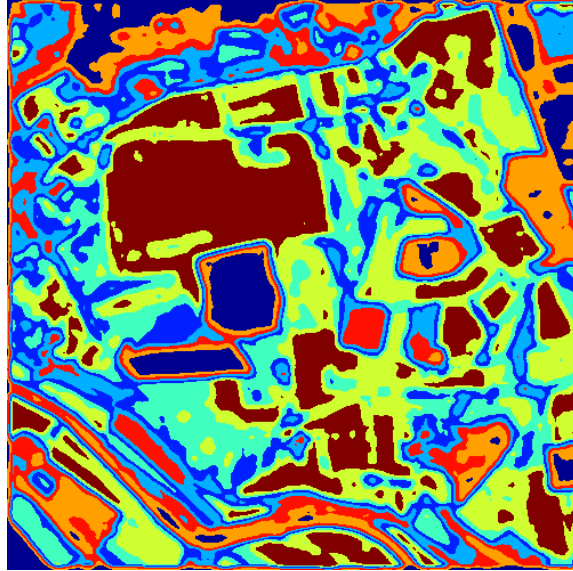
8. Classification avec contraste, corrélation, énergie, entropie et homogénéité locale.



9. Classification avec contraste, moyenne des lignes, moyenne des colonnes, corrélation, énergie, entropie et homogénéité locale.



10. Classification avec moyenne des lignes, moyenne des colonnes, et homogénéité locale.



11. Classification avec moyenne des lignes, moyenne des colonnes, et l'entropie.

Fig.2.8 Résultats de la classification par matrice de cooccurrence avec une fenêtre [11 x 11] pour $d=1$ et $\theta =0$ degré.

2.7 Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons présenté l'implémentation de la méthode de classification par matrices de cooccurrence sur l'image FORMOSAT afin de caractériser les pratiques agricoles de la région Crau-Camargue.

D'après les résultats obtenus la question principale lors de la génération des paramètres texturaux concerne le choix de la taille de la fenêtre d'analyse. Habituellement, une fenêtre de petite taille réduit le risque d'avoir plusieurs classes dans la même fenêtre, mais les paramètres calculés dans ce cas sont très fragiles. Autrement dit, une fenêtre de grande taille améliore la classification car un nombre important de pixels permet de calculer des statistiques fiables mais, en même temps, il y a un risque d'obtenir des pixels de classes différentes contenus dans la même fenêtre.

De plus, l'utilisation des grandes fenêtres implique l'effet de bordure qui pose un grand problème aux classificateurs. Dans notre cas nous avons choisi une fenêtre de taille [11 x 11].

Ainsi que le nombre de classe k doit être connu priori parce que pour $k-1$ ou $k+1$ classes on trouve des résultats différents.

La classification de l'image en utilisant les différents paramètres aboutit à des résultats différents. On remarque qu'il existe de bons et de mauvais paramètres pour la classification.

Le choix de paramètres de classification dépend de la nature de l'image. Ainsi la combinaison d'un bon avec un mauvais paramètre influence sur le résultat de classification.

Dans notre cas le paramètre « moyenne » semble le meilleur pour la classification parce qu'il reproduit l'apparence de l'image sur l'image classifiée.

.

Chapitre 3

Détection de changements

3.1 Introduction:

En traitement d'images, le processus de détection de changements se résume par la caractérisation et la localisation d'une ou plusieurs zones, où d'objets sur une image et faire les suivre sur l'image suivante à condition que ces images sont de même scène et sont prisent en deux instants différents.

Le problème de la détection de changements en traitement d'images est motivé par des applications diverses. Avant d'envisager ce problème dans le cadre spécifique du suivi de la surface terrestre et, en particulier le suivi de l'évolution des pratiques culturelles, dans ce chapitre, nous présentons un état de l'art synthétique sur la détection de changements appliquée à la télédétection. L'objectif n'est pas ici de dresser une liste exhaustive des méthodes de détection de changements proposées dans la littérature depuis plusieurs décennies, mais plutôt de mettre en avant différentes stratégies pour réaliser la détection.

Nous présentons aussi la méthode que nous avons développée pour détecter les changements dans la séquence d'images FORMOSAT.

3.2 Qu'est ce que un suivi d'objet dans une séquence d'images ?

Dans le cas de la vision humaine, lorsque l'on veut suivre un objet, le cerveau effectue différentes tâches : la reconnaissance d'objet en question et l'estimation de son mouvement. L'idée de la vision par ordinateur est de construire un système capable de reproduire telles opérations.

Donc suivre un objet dans une séquence d'images, c'est être capable de localiser cet objet dans chaque image en prenant en considération pas seulement le déplacement de ce dernier mais aussi les changements qu'il peut subir tel que les changements de taille, d'orientation, de couleur et de forme [22].

Réaliser un suivi robuste d'une entité quelconque dans une séquence d'images est un des enjeux de la vision par ordinateur. Les applications sont nombreuses et différent selon le type de l'entité suivie.

3.3 Application du suivi d'objet :

Le suivi d'objet dans une séquence d'images a beaucoup d'application possible :

- Dans le domaine de la sécurité ou de la surveillance, la vidéo est un moyen efficace de détecter des mouvements, de compter et/ou de suivre des personnes (le suivi de joueurs dans une séquence vidéo) [23], d'identifier des personnes suspectes...etc.
- Dans le domaine robotique, les applications sont différentes : la vidéo est utilisée pour l'évitement d'obstacles, ou lors de la découverte d'un environnement inconnu, pour la construction d'une carte...etc.
- Dans le domaine d'automobile, le suivi sert également à l'élaboration d'algorithmes l'évitement d'obstacles, mais aussi à assister le conducteur dans sa conduite (voir rendre la conduite totalement automatique).
- Dans le domaine médical le suivi est également utilisé pour faire de la téléopération.
- Dans le domaine de la réalité virtuelle permet à l'utilisateur d'interagir en temps réel avec sa machine, pour des application de jeux vidéo bien sûr, mais aussi pour des application industrielles comme par exemple pour pouvoir examiner un lieu sans pour autant être présent sur place.
- Dans le domaine de la télédétection satellitaire le suivi a beaucoup d'application comme :
 - La gestion des ressources naturelles : caractérisation du développement du tissu urbain, évolution de la déforestation, . . .
 - La cartographie des dommages lors de catastrophes naturelles : tremblement de terre, inondation, . . .

- La cartographie des dommages liés aux activités humaines : la pollution accidentelle ou volontaire, . . .
- La surveillance du territoire . . .
- L'évolution de la végétation.

Dans notre cas le but du suivi est la détection des changements d'une manière automatique dans une séquence temporelle d'images de télédétection dans le domaine optique et proche infrarouge (PIR), pour suivre l'évolution des pratiques culturales dans la région de Crau-Camargue qui se situe au sud-est de France.

3.4 Détection de changements :

La détection des zones de changements dans des paires ou séquences d'images d'une même scène prise à différentes dates consiste à identifier l'ensemble des pixels qui diffèrent significativement entre deux instants ou deux périodes données. Le problème est généralement formulé de la manière suivante : à partir de deux images (ou séquence d'images) I_1 et I_2 acquises à deux instants (ou intervalle de temps) t_1 et t_2 différents, l'objectif est de générer une image représentant les zones de changements / non changements entre I_1 et I_2 , image couramment appelée carte des changements.

Le problème de la détection de changements peut se décomposer en deux points distincts: en effet, la plupart des techniques de détection de changements sont basées sur une approche en deux temps. Elles combinent à la fois des techniques d'extraction (caractérisation) et localisation des zones qui ont évolué entre deux instants ou deux périodes données (à partir de deux observations ou séquences d'observations) sur une même scène c'est-à-dire des techniques permettant de mettre en exergue (révéler) les changements survenus entre les différentes observations, et dans un second temps, des méthodes permettant de segmenter (classer, identifier) les zones de changement et de non-changement (prise de décision) [3].

3.4.1 Caractérisation de zones de changements :

Les méthodes pour lesquelles la décision de détection porte, spatialement, sur un pixel constituent la majeure partie des méthodes de détection. De nombreux détecteurs et techniques dérivées ont été mis au point, notamment selon le type de changement à identifier. Dans la littérature, la technique la plus utilisée pour caractériser les zones de changements est celle basée sur le calcul de la différence d'images.

3.4.1.1 La différence simple d'images :

Cette dernière est très utilisée du faite de leur simplicité d'interprétation et de mise en ouvre. Elles consistent à opérer une différence pixel à pixel entre les images I_1 et I_2 acquises aux dates 1 et 2 pour produire une image dite image de différence I_D , définie par :

$$I_D(i, j) = I_2(i, j) - I_1(i, j) \quad 3.1$$

Cette différence est révélatrice des changements survenus entre deux observations successives en un même pixel (i, j) .

La distinction entre les changements et les effets dus aux variations des conditions d'acquisition entre les deux dates considérées est souvent difficile dans les images originales. En général une transformation est alors appliquée aux images originales avant d'opérer la différence.

La littérature présente un certain nombre de travaux discutant de la meilleure combinaison de données pour discriminer les changements de types de végétation comme :

- Calcul de différence des indices de végétation :

Pour chaque image on calcul l'indice de végétation et on fait la différence de ces derniers [24]. Par exemple le calcul de $NDVI$ (l'indice de végétation normalisé) représente le meilleur moyen pour contrôler l'état d'évolution de la végétation parce qu'il traduit la densité du feuillage et la proportion de sol effectivement couverte par la végétation. Il est défini de la manière suivante :

$$NDVI = \frac{PIR - R}{PIR + R} \quad 3.2$$

R , PIR sont respectivement les réflectances mesurées dans bandes spectrales, rouges (R) et proches infrarouge (PIR).

Les pixels pour lesquels la différence I_D obtenue est supérieure (en valeur absolue) à un certain seuil sont alors susceptibles d'avoir subi des changements, alors que ceux ayant des valeurs proches de zéro sont considérés comme des pixels inchangés.

Il existe d'autre formule de calcul de la différence comme :

3.4.1.2 La différence d'images normalisée :

Est une variante proposée par Coppin et Bauer en 1994 [25], il s'agit de normaliser la différence d'images par la somme de ces mêmes images. Cet opérateur est défini, pour tout pixel (i, j) , par :

$$I_{DN}(i, j) = \frac{I_D(i, j)}{I_1(i, j) + I_2(i, j)} \quad 3.3$$

Ce détecteur a été développé pour favoriser la distinction de différents types de changements.

3.4.1.3 Le ratio d'images :

Considère le rapport, pixel par pixel, des intensités mesurées sur les deux images I_1 et I_2 afin de faire apparaître les changements [26]. Pour tout pixel (i, j) , l'image de ratio est définie par :

$$I_R(i, j) = \frac{I_2(i, j)}{I_1(i, j)} \quad 3.4$$

Cet opérateur est utilisé, en particulier, pour analyser les changements à partir d'images radar parce que il permet de réduire les distorsions dues au bruit multiplicatif de deux images considérées [27]. Pour un pixel donné, l'absence de changements est caractérisé par un ratio proche de 1, A l'inverse, plus le ratio est inférieur ou supérieur à 1, plus le pixel est susceptible d'appartenir à une zone de changements.

Afin d'augmenter la dynamique de l'image de ratio, Bazi et Melgani en 2005, proposent d'utiliser le logarithme de ratio [28]. En particulier, l'histogramme de l'image de log-ratio décrit une plage de valeurs de pixels allant des valeurs négatives aux valeurs positives, où celles proches de zéro représentent les pixels de non-changements et les queues de l'histogramme représentent des changements de réflectivité entre les deux images.

3.4.1.4 La différence d'images pondérée :

Cette formule de différence est employée par GUYOT pour caractériser les zones de changements en utilisant les données de télédétection optique et proche infrarouge.

$$\Delta(I^t, I^{t-1}) = \left[\alpha (I^{t,PIR} - I^{t-1,PIR}) + (1 - \alpha) (I^{t,R} - I^{t-1,R}) \right]^P \quad 3.5$$

$I^{t,PIR}$ est l'image des réflectances enregistrées dans la bande spectrale du proche infrarouge (PIR) et $I^{t,R}$ est celle enregistrée dans la bande rouge (R). Dans ces deux bandes, l'évolution annuelle de la signature spectrale présente des caractéristiques permettant l'identification des couverts végétaux.

Le paramètre α , de valeur comprise entre 0 et 1, est choisit de telle sorte que l'effet de la bande *PIR* soit prédominant. C'est l'évolution temporelle des réflectances dans cette bande qui nous renseigne le plus sur les changements brusques tels que les dates de coupes [29].

La valeur de p nous permet de donner plus ou moins d'importance à la mesure de distance calculée pour chaque couple de pixels issus de deux images successives. Avec ce paramètre, on augmente l'influence des plus grandes différences, donc de pouvoir détecter un changement.

Après plusieurs test nous avons choisi de prendre $\alpha = 0.8$ et $p = 2$.

Pour caractériser les zones de changement dans la séquence d'image FORMOSAT nous avons choisi le calcul de la différence entre chaque deux image successive avec cette dernière formule.

3.4.2 Segmentation de zones de changements :

3.4.2.1 Segmentation par seuillage empirique :

Les transformations présentées précédemment permettent la création d'une image dans laquelle les changements apparaissent de manière d'autant plus marquée qu'ils sont importants. Cependant, il est alors nécessaire de décider d'un seuil à partir duquel considérer qu'un changement a eu lieu. Dans cet objectif certains travaux proposent de fixer un seuil de manière empirique [30].

Le choix du seuil de décision est déterminant pour la qualité de détection.

A partir d'une image de différence, le seuillage de l'image d'indicateur est, dans la plupart des cas, la technique retenue pour l'obtention d'un masque de changements. Un simple seuillage est effectivement approprié si la zone de recouvrement des histogrammes des classes des changements et non-changements n'est pas trop grande et lorsque le seuil (valeur limite à partir de laquelle considérer qu'un changement a effectivement eu lieu) est bien choisi. Cependant, ce choix est délicat, il dépend nettement de l'application.

Pour éviter ce choix délicat du seuil nécessaire pour la segmentation de l'image de différence, nous avons proposé de segmenter les zones de changements par contours actifs.

3.4.2.2 Segmentation de zones de changements par contours actifs basés régions :

L'idée de contours actifs remonte à la fin des années 80. De manière imagée, elle consiste à plonger une courbe déformable dans une image en considérant que l'intensité et la couleur de celle-ci constituent en quelque sorte un potentiel attractif ou répulsif qui va contraindre la courbe à épouser les détails de l'image pertinents pour l'application traitée. Tout ceci se traduit mathématiquement dans le formalisme du calcul des variations [31,32] ou dans celui de la théorie des équations aux dérivées partielles [33,34]. Le mot actif dans contour actif provient du fait que lorsque l'on implémente cette théorie et qu'on l'applique à une image, la courbe initiale se déforme jusqu'à ce qu'elle converge vers la silhouette recherchée donnant l'impression d'une recherche active.

Avant de donner le principe de la méthode de suivi d'objets par les courbes de niveaux (level set), nous présenterons d'abord une simple description sur les contours actifs.

1. Les contours actifs :

Les contours actifs, ont été largement étudiés dans le traitement d'images. En effet, ils constituent une méthode simple et rapide d'extraction d'objets [35].

Les contours actifs sont une technique efficace de segmentation d'images [36], notamment pour leur capacité à intégrer la détection des contours et leur chaînage, tout ceci en un seul processus fondé sur une recherche de minimisation d'énergie. Les contours actifs font partie des méthodes énergétiques où l'énergie est liée à des forces qui attirent le contour actif vers un objet.

Il existe deux approches pour les contours actifs :

- **L'approche explicite** : les modèles paramétriques (snake) sont des contours actifs basés frontières basés sur un descripteur contours utilisant surtout le gradient image pour détecter les frontières des régions et pour attirer les contours vers les frontières à détecter [37].

Le premier modèle des contours actifs a été proposé par Kass et al [38], qui cherchaient à caractériser des contours d'objets en utilisant des énergies uniquement liées aux contours et non à la région où se localisait l'objet.

2. Principe des modèles Snakes des contours actifs :

Il est de coutume de confondre contour actif et snake ; par abus de langage, un terme désigne l'autre. En fait, un snake est un modèle paramétrique de contour actif.

Le snake, traduction anglophone du mot serpent, traduit déjà une forme qui peut prendre plusieurs positions et aussi qui peut se déplacer plus ou moins dans l'espace.

Le principe est donc de faire évoluer une courbe représentée par un ensemble de points, vers les contours d'un objet. Ainsi, si on se place dans un espace à deux dimensions, est représenté par une courbe de n points v_i (qui peut être fermée ou ouverte)

$$v = (v_1, \dots, v_n) \text{ de coordonnées } v_i \quad 3.6$$

$$v_i = (x_i, y_i) \quad , \quad i=[1, \dots, n] \quad 3.7$$

Si on considère la courbe continue dont est extrait le contour, un contour est défini mathématiquement par l'expression suivante:

$$C(s) \equiv \{v(s)\} = \{(x(s), y(s)); \quad 0 \leq s \leq 1\}: \mathfrak{R}^2 \rightarrow \mathfrak{R}^2 \quad 3.8$$

où s représente l'abscisse curviligne et $v(s)$ la position d'un point sur la courbe. L'évolution de cette courbe, appelée contour actif, part d'abord d'un contour grossier de l'objet pour atteindre un contour optimal.

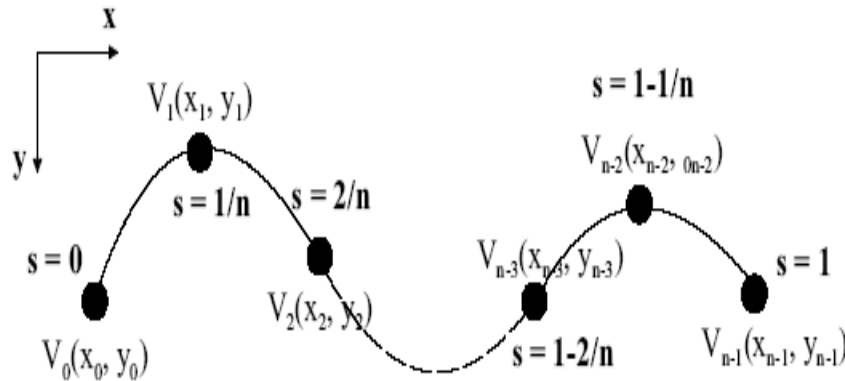


Fig.3.1 Coordonnées cartésiennes et abscisse curviligne pour un snake de n points.

La position finale du contour est une position d'équilibre stable, représentant le meilleur ajustement en termes de position, d'orientation et de déformation, qui traduit une valeur minimale de la fonction d'énergie E .

$$E = E_{int} + E_{ext} \quad 3.9$$

Cette fonctionnelle d'énergie notée E se compose de 2 termes :

- Un terme contrôlant l'aspect de la courbe C . Il est souvent appelé énergie interne E_{int} .

Cette énergie gère la cohérence de la courbe et maintient la cohésion des points et la raideur de la courbe. Elle est donnée par l'expression suivante :

$$E_{int} = \int_0^1 [\alpha(v'(s)^2) + \beta(v''(s)^2)] ds \quad 3.10$$

où α un paramètre qui indique à quel degré est prise en compte l'élasticité (résistance à l'allongement), et β un paramètre qui indique à quel degré est prise en compte la rigidité ou la raideur (résistance à la flexion). Dans cette expression v' et v'' sont les dérivées première et seconde de v par rapport à s . Le premier terme de E_{int} pénalise la longueur du snake. Plus α augmente et plus la longueur du contour diminue. Dans ce cas, on parlera d'une *énergie de continuité*. Le second terme pénalise la courbure et on parlera, dans ce cas, d'une *énergie de courbure*. Plus β augmente, moins le snake est flexible. Fixer $\beta=0$ permet de ne pas contrôler la déformation du snake et donne plus de "liberté" à la courbe pour se déplacer [37].

- Un terme attirant la courbe C vers l'objet dont on cherche les frontières. Il est souvent appelé énergie externe E_{ext} . Cette énergie détermine les critères d'évolution du contour en fonction de l'image $I(x, y)$. Elle correspond à l'adéquation aux données. Elle est

donnée par l'expression suivante :

$$E_{ext} = \int_0^1 P(v(s)) ds \quad 3.11$$

où $P(x, y)$ est une fonction d'attraction de contour définie sur le plan image.

Un exemple connu de la fonction d'attraction de contour est la valeur du gradient image

donnée par :

$$P(x, y) \equiv \lambda |\nabla G_\sigma * I(x, y)| \quad 3.12$$

où G_σ est le filtre de Gauss de variance σ , λ une constante convenablement choisie et

$$\nabla \text{ l'opérateur gradient défini par } \nabla = \begin{pmatrix} \frac{\partial}{\partial x} \\ \frac{\partial}{\partial y} \end{pmatrix}. \quad 3.13$$

Le but est donc de trouver la courbe C et les constantes α , β et λ telles que $E = E_{int} + E_{ext}$ soit minimale.

Minimiser cette énergie revient à résoudre l'équation d'Euler-Lagrange :

$$\begin{cases} -(\alpha v')' + (\beta v'')'' + \nabla P(v) = 0 \\ v(0), v'(0) \quad \text{données} \end{cases} \quad 3.14$$

qui se traduit comme un équilibre de force :

$$F_{int} + F_{ext} = 0 \quad 3.15$$

$$F_{int} = -(\alpha v')' + (\beta v'')'' \quad \text{et} \quad F_{ext} = \nabla P(v) \quad 3.16$$

La force interne F_{int} tend à limiter les élongations (longueur de la courbure) et les torsions trop importantes. La force externe F_{ext} attire le snake vers le contour de type "rampe" pour les gradients élevés. Le contour doit évoluer jusqu'à une position d'équilibre qui se traduit par une variation nulle de l'énergie totale.

Cette méthode des contours actifs possède les inconvénients suivants :

- Plusieurs objets ne peuvent être détectés simultanément sans utiliser de procédures spéciales.
- Sélection des paramètres de rigidité et d'élasticité.
- Le contour initial doit être suffisamment proche de l'objet à détecter.
- Le snake converge vers un minimum d'énergie local.
- L'énergie dépend de la paramétrisation de la courbe et n'est pas liée à la géométrie des objets.
- Le non autorisation de changements de topologies.

Les limitations de ces modèles paramétriques ont orientée les recherches vers les modèles géométriques qui sont basées sur la théorie d'évolution des courbes et non plus sur la minimisation d'une fonctionnelle d'énergie.

- **L'approche implicite** : les modèles géométriques (courbes de niveaux) sont des contours actifs basés régions, leurs principe général consiste à faire évoluer le contour C de telle sorte qu'à convergence, il réalise une partition de l'image en deux régions de caractéristiques différentes. On parle de deux régions car un seul contour détermine naturellement deux domaines de l'image.

Les ensembles de niveaux (level-set) consiste tout simplement à considérer non plus un contour mais une fonction sur laquelle chaque point connaît sa distance au contour actif. Ainsi, la résolution du problème ne se fait plus en déplaçant le contour actif mais en modifiant les valeurs des points de la fonction. Les points ayant une distance nulle représentent la courbe de niveau zéro c'est-à-dire le contour solution [39].

Dans les séquences d'images, le suivi d'objet par les contours actifs est bien développé dans plusieurs travaux tel que :

Rochery et *al.* [40] les utilisent pour l'extraction automatique de routes dans les images de télédétection. Vandenbroucke et *al* [41], Lefèvre et *al* [42] utilise les contours actifs dans des images couleur pour le suivi automatique de joueurs de football. Jehan et *al* [43] segmentation d'objet en mouvement par des contours actifs basés région. Kervran [44], utilise des modèles statistiques pour suivi d'objets déformables. Para [45], suivi d'objet en mouvement dans un environnement dynamique.

3. Principe de la méthode *level set* des contours actifs basé région :

On étudie l'évolution de la courbe en utilisant uniquement des mesures géométriques (normal, courbure, ...) et non pas des quantités dépendant de paramètres (dérivées d'une courbe spécifique).

$$\frac{\partial C(s,t)}{\partial t} = V\vec{N} \quad 3.17$$

$V\vec{N}$ est la vitesse d'évolution de la courbe C .

Où \vec{N} est la normale unitaire intérieure à C .

L'objectif des contours actifs basés régions est d'introduire une information globale dans l'équation d'évolution en plus de l'information locale [36]. L'agréable caractère des contours actifs basés régions est que le contour initial peut être localisé ou positionné à n'importe quel endroit de l'image [38].

4. Les courbes de niveaux :

L'évolution de la courbe peut être représentée implicitement par l'intermédiaire d'une fonction continue $\Phi(x, y)$ proposée par Osher et Sethian en 1988 [46] appelée fonction *level set*. Un niveau particulier qui est, usuellement, le niveau zéro de la fonction $\Phi(x, y)$ est défini comme le contour tel que :

$$C \equiv \{(x, y \in \Omega : \Phi(x, y) = 0)\} : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^2 \quad 3.18$$

où Ω est le *plan entier* de l'image.

La fonction *level set* est défini par la courbe $C \subset \Omega$ est représentée par le niveau zéro d'une fonction distance signée $\Phi : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$, telle que :

$$\begin{cases} C = \partial\Omega = \{(x, y) \in \Omega : \Phi(x, y) = 0\} \\ \text{intérieur}(C) = \Omega_{\text{int}} = \{(x, y) \in \Omega : \Phi(x, y) < 0\} \\ \text{extérieur}(C) = \Omega_{\text{ext}} = \{(x, y) \in \Omega : \Phi(x, y) > 0\} \end{cases} \quad 3.19$$

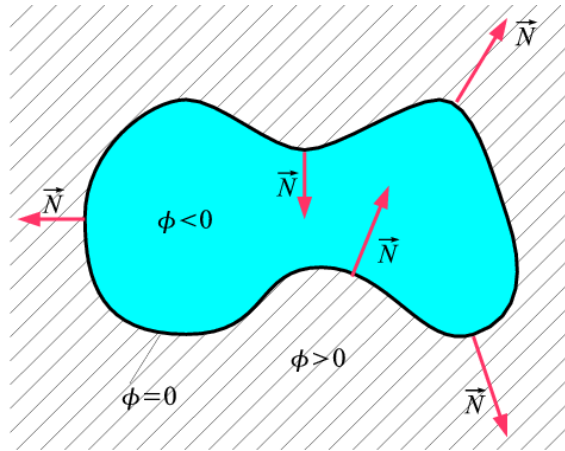


Fig.3.2 La définition de la fonction level set.

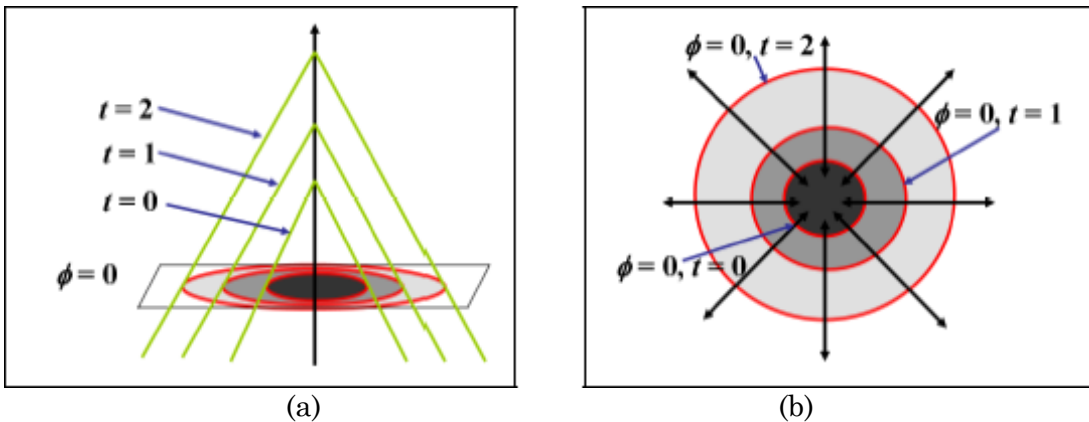


Fig. 3.3 Evolution *level set* et la propagation du contour :

(a) l'évolution de $\Phi(x, y)$, (b) la propagation du level zéro $\Phi(x, y)=0$ (en rouge).

Comme la fonction *level set* sur l'ensemble de l'image $\{\Phi(x, y), \forall (x, y) \in \Omega\}$ s'accroît depuis son étape initiale, l'ensemble correspondant du contour C , le contour rouge sur la

figure ci-dessus, se propage vers l'extérieur. Avec cette définition, l'évolution du contour $\frac{\partial C}{\partial t}$ est équivalente à l'évolution de la fonction *level set* $\frac{\partial \Phi(x, y)}{\partial t}$.

L'avantage d'utiliser le niveau zéro (*level zéro*), est qu'un contour peut être défini comme les frontières entre une surface positive et une surface négative. Ainsi le contour peut être identifié par la vérification du signe de la fonction *level set* $\Phi(x, y)$. La fonction initiale *level set* $\Phi_0(x, y)$ est surtout donnée par la distance signée du contour initial tel que :

$$\Phi_0(x, y) \equiv \{\Phi(x, y)/t = 0\} \equiv \pm D((x, y), N_{x,y}(C_0)) \quad , \forall (x, y) \in \Omega \quad 3.20$$

où $\pm D(a, b)$ est la distance signée entre a et b, et $N_{x,y}(C_0)$ le pixel voisin le plus proche sur le contour initial $C_0 \equiv C(t=0)$ de (x, y) . On note aussi que $t=0$ correspond à la première itération.

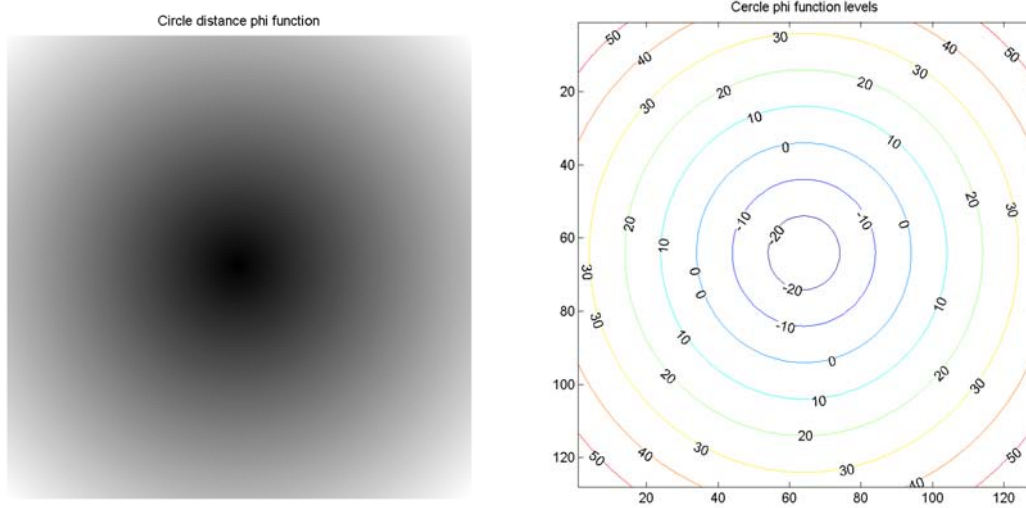


Fig. 3.4 Un contour initial et sa distance signée correspondante.

La fonction *level set* initiale $\Phi_0(x, y)$ s'accroît et devient claire lorsqu'un pixel (x, y) est localisé à l'extérieure du contour initial C_0 alors qu'elle décroît et devient foncée lorsqu'un pixel est localisé à l'intérieur du contour initial. Les valeurs négatives de Φ étant prise à l'intérieur du contour et les valeurs positives sont prises à l'extérieure Naturellement, la fonction *level set* initiale est nulle sur les points du contour initial, donnée par :

$$\Phi_0(x, y) = 0, \forall (x, y) \in C_0 \quad 3.21$$

5. Formulation énergétique de Chan et Vese :

Soit Ω le domaine entier de l'image. On considère Ω_{int} un ouvert de Ω qui représente la région intérieure au contour C . Ω_{ext} est donc la région extérieure.

On pose $K_{\text{int}}(x, y, \Omega_{\text{int}})$, $K_{\text{ext}}(x, y, \Omega_{\text{ext}})$ et $K_{\text{contour}}(x, y)$ trois fonctions qui sont les descripteurs de l'intérieur, l'extérieur et du contour. L'énergie J s'écrit sous la forme :

$$J(\Omega) = \int_{\Omega_{\text{int}}} K_{\text{int}}(x, y, \Omega_{\text{int}}) ds + \int_{\Omega_{\text{ext}}} K_{\text{ext}}(x, y, \Omega_{\text{ext}}) ds + \int_C K_{\text{contour}}(x, y) d\Pi(C) \quad 3.22$$

où $\Pi(C)$ est la mesure de Hausdorff qui représente la longueur des contours [47].

La formulation énergétique se diffère d'un auteur à un autre, nous nous intéressons à la forme d'évolution proposée par Chan et Vese [48], en utilisant la fonction de *Heaviside* H de la fonction *level set* $\Phi(x, y)$ pour exprimer la longueur du contour $|C|$:

$$\begin{aligned} J(c_1, c_2, C) = & \mu \int_{\Omega} \delta(\Phi(x, y)) |\nabla \Phi(x, y)| dx dy + \nu \int_{\Omega} H(\Phi(x, y)) dx dy \\ & + \lambda_1 \int_{\Omega} |I(x, y) - c_1|^2 H(\Phi(x, y)) dx dy \\ & + \lambda_2 \int_{\Omega} |I(x, y) - c_2|^2 (1 - H(\Phi(x, y))) dx dy \end{aligned} \quad 3.23$$

Les constantes c_1 et c_2 peuvent être aisément exprimées en fonction de Φ , on obtient :

$$c_1 = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) H(\Phi(x, y)) dx dy}{\int_{\Omega} H(\Phi(x, y)) dx dy}, \quad c_2 = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) \{1 - H(\Phi(x, y))\} dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H(\Phi(x, y))) dx dy} \quad 3.24$$

H une fonction *Heaviside* et δ une fonction *Dirac* :

$$H(\Phi) = \begin{cases} 1 & \text{si } \Phi \geq 0 \\ 0 & \text{si } \Phi < 0 \end{cases}, \quad \delta(\Phi) = \frac{d}{d\Phi} H(\Phi) \quad 3.25$$

avec $\mu \geq 0, \nu \geq 0, \lambda_1 \geq 0, \lambda_2 \geq 0$ des paramètres fixés, sont des constantes pour pondérer les différents termes de l'équation (5).

On peut, maintenant, déduire l'équation d'évolution de Φ à partir de l'énergie (3.17):

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = \delta(\Phi) \left[\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|} \right) - \nu - \lambda_1 (I - c_1)^2 + \lambda_2 (I - c_2)^2 \right] \quad 3.26$$

L'avantage des *level sets* est que le vecteur normal unitaire et la courbure peuvent être directement calculés de la fonction *level set* $\Phi(x, y)$ comme :

$$\tilde{N} = -\frac{\nabla\Phi}{\|\nabla\Phi\|} \quad \text{et} \quad \kappa(\Phi(x, y)) = \operatorname{div}\left(\frac{\nabla\Phi}{\|\nabla\Phi\|}\right) \quad 3.27$$

Afin de résoudre cette équation aux dérivées partielles (EDP), Chan et Vese proposent de régulariser $H(\Phi)$ et $\delta(\Phi)$. On obtient alors :

$$\begin{aligned} H_\varepsilon(\Phi) &= \frac{1}{2} + \frac{1}{\pi} \operatorname{atan}\left(\frac{\Phi}{\varepsilon}\right) \\ \delta_\varepsilon(\Phi) &= \frac{1}{\pi} \cdot \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + \Phi^2} \end{aligned} \quad 3.28$$

On peut vérifier que lorsque $\varepsilon \rightarrow 0$, $H_\varepsilon(\Phi)$ converge vers $H(\Phi)$ et $\delta_\varepsilon(\Phi)$ converge vers $\delta(\Phi)$. Les auteurs assurent qu'en utilisant cette régularisation, on obtient un minimum global, indépendant de la position initiale de la courbe [49]. Le schéma explicite d'évolution dans le temps de la courbe de niveaux avec Δt le pas de temps et h l'espace entre deux pixels:

$$\frac{\Phi_{i,j}^{t+1} - \Phi_{i,j}^t}{\Delta t} = \delta_\varepsilon(\Phi_{i,j}^t) \left[\frac{\mu}{h^2} \kappa - \nu - \lambda_1 \left(I(i, j) - c_1(\Phi^t) \right)^2 + \lambda_2 \left(I(i, j) - c_2(\Phi^t) \right)^2 \right] \quad 3.29$$

La convergence du contour initiale vers les contours des objets présents sur l'image se traduit par une valeur nulle de la fonction (3.29).

La méthode *level set* permet une bonne mise en œuvre des contours déformables. En effet, les changements de topologie sont gérés automatiquement. Ainsi, si l'image contient plusieurs objets, le contour se scinde au cours de son évolution pour englober chaque objet séparément. Le contour peut également se déformer pour s'ajuster à des formes complexes (avec des excroissances par exemple), ce que ne peuvent faire les Snakes. Un autre point positif est que cette méthode ne dépend pas de l'initialisation car l'évolution du contour se repose sur une minimisation d'énergie globale plutôt que minimisation d'énergie locale.

Pour ces raisons nous avons choisi l'application de cette méthode pour segmenter les zones de changements dans la séquence d'images FORMOSAT.

L'inconvénient principal de la méthode *level set* est le temps de calcul élevé puisque le calcul doit être fait dans la même dimension que le plan image. Ainsi, la vitesse de convergence est relativement lente.

3.5 Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons répondu à la problématique liée à la détection des changements dans des séquences d'images de haute résolution spatiale.

Les études centrées sur l'analyse et le suivi de la végétation nécessitent une bonne localisation des objets d'intérêts, pour cela nous avons présenté les différentes techniques utilisables pour la caractérisation de zones de changements, en utilisant des séquences de haute résolution spatiale et la méthode de segmentation qui nous permet de séparer les zones de changements et non changements, qui les contours actifs basés régions.

Dans le chapitre suivant nous présentons l'implémentation de cette dernière à la détection des changements dans la séquence d'images FORMOSAT.

Chapitre 4

Application et résultats

4.1 Introduction :

Le but de la détection de changements à partir d'une séquence d'images de haute résolution spatiale FORMOSAT, appliqué à la détection des pratiques culturales, consiste à repérer les parcelles agricoles qui viennent d'être labourées par exemple, ou semées. Et aussi caractériser les parcelles agricoles qui viennent d'être fauchées, ou irriguées, dans la région (Crau-Camargue) située au sud-est de la France.

Dans ce chapitre nous nous présentons les résultats que nous avons trouvé en implémentant le modèle de Chan et Vese des contours actifs basés régions pour détecter les changements dans la séquence d'images FORMOSAT.

4.2 Application du modèle à la détection des changements dans la séquence d'images FORMOSAT:

Le problème de détection des changements dans la séquence d'images FORMOSAT se divise en deux parties :

4.2.1 Caractérisation des zones de changement :

Pour caractériser les zones de changement dans la séquence d'image FORMOSAT nous avons proposé de calculer de la différence entre chaque deux image successive avec la formule [29] :

$$\Delta(I^t, I^{t-1}) = \left[\alpha (I^{t,PIR} - I^{t-1,PIR}) + (1 - \alpha) (I^{t,R} - I^{t-1,R}) \right]^P \quad 4.1$$

$I^{t,PIR}$ est l'image des réflectances enregistrées dans la bande spectrale du proche infrarouge (PIR) et $I^{t,R}$ est celle enregistrée dans la bande rouge (R). Dans ces deux bandes, l'évolution annuelle de la signature spectrale présente des caractéristiques permettant l'identification des couverts végétaux.

Le paramètre α , de valeur comprise entre 0 et 1, est choisit de telle sorte que l'effet de la bande PIR soit prédominant. C'est l'évolution temporelle des réflectances dans cette

bande qui nous renseigne le plus sur les changements brusques tels que les dates de coupe.

La valeur de p nous permet de donner plus ou moins d'importance à la mesure de distance calculée pour chaque couple de pixels issus de deux images successives. Avec ce paramètre, on augmente l'influence des plus grandes différences, donc de pouvoir détecter un changement.

Après plusieurs test nous avons choisi de prendre $\alpha = 0.8$ et $p = 2$.

4.2.2 Segmentation des zones de changement et de non-changement :

Pour implémenter la méthode des contours actifs basés régions, et en particulier le modèle développé par Chan et Vese à la détection des changements dans la séquence d'images FORMOSAT on utilise la procédure suivante.

On initialise l'image différence avec un cercle où plusieurs (On notera que le contour initial peut épouser n'importe quelle forme géométrique, mais dans nos essais, c'est la forme circulaire que nous avons choisie).

L'implémentation de la méthode a été réalisée sous Matlab. Ce programme permet, pour chaque itération de :

- Visualiser l'évolution du contour actif, cela permet de voir l'évolution de la courbe initiale vers la courbe finale pour chaque image de différence de la séquence.
- Visualiser la partition de chaque image en deux régions de caractéristiques différentes c.-à-d. une région dont il existe des changements par rapport à l'image précédente est une classe en blanc et une région ou il ya pas de changement par rapport à l'image précédente est une autre classe en noir.

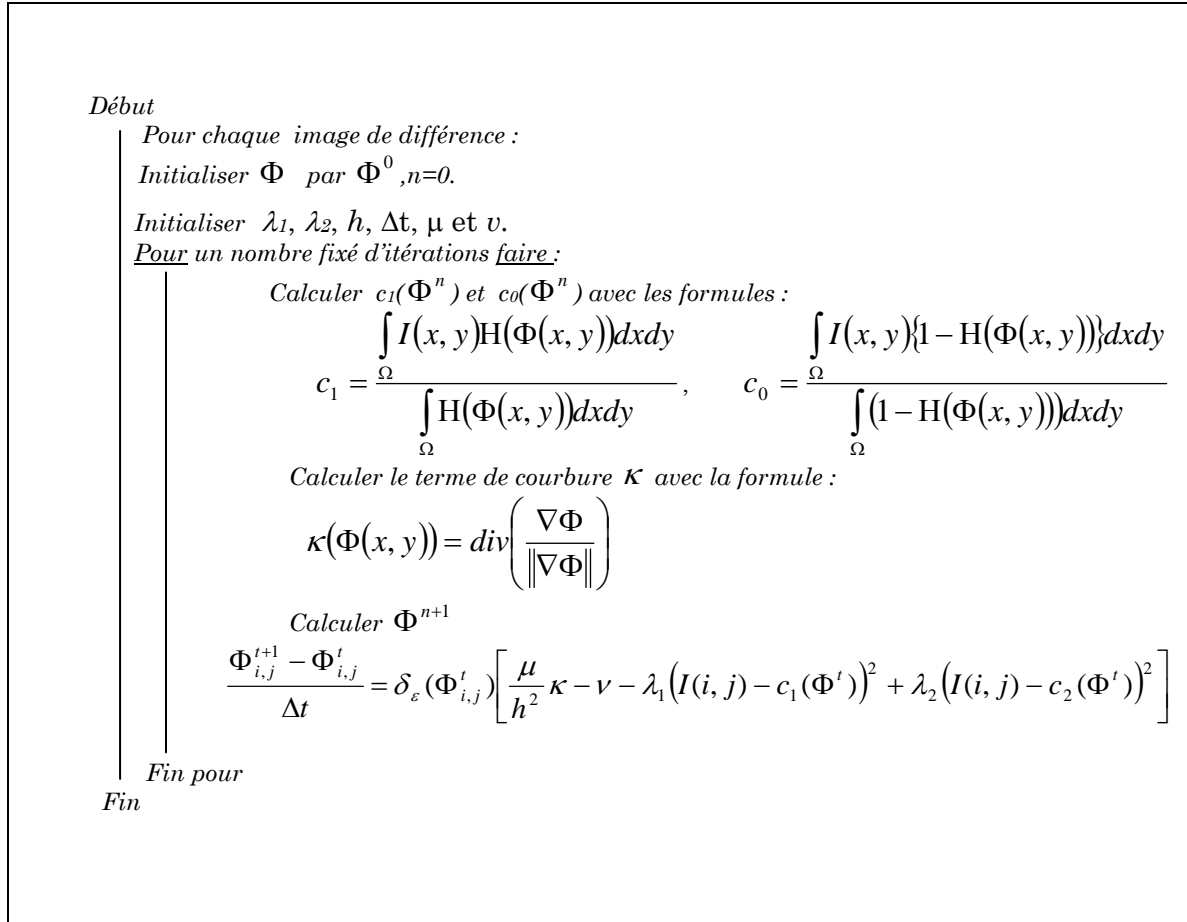
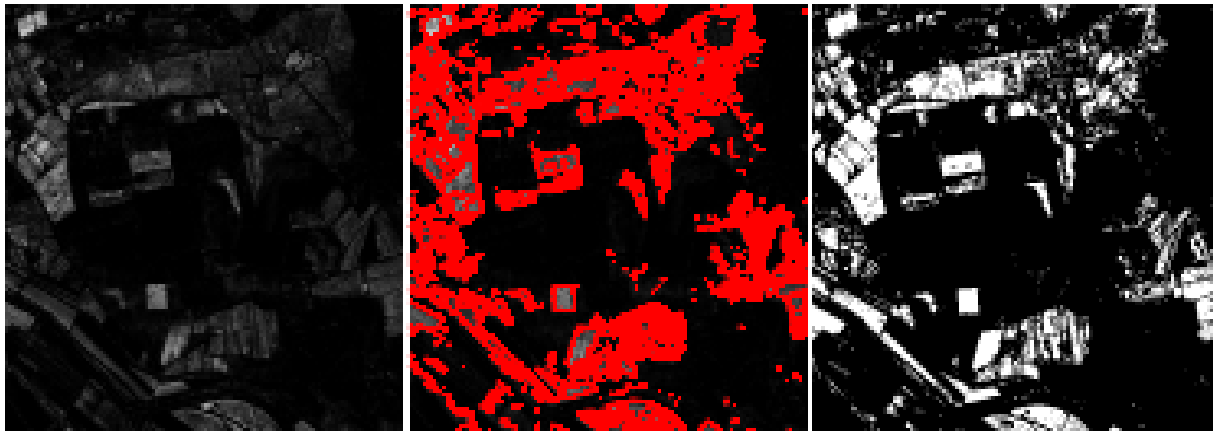


Fig.4.1 Algorithme d'implémentation des courbes de niveaux pour la détection des changements dans une séquence d'images.

Les constantes utilisées dans cet algorithme sont choisi après plusieurs essais et test sur les différentes images.

Toutefois, pour toutes les différentes images FORMOSAT, au cours de nos différents essais et tests, les résultats sont assez bon avec le choix des paramètres $\Delta t=10000$, $\lambda_1 = \lambda_2=10$, $h=1$ et $v=0$ et $\mu=0.00001.255^2$ pour la détection de maximum de régions.

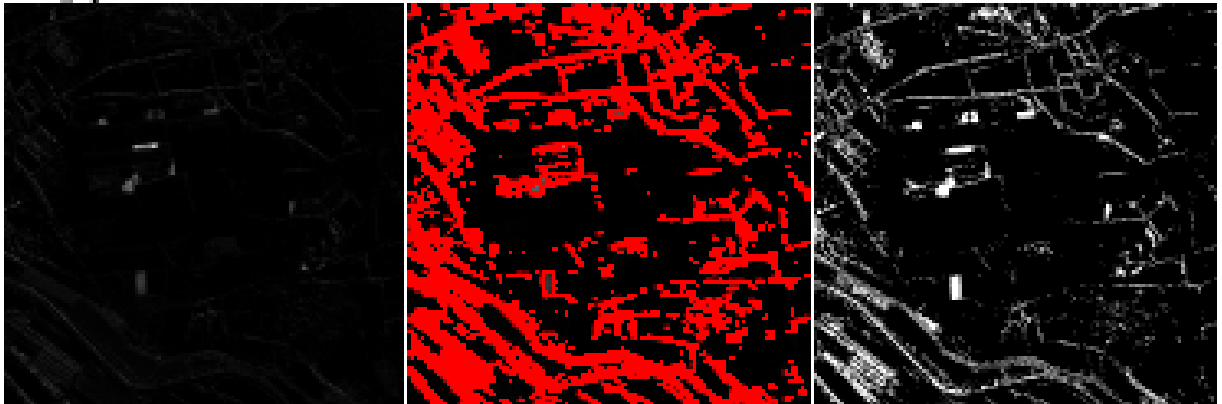
4.3 Résultats d'application sur la séquence d'images FORMOSAT:



(a) L'image différence entre l'image prise le 12 Mars et 02 Avril.

(b) L'évolution du contour

(c) L'image segmentée.



(a) L'image différence entre l'image prise le 02 Avril et 11 Avril.

(b) L'évolution du contour

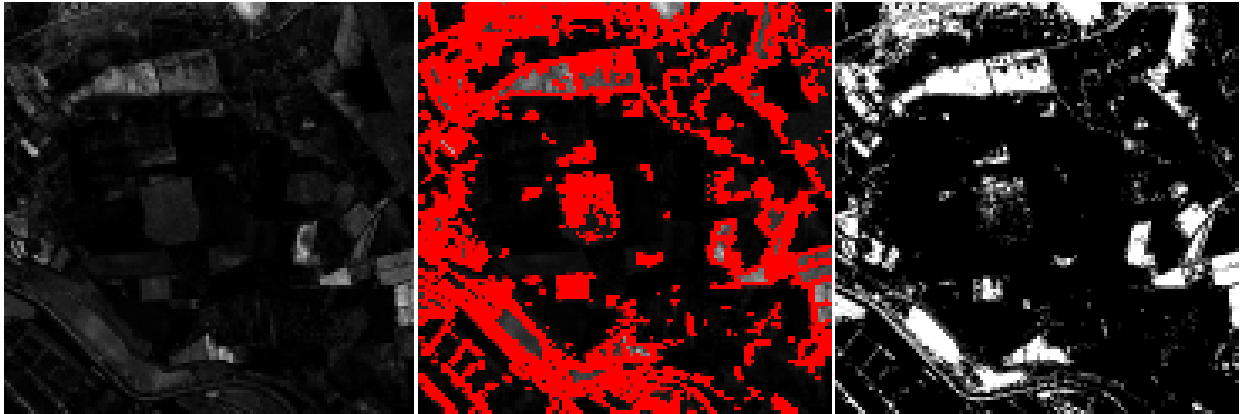
(c) L'image segmentée.



(a) L'image différence entre l'image prise le 11 Avril et 14 Avril.

(b) L'évolution du contour

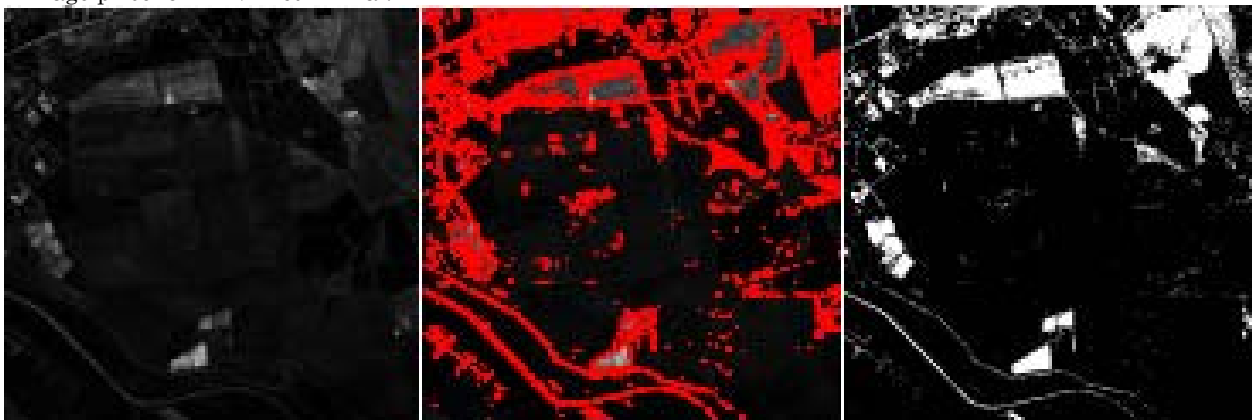
(c) L'image segmentée.



(a) L'image différence entre l'image prise le 14 Avril et 14 Mai.

(b) L'évolution du contour

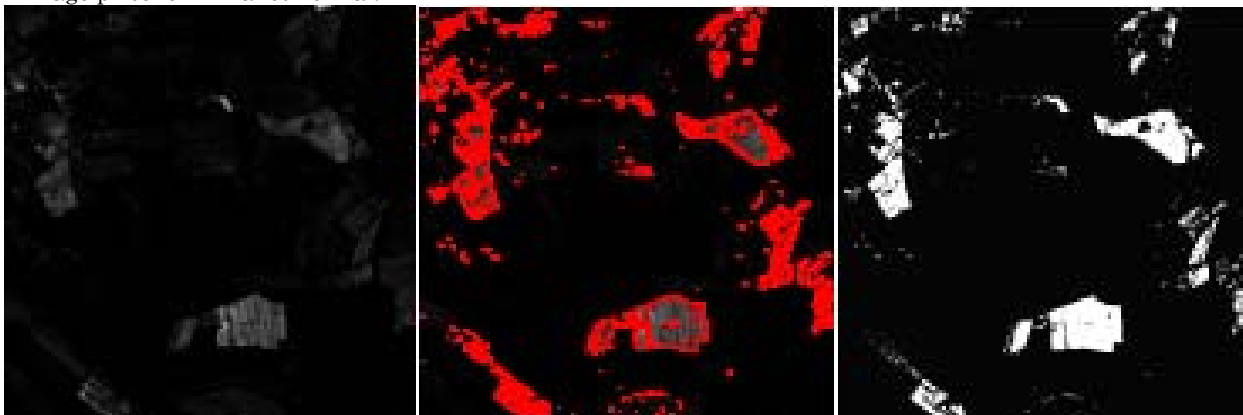
(c) L'image segmentée.



(a) L'image différence entre l'image prise le 14 Mai et 16 Mai.

(b) L'évolution du contour

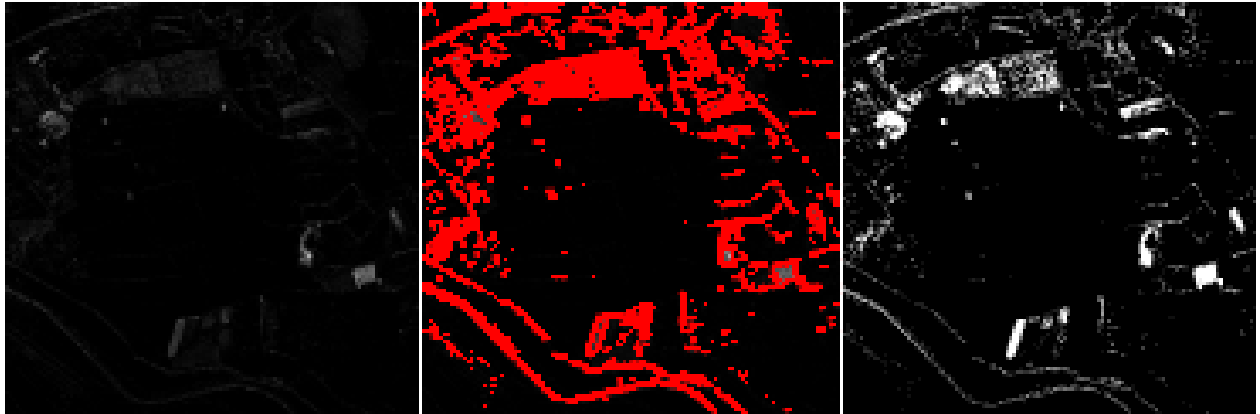
(c) L'image segmentée.



(a) L'image différence entre l'image prise le 16 Mai et 24 Mai.

(b) L'évolution du contour

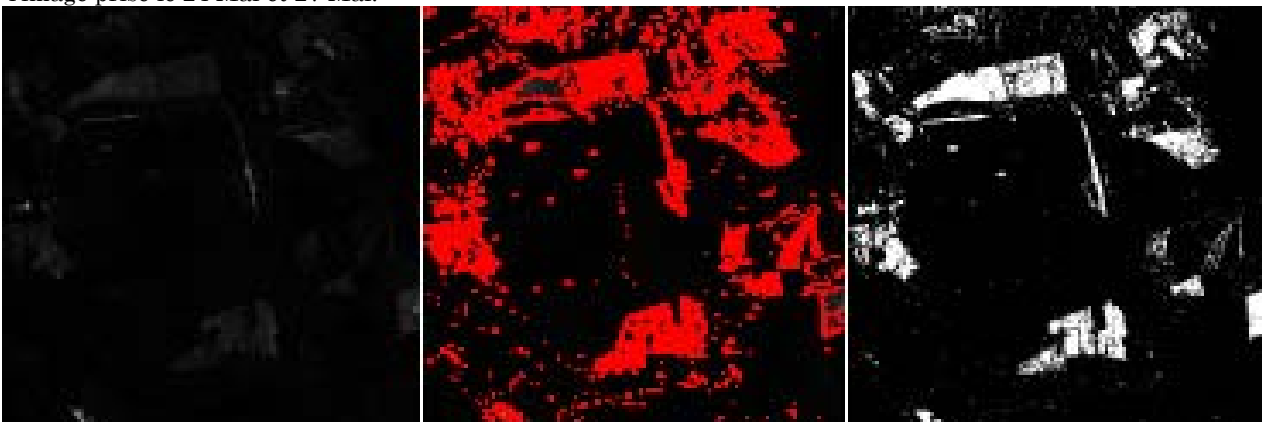
(c) L'image segmentée.



(a) L'image différence entre l'image prise le 24 Mai et 27 Mai.

(b) L'évolution du contour

(c) L'image segmentée.



(a) L'image différence entre l'image prise le 27 Mai et 30 Mai.

(b) L'évolution du contour

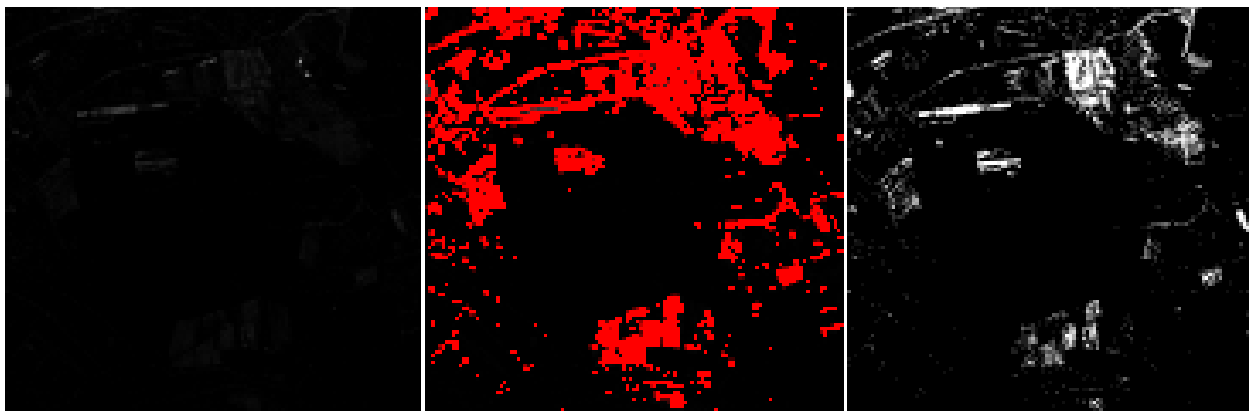
(c) L'image segmentée.



(a) L'image différence entre l'image prise le 30 Mai et 02 Juin.

(b) L'évolution du contour

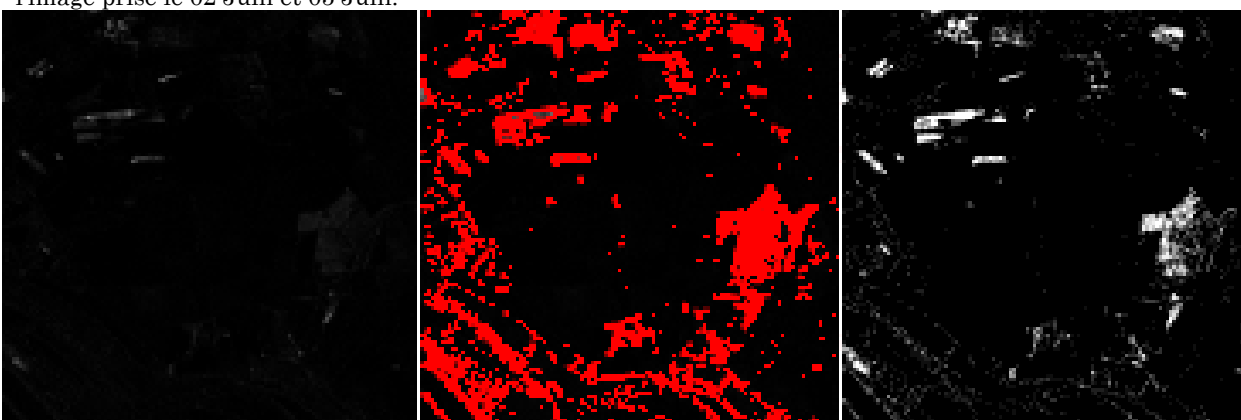
(c) L'image segmentée.



(a) L'image différence entre l'image prise le 02 Juin et 05 Juin.

(b) L'évolution du contour

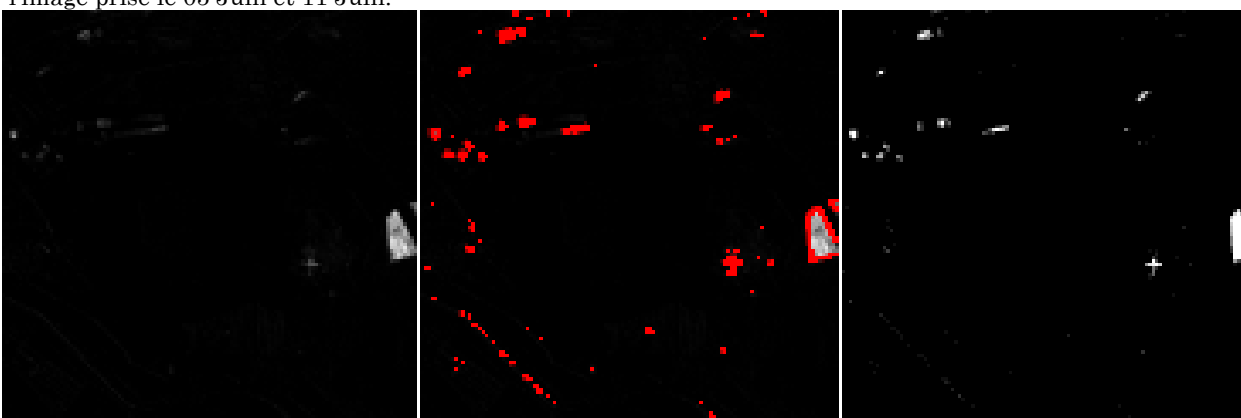
(c) L'image segmentée.



(a) L'image différence entre l'image prise le 05 Juin et 11 Juin.

(b) L'évolution du contour

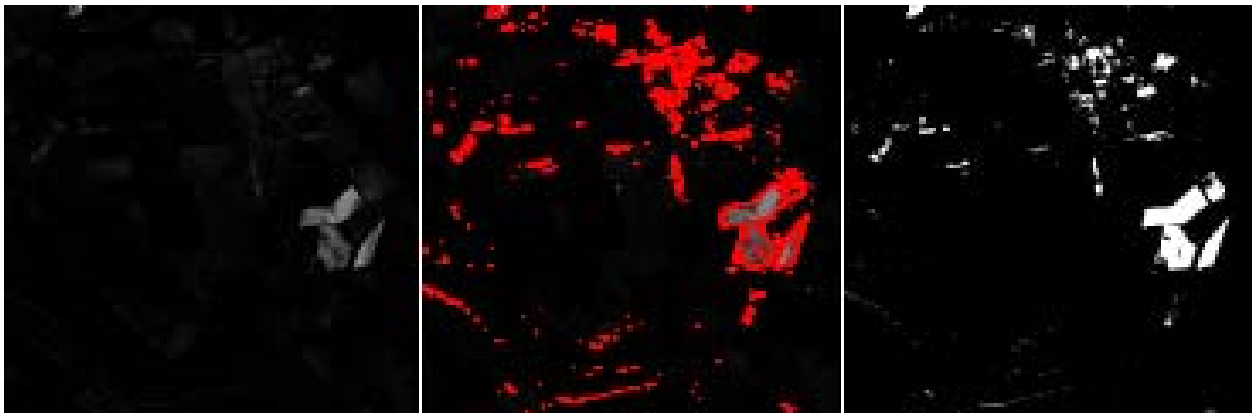
(c) L'image segmentée.



(a) L'image différence entre l'image prise le 11 Juin et 14 Juin.

(b) L'évolution du contour

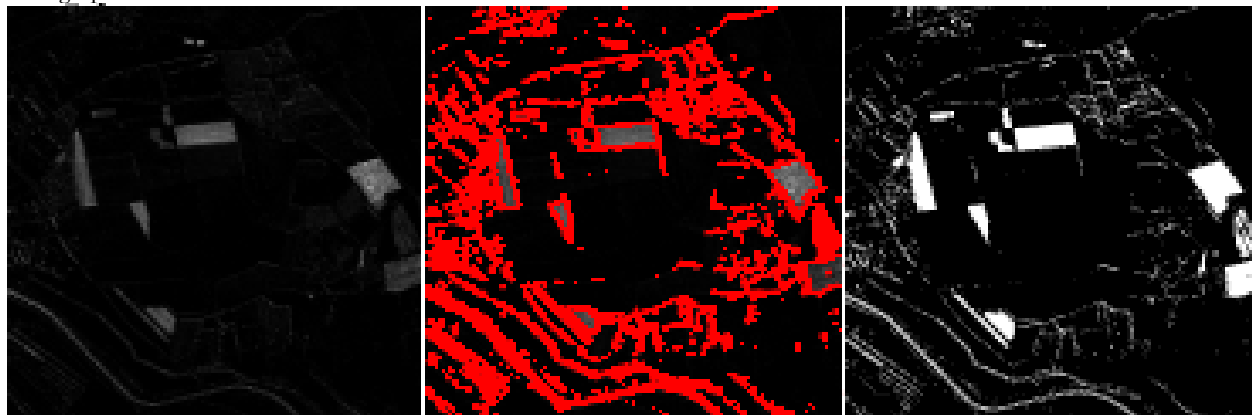
(c) L'image segmentée.



(a) L'image différence entre l'image prise le 14 Juin et 23 Juin.

(b) L'évolution du contour

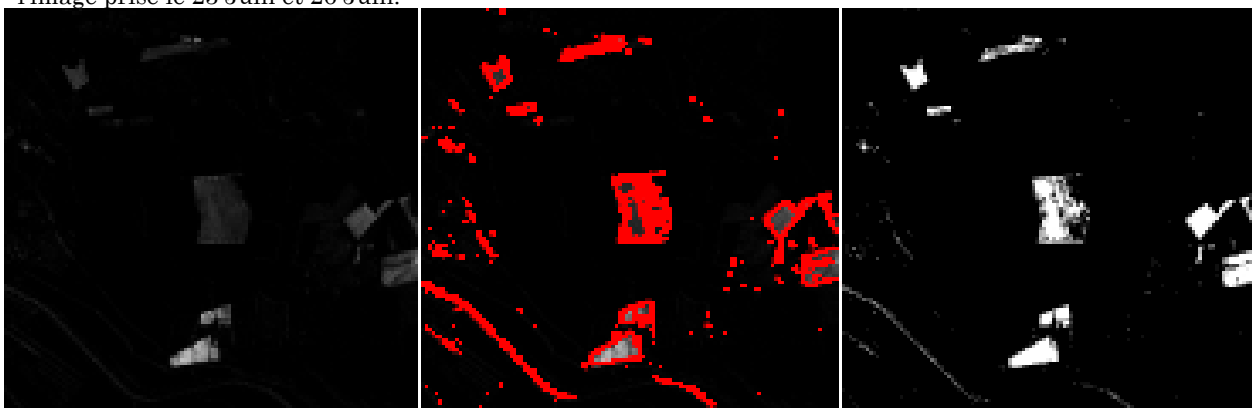
(c) L'image segmentée.



(a) L'image différence entre l'image prise le 23 Juin et 26 Juin.

(b) L'évolution du contour

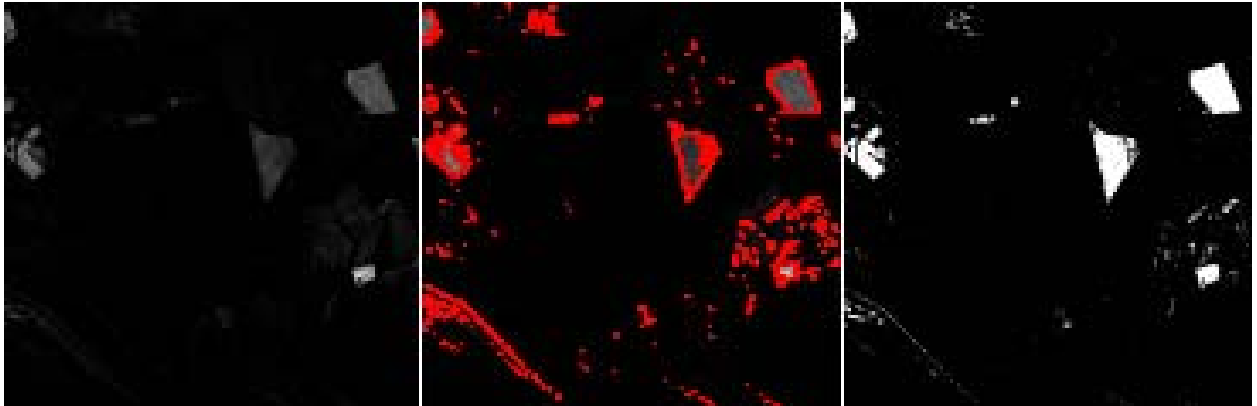
(c) L'image segmentée.



(a) L'image différence entre l'image prise le 26 Juin et 29 Juin.

(b) L'évolution du contour

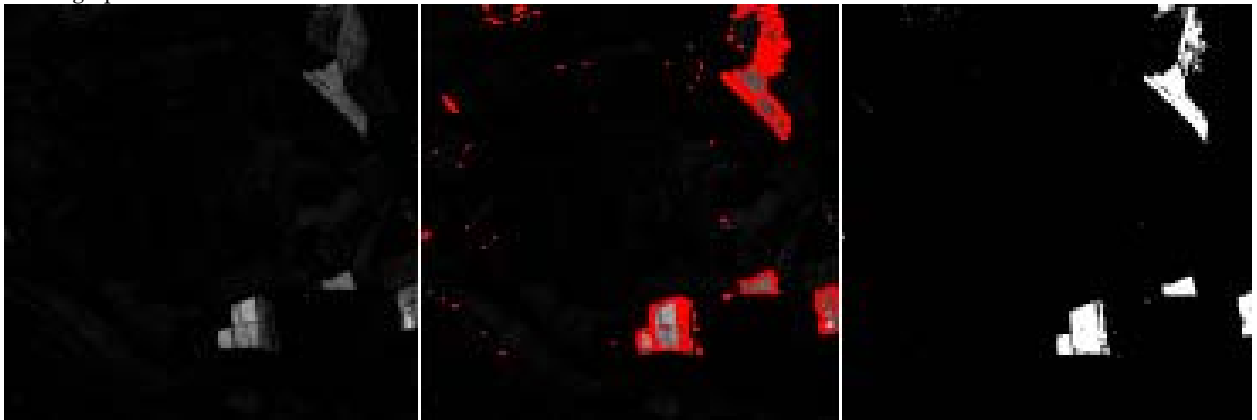
(c) L'image segmentée.



(a) L'image différence entre l'image prise le 29 Juin et 02 Juillet.

(b) L'évolution du contour

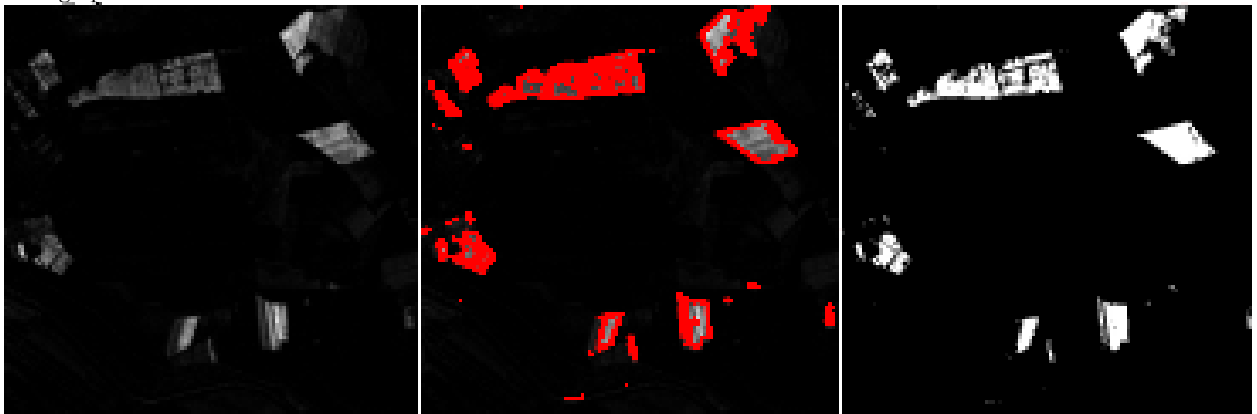
(c) L'image segmentée.



(a) L'image différence entre l'image prise le 02 Juillet et 08 Juillet.

(b) L'évolution du contour

(c) L'image segmentée.



(a) L'image différence entre l'image prise le 08 Juillet et 11 Juillet.

(b) L'évolution du contour

(c) L'image segmentée.

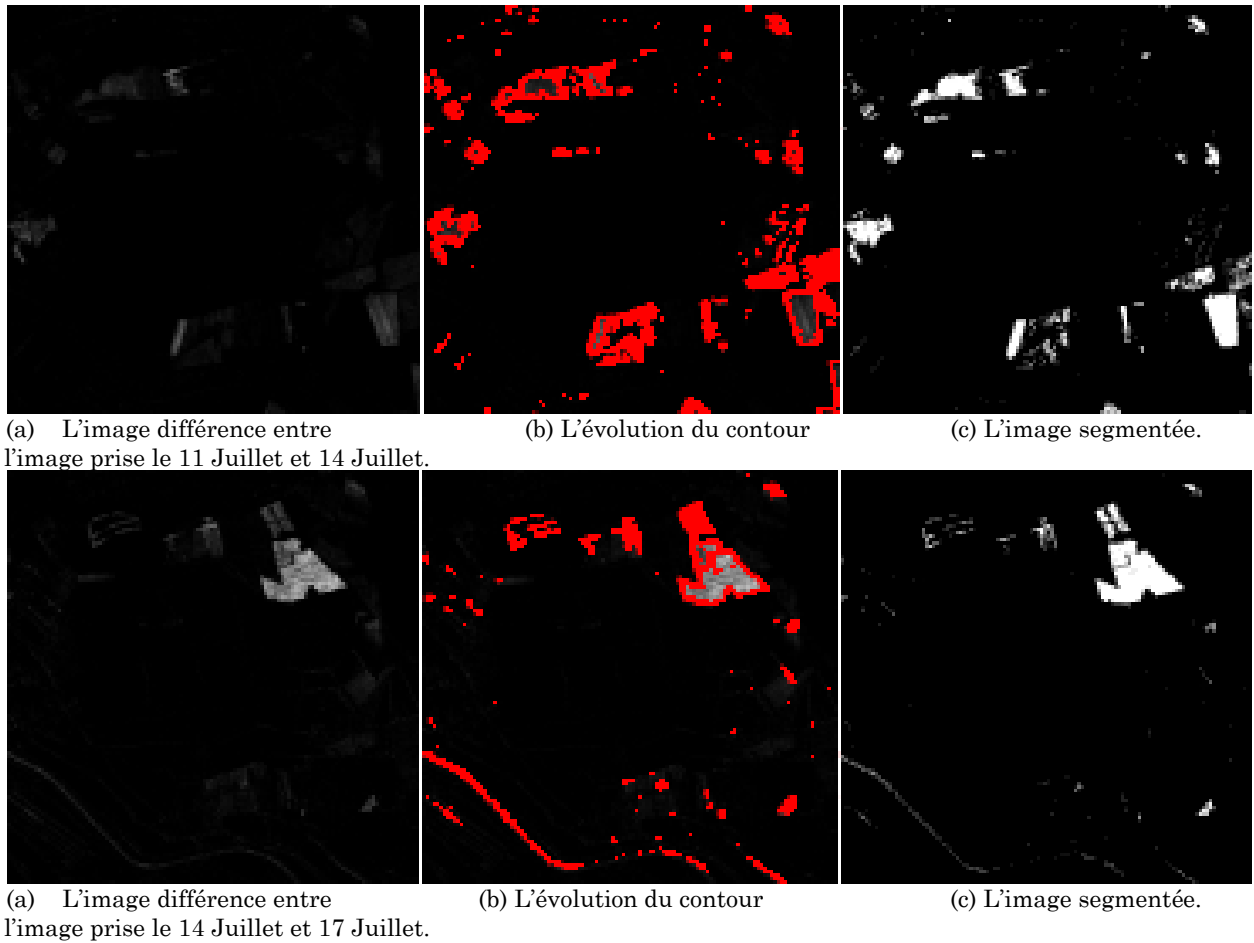


Fig. 4.5 Résultats de la détection des changements par les courbes de niveaux

(*levels sets*) sur la séquence d'images FORMOSAT

pour $\Delta t=10000$, $\lambda_1 = \lambda_2=10$, $h=1$ et $v=0$ et $\mu=0.00001.255^2$

4.4 Interprétation des résultats:

Avant de faire une interprétation pour les résultats de la méthode nous présentons quelques caractéristiques concernant la région d'étude ainsi que la carte d'occupation du sol de cette dernière.

Cette région d'étude est principalement dominée par les prairies irriguées. Cela est dû au fait que le sol est très caillouteux ce qui le rend peu adapté aux autres cultures. On note la présence de quelques petites parcelles de blé et de maïs mais leur développement est loin d'être optimal.

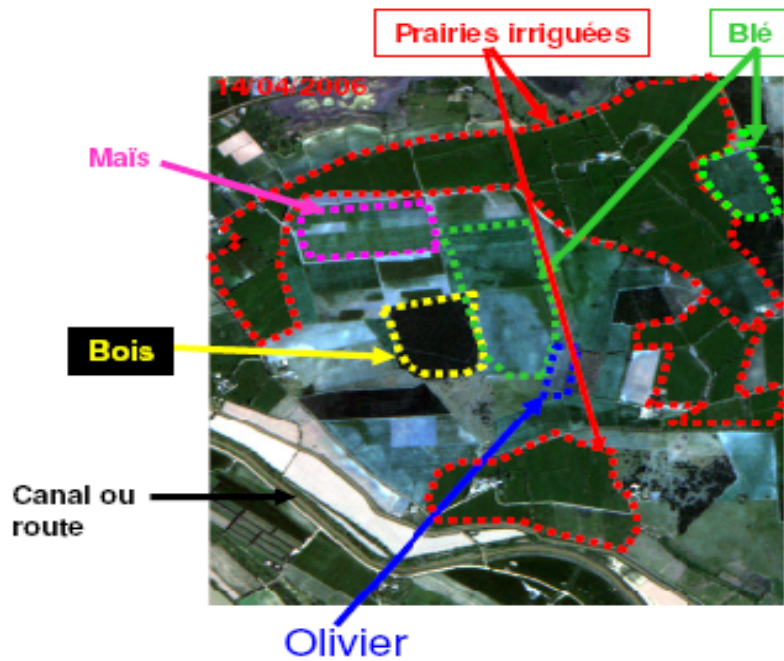


Fig.4.6 Occupation du sol de la région d'étude.

-Les prairies sont irriguées en moyenne tous les 10 jours entre mars et octobre. Elles sont coupées trois fois par an:

- première coupe : pendant le mois de mai
- deuxième coupe : fin juin – début juillet
- troisième coupe : fin août – début septembre

Sur l'image du 14 avril (image à gauche), les prairies ne sont pas encore coupées. Sur l'image du 27 juillet (image à droite), certaines parcelles sont coupées. Les parcelles sont séparées par des haies.

Ces dernières sont constituées d'arbres permanents qui servent comme des brises vent (le vent est fort dans cette région et souffle à une vitesse moyenne de 60 Km/h mais dépasse souvent les 100Km/h).

- Le blé est récolté le 23 juin 2006
- Le bois est une petite forêt permanente.

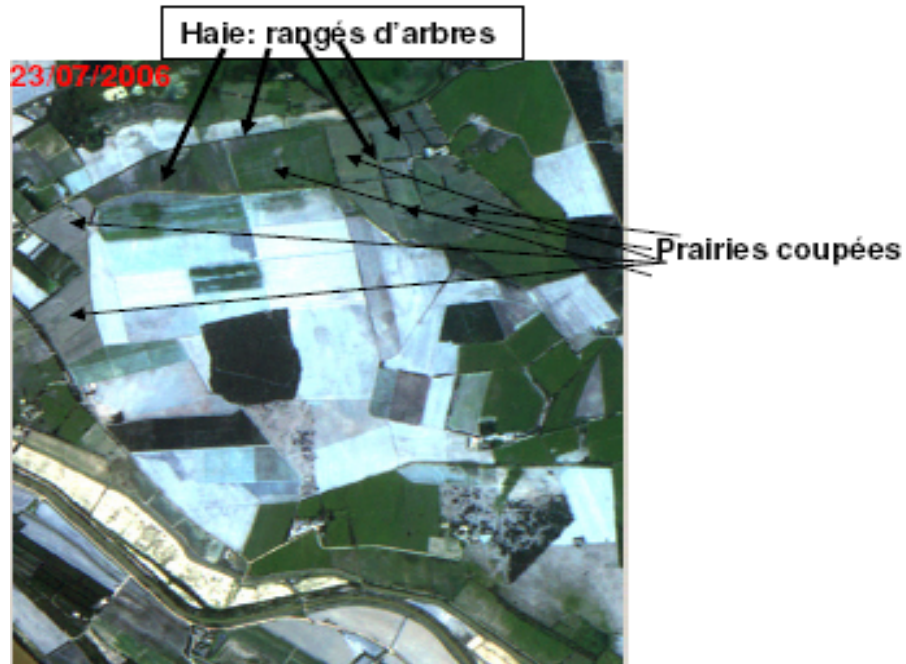
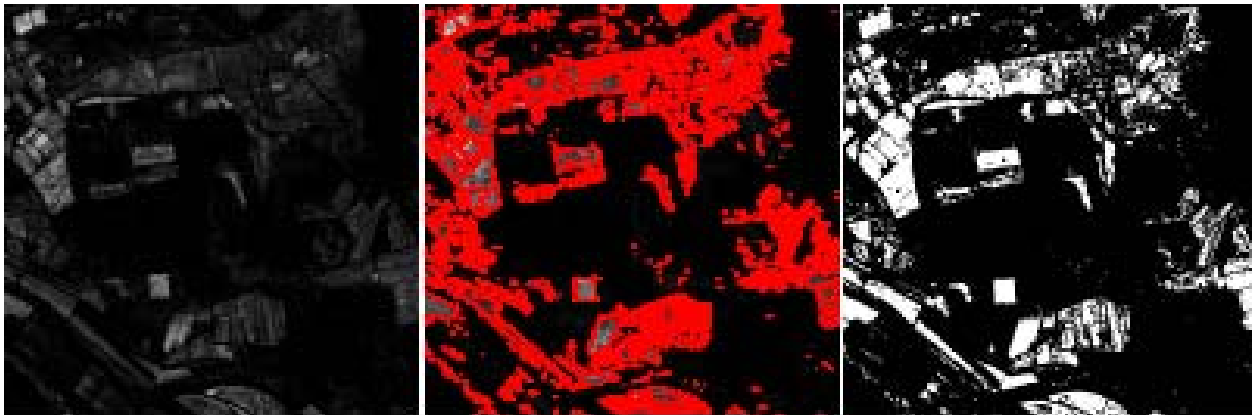


Fig.4.7 Séparation de parcelle par les haies.

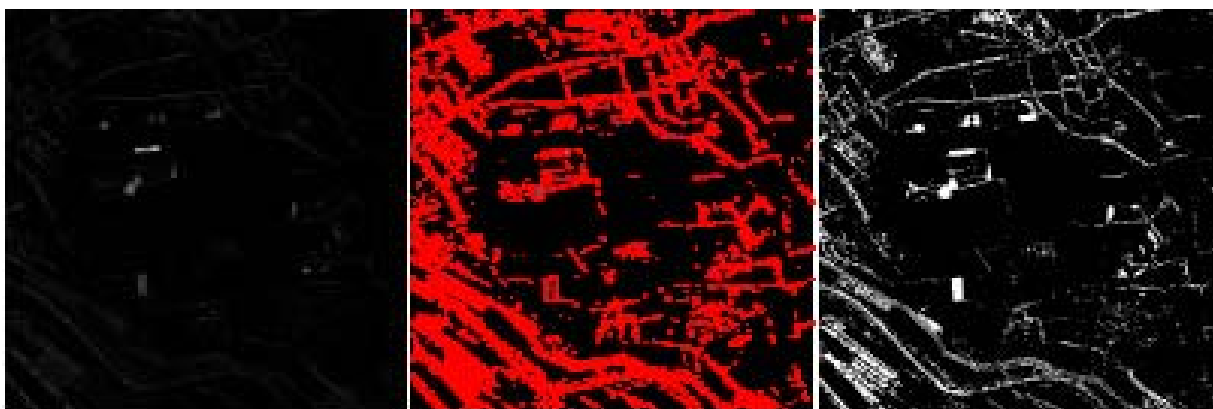
Nous focaliserons ici sur les prairies irriguées pour interpréter les résultats que nous avons trouvés. Cela est dû au fait que on n'a pas assez d'information sur les autres cultures telles que le maïs et le blé.



(a) L'image différence entre l'image prise le 12 Mars et 02 Avril.

(b) L'évolution du contour

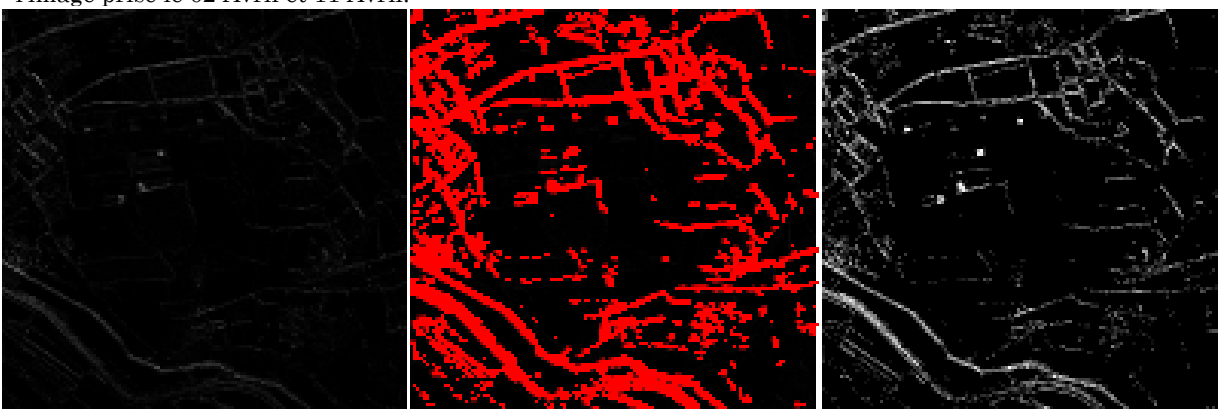
(c) L'image segmentée.



(a) L'image différence entre l'image prise le 02 Avril et 11 Avril.

(b) L'évolution du contour

(c) L'image segmentée.



(a) L'image différence entre l'image prise le 11 Avril et 14 Avril

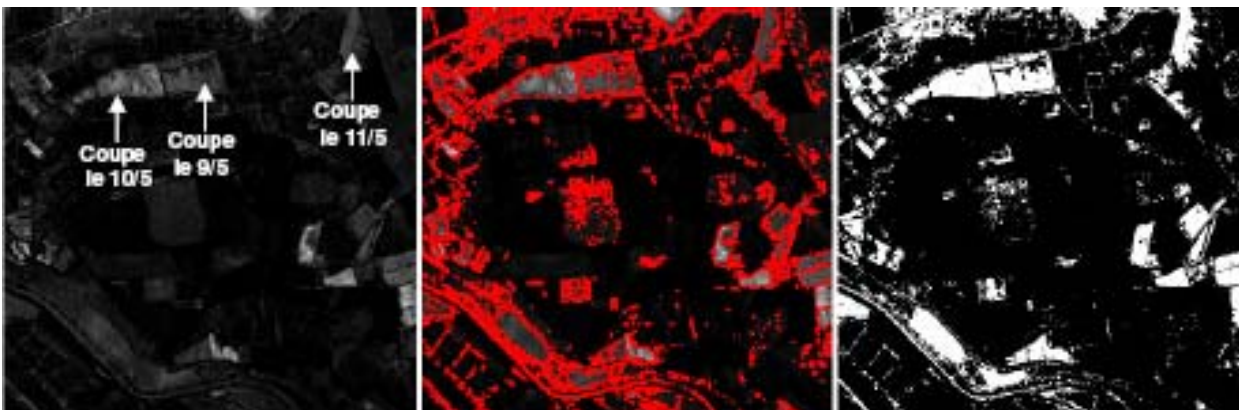
(b) L'évolution du contour

(c) L'image segmentée.

La variation est plus importante pour les deux premières dates pour deux raisons:

- 1) l'écart en terme de temps (>21 jours).
- 2) c'est le début du printemps, donc début de plein croissance des plantes. Cela est plus marqué sur les prairies qui commencent à être irriguer à partir du mois de mars.

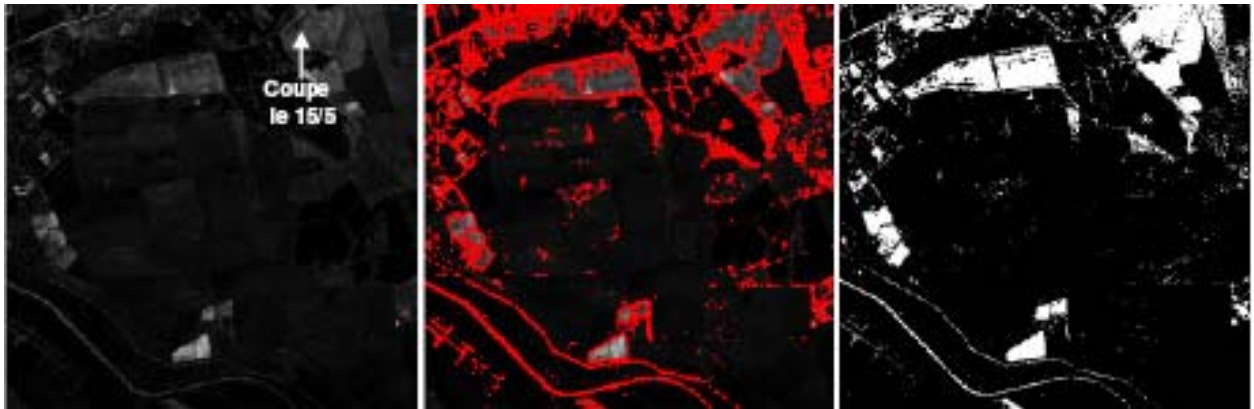
Si on s'intéresse à la délimitation des parcelles, la méthode donne de bons résultats pour les deux dernières dates.



(a) L'image différence entre l'image prise le 14 Avril et 14 Mai.

(b) L'évolution du contour

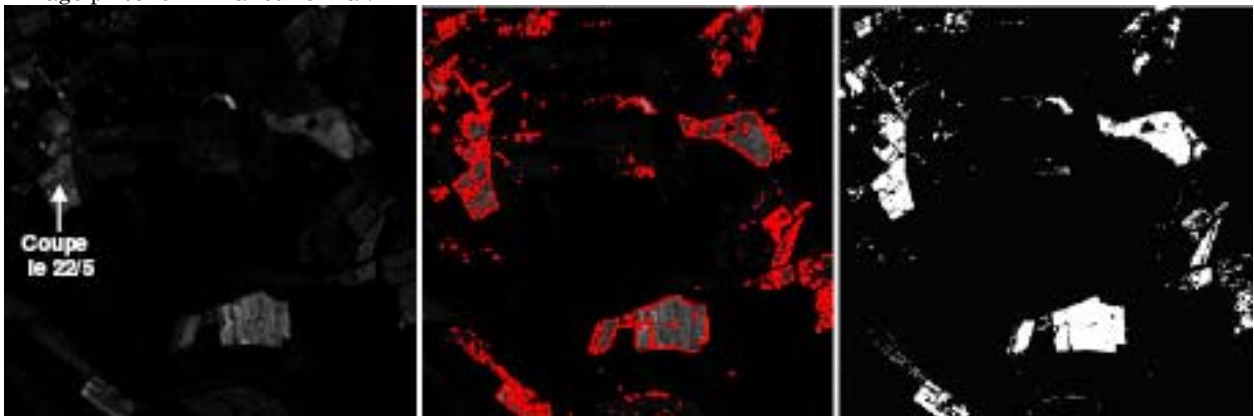
(c) L'image segmentée.



(a) L'image différence entre l'image prise le 14 Mai et 16 Mai.

(b) L'évolution du contour

(c) L'image segmentée.



(a) L'image différence entre l'image prise le 16 Mai et 24 Mai.

(b) L'évolution du contour

(c) L'image segmentée.

Les images utilisées dans cette partie ont été acquises pendant la période de la première coupe des prairies. Les changements détectés sont donc dus à l'effet de la fauche. On a ajouté les dates exactes de la coupe de 5 parcelles sur les figures précédentes.

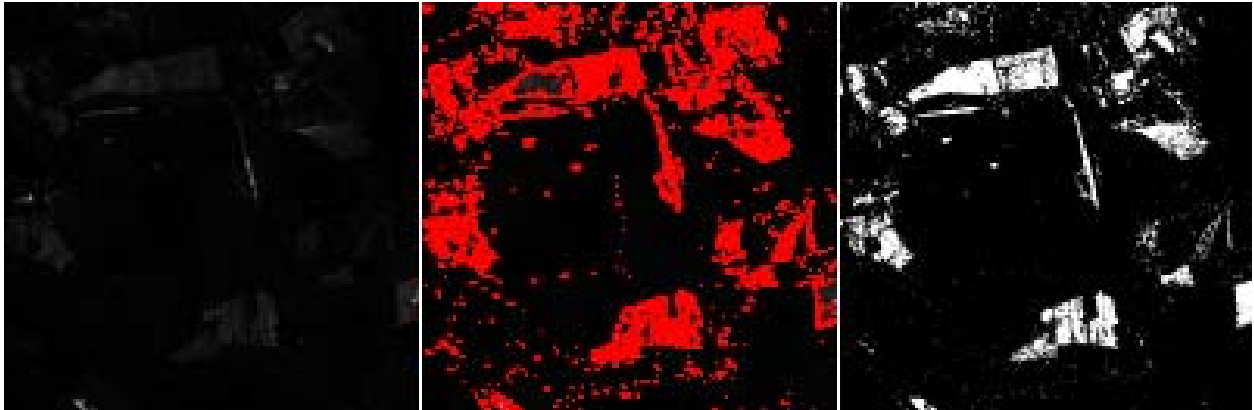
Une fois le foin est coupé, il est laissé sur place pour sécher pendant une période de 3 à 6 jours avant d'être ramassé. Le changement détecté entre le 14 et 16 mai sur les parcelles coupées entre le 9 et le 11 correspondrait à l'effet de la collecte du foin.



(a) L'image différence entre l'image prise le 24 Mai et 27 Mai.

(b) L'évolution du contour

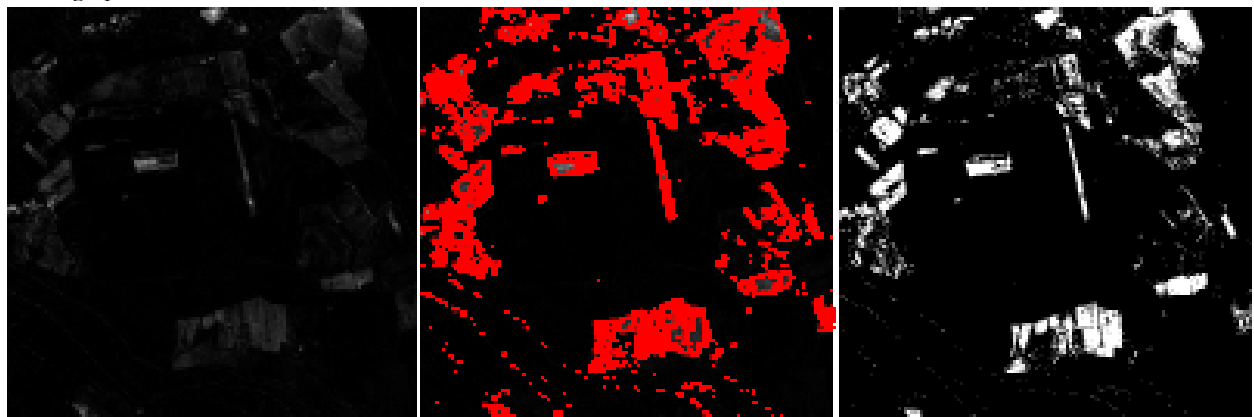
(c) L'image segmentée.



(a) L'image différence entre l'image prise le 27 Mai et 30 Mai.

(b) L'évolution du contour

(c) L'image segmentée.



(a) L'image différence entre l'image prise le 30 Mai et 02 Juin.

(b) L'évolution du contour

(c) L'image segmentée.

Les images traitées ici sont prises en général après la première coupe. Les changements détectés ici sont donc liés à la croissance de la culture.

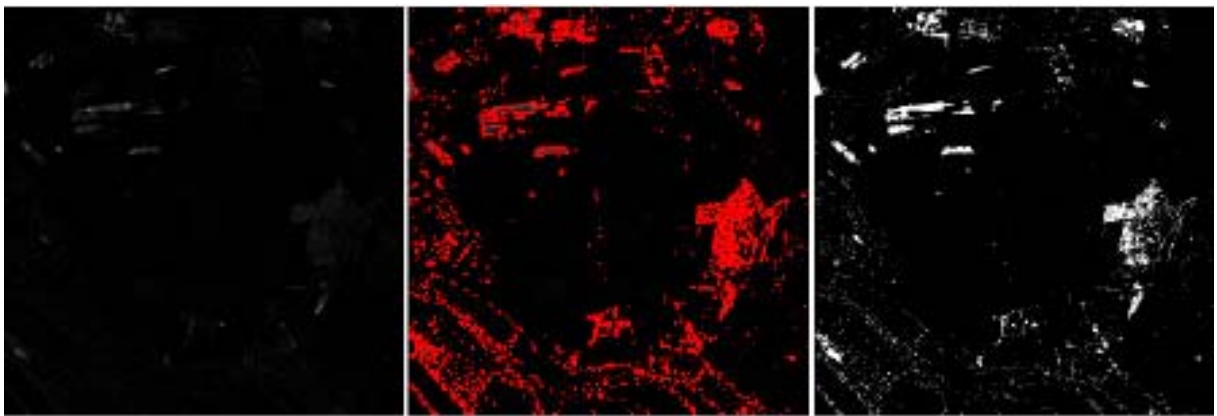
Le fait que la végétation n'est pas encore assez dense pour couvrir complètement le sol (trois semaines après la coupe), il serait possible que le bruit détecté serait dû aussi en partie aux effets de l'irrigation. Ces effets seront masqués une fois que la végétation est bien développée. Mais en absence de dates exactes d'irrigation, on ne peut pas confirmer cela.



(a) L'image différence entre l'image prise le 02 Juin et 05 Juin.

(b) L'évolution du contour

(c) L'image segmentée.

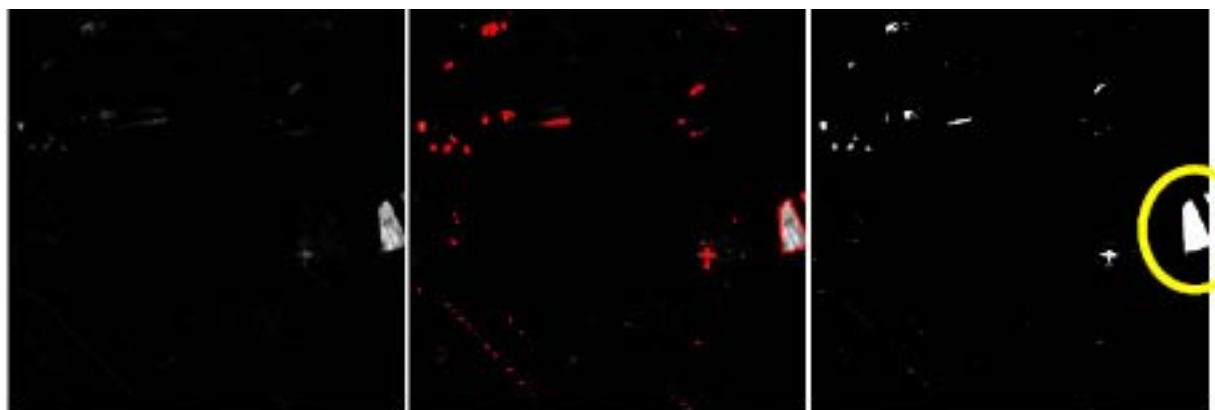


(a) L'image différence entre l'image prise le 05 Juin et 11 Juin.

(b) L'évolution du contour

(c) L'image segmentée.

Même chose que pour les images précédente mais ici la végétation est assez développée pour masquer les effets d'irrigation.

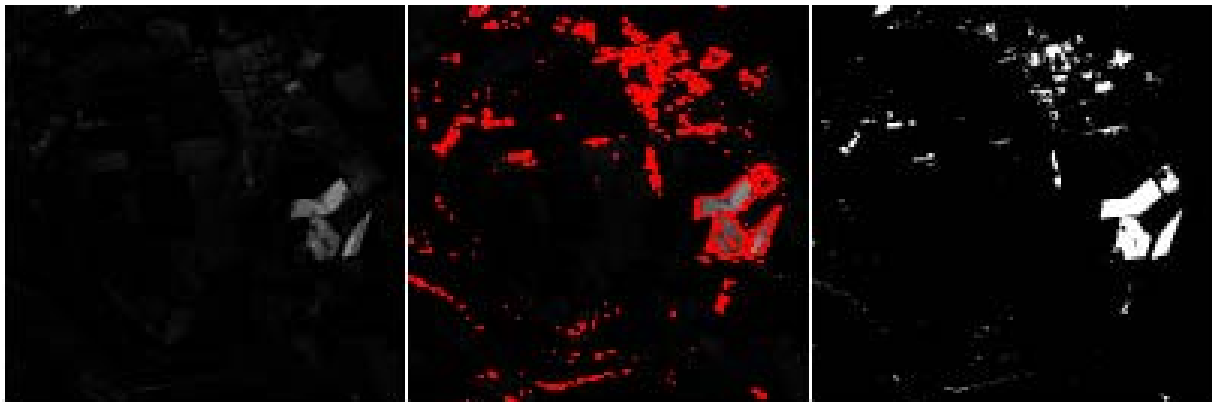


(a) L'image différence entre l'image prise le 11 Juin et 14 Juin.

(b) L'évolution du contour

(c) L'image segmentée.

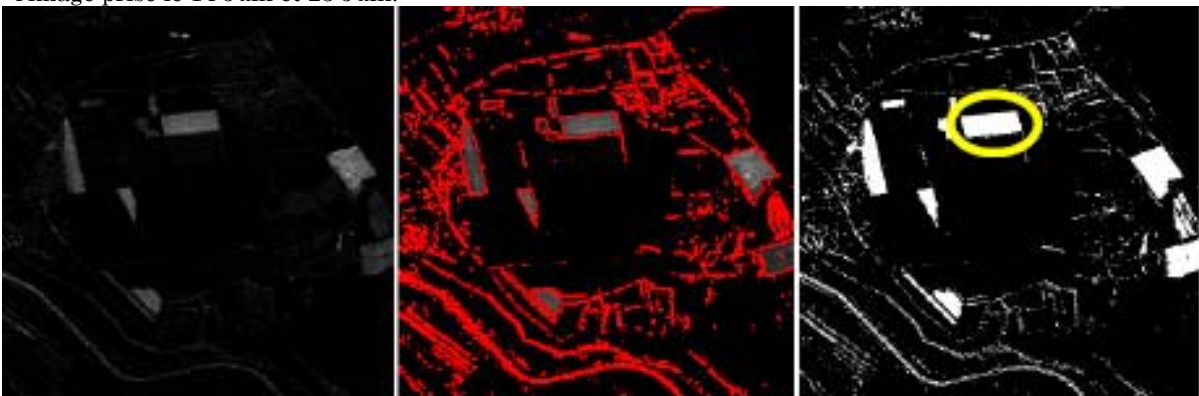
Je n'ai aucune idée sur la parcelle que j'ai entourée en jaune, C'est une coupe mais je ne sais pas de quelle culture il s'agit.



(a) L'image différence entre l'image prise le 14 Juin et 23 Juin.

(b) L'évolution du contour

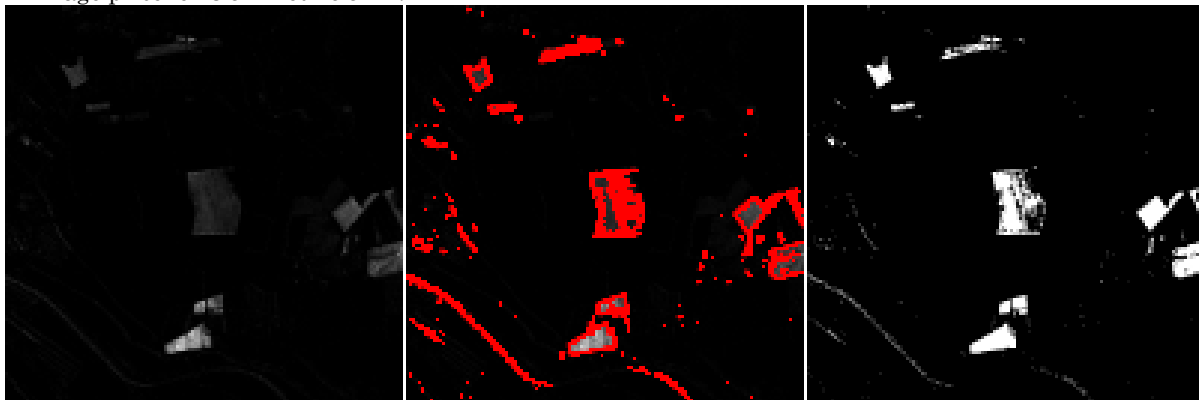
(c) L'image segmentée.



(a) L'image différence entre l'image prise le 23 Juin et 26 Juin.

(b) L'évolution du contour

(c) L'image segmentée.



(a) L'image différence entre l'image prise le 26 Juin et 29 Juin.

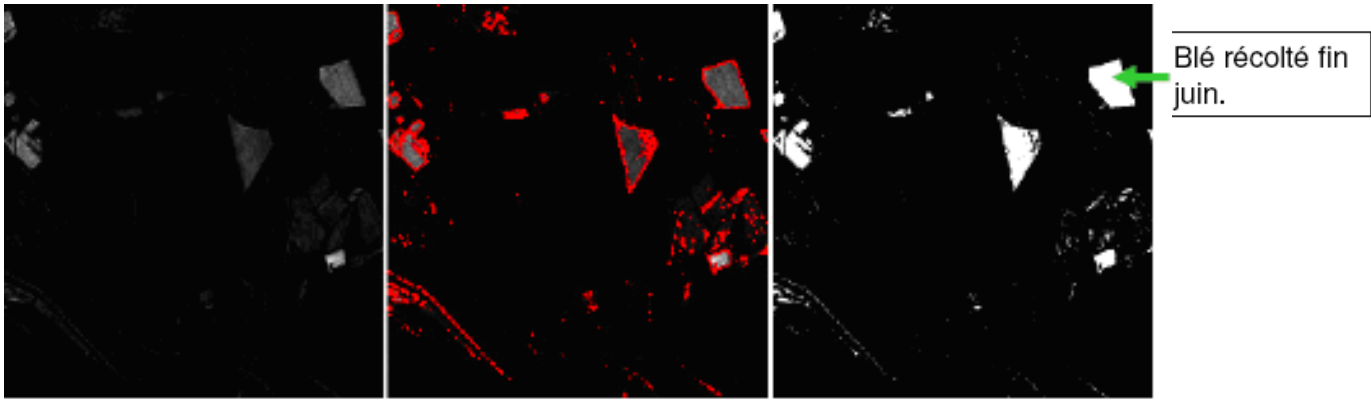
(b) L'évolution du contour

(c) L'image segmentée.

Dans cet ensemble de figures, la deuxième coupe a commencé. Je ne dispose que des dates de coupes des quelques parcelles illustrées sur quelques images.

On retrouve même le blé récolté le 23 juin entourée en jaune.

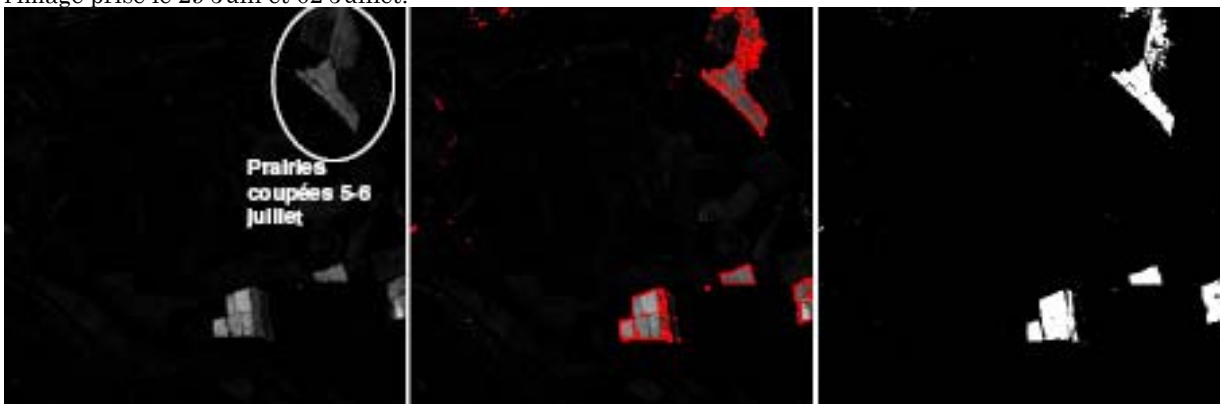
La segmentation est nettement meilleure ici que celle obtenue pour la première coupe.



(a) L'image différence entre l'image prise le 29 Juin et 02 Juillet.

(b) L'évolution du contour

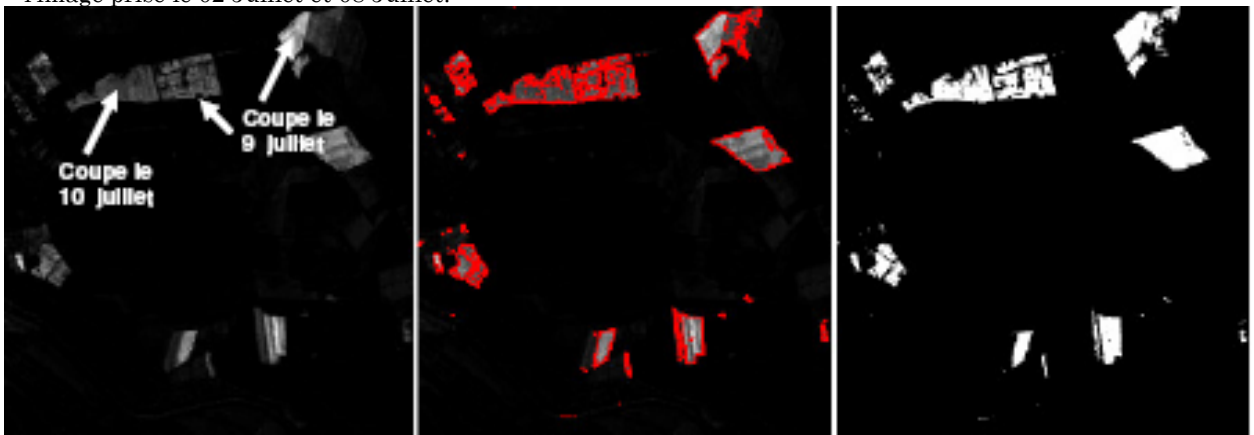
(c) L'image segmentée.



(a) L'image différence entre l'image prise le 02 Juillet et 08 Juillet.

(b) L'évolution du contour

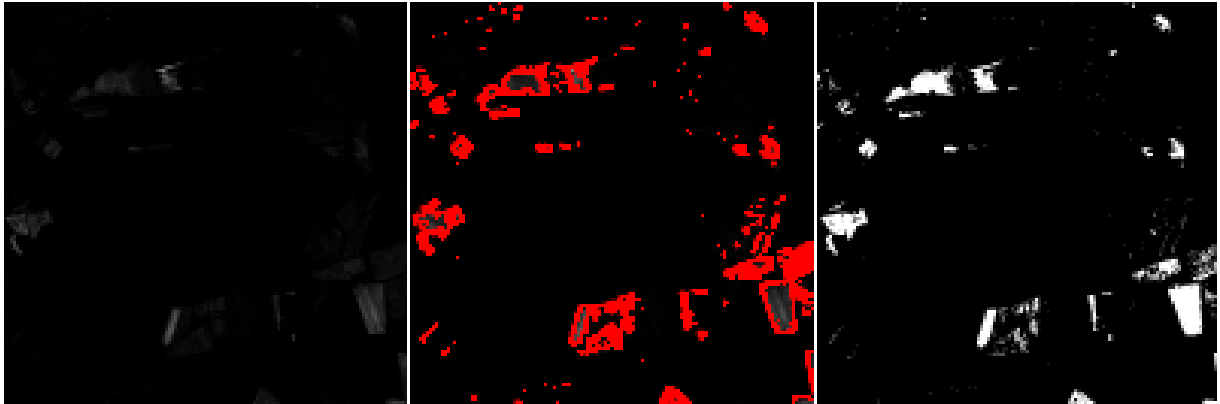
(c) L'image segmentée.



(a) L'image différence entre l'image prise le 08 Juillet et 11 Juillet.

(b) L'évolution du contour

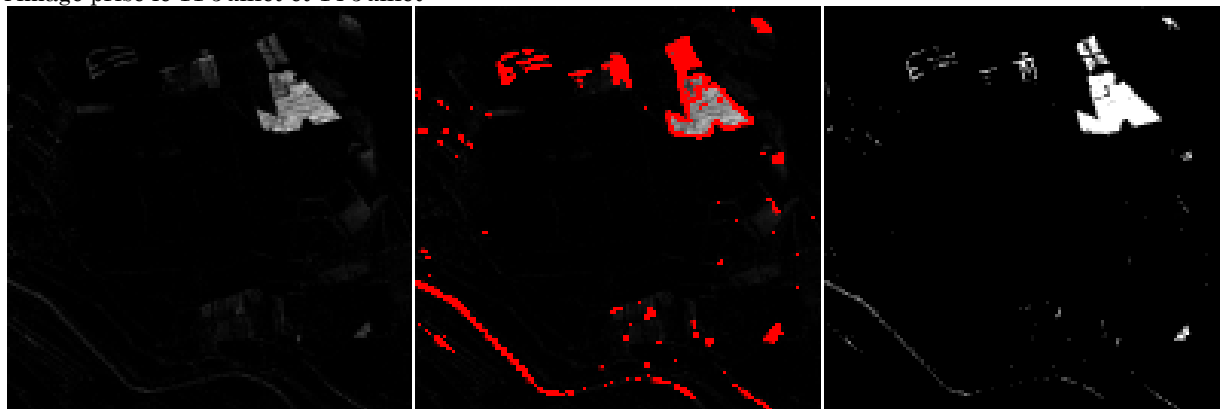
(c) L'image segmentée.



(a) L'image différence entre l'image prise le 11 Juillet et 14 Juillet

(b) L'évolution du contour

(c) L'image segmentée.



(a) L'image différence entre l'image prise le 14 Juillet et 17 Juillet

(b) L'évolution du contour

(c) L'image segmentée.

Cette partie correspondre aux coupes de certaines pratiques agricoles, particulièrement aux coupes des prairies.

4.5 Conclusion :

D'après les résultats, cette méthode nous a permis de détecter les changements qui sont liés :

- 1- au changement de l'état de développement de la végétation.
- 2- aux pratiques agricoles et en particulier aux coupes de prairies.

Les limites des parcelles (les haies) sont généralement bien détectées mais le caractère non homogène de ces parcelles bruite encore les résultats de la segmentation.

L'utilisation de l'approche *level set* dans cette méthode, a rendu la méthode plus simple à implémenter, à changer de topologie et à s'étendre, facilement sur les images de différences. L'inconvénient notable de cette méthode est le temps de calcul nécessaire pour l'exécution du programme. L'implémentation des courbes de niveaux (*levels sets*)

pour détecter les changements dans une séquence temporelle d'images satellitaires FORMOSAT nous permettent de :

- visualiser automatiquement les changements qui existe d'une image à une autre dans la séquence, avec un bon choix initiales des paramètres λ_1 , λ_2 , h , v et μ .
- déduire, pour une parcelle agricole la date du début de changements.

Conclusion générale

L'étude de la surface de la terre repose sur l'observation de ses propriétés radiatives et sur l'interprétation des phénomènes dynamiques qui conditionnent son évolution temporelle.

Les données satellitaires de la télédétection optique notamment acquises dans le visible et proche infrarouge nous permettent bien de répondre à cet objectif et particulièrement la série temporelle FORMOSAT.

Dans ce travail nous avons présenté une méthode de détection des changements à partir d'une séquence d'images de haute résolution spatiale (FORMOSAT), appliquée à la détection des pratiques culturales qui caractérise la région (Crau-Camargue) située au sud-est de la France, dans le but est de voir si l'on peut repérer les parcelles agricoles qui viennent d'être labourées par exemple, ou semées. Nous voulons aussi caractériser les parcelles qui viennent d'être fauchées, ou irriguées. Il s'agit d'une méthode qui combine la technique du calcul de la différence d'images, dont le but est l'extraction (caractérisation) et la localisation des zones qui ont évolué entre deux instants ou deux périodes données sur une même scène, et la méthode de contours actifs basés régions permettant de segmenter les zones de changement et de non-changement (prise de décision). Cette dernière est basée sur le calcul variationnel, minimisation de fonctionnelle d'énergie composée de termes basés contours et de termes basés régions. Les contours et les régions correspondantes sont formulés par les ensembles de niveaux de fonctions implicites qui permettent une bonne mise en œuvre des contours déformables. En effet, les changements de topologie sont gérés automatiquement. Ainsi, si l'image contient plusieurs objets, le contour se scinde au cours de son évolution pour englober chaque objet séparément.

Notre choix s'est porté sur la fonctionnelle énergétique proposée par Chan et Vese dont les propriétés des contours peuvent être représentées par la fonction Heaviside et fonction Dirac.

A la convergence, le contour réalise une partition de chaque image en deux régions de caractéristiques différentes, et permet, généralement, de résoudre un problème de segmentation à deux classes : changement et non-changement sur toute la séquence.

D'après les résultats obtenus, cette méthode nous a permis de détecter les changements qui sont liés au changement de l'état de développement de la végétation et aux pratiques agricoles et en particulier aux coupes de certaines pratiques comme les coupes des prairies.

Aussi pour différencier les pratiques agricoles et caractériser les différentes textures dans la région Crau-Camargue nous avons rajouté une méthode de classification de l'image FOMOSAT par les matrices de cooccurrence.

Bibliographie

- [1] M. AUBE, « *Initiation à la télédétection et à la modélisation de l'atmosphère* », Document technique, Groupe de recherche et d'applications en physique au Collège de Sherbrooke, Département de physique, Collège de Sherbrooke, Mai 2002.
- [2] F. GASCON, « *Modélisation physique d'images de télédétection optique* », Thèse de doctorat, CESBIO (Centre d'Études Spatiales de la BIOSphère), Toulouse, France, Décembre, 2001.
- [3] F. KAZEMIPOUR, « *Utilisation d'une série d'images temporelles FORMOSAT acquises sur la région Crau Camargue pour le suivi de la dynamique des couverts végétaux* », Mémoire de MASTER 2 ième année, Institut Nationale des Recherches Agronomies(INRA), Avignon Université Pierre et Marie Curie, France, Juin 2007.
- [4] A. ROBIN, « *Détection de changements et classification sous pixeliques en imageries satellitaire, application au suivi temporel des surfaces continentales* », Thèse de doctorat, Université PARIS DESCARTES, France, 2007.
- [5] C. DELENNE, « *Extraction et caractérisation de vignes à partir de données à très haute résolution spatiale* », Thèse de doctorat, ENGREF (Ecole Nationale du Génie Rural, des Eaux et des Forêts), France, Novembre 2006.
- [6] M. TONON, « *Introduction à la Télédétection*», Document technique, IGN France International.
- [7] M.C. XIMENES, L. DUHAUTOIS, C. FOUQUE, J. BROYER « *Application de la télédétection à l'étude des zones humides : identification des prairies, des roselières, des peupleraies et des gravières*», Document technique, Institut français de l'environnement, Office national de la chasse et de la faune sauvage, France, 2005.
- [8] O. HAGOLLE, G. DEDIEU, B. MOUGENOT, V. DEBAECKER, B. DUCHEMIN, A. MEYGRET, « *Correction of aerosol effects on multi-temporal images acquired with constant viewing angles: Application to Formosat-2 images*», In Remote Sensing of Environment, 2007.
- [9] F. BONN, G. ROCHON, « *Précis de télédétection : principes et méthodes* »UREF/AURELF/ Presses de l'Université de Québec, Vol. 1, 1992.
- [10] G. GUYOT, « *La réflectance des couverts végétaux, Photo-interprétation* », pp. 157-174, 1995.
- [11] G. GUYOT, F. BARET, « *Utilisation de la Haute Résolution Spectrale pour Suivre L'état des Couverts Végétaux* », Spectral Signatures of Objects in Remote Sensing, European Space Agency, pp. 279-286, France, 1988.
- [12] S. JACQUEMOUD, « *Utilisation de la haute résolution spectrale pour l'étude des couverts végétaux : développement d'un modèle de réflectance spectrale* », Thèse de Doctorat, Université Paris 7, France, 1992.

- [13] P. BRODATZ, «*Texture: a photographic album for artists and designers*», New York, Dover.
- [14] H.B. Kim, R.H. Park «*Extracting spatial arrangement of structural textures using projection information*». PR, 25:237-245, 1992.
- [15] O. ALATA, « *Caractérisation de textures par coefficients de réflexion 2-D, application en classification et segmentation* », Thèse de doctorat, Université BORDEAUX 1, France, 1998.
- [16] G.A.K. Jain, « *Markov Random Field texture models* », IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 5, no. 1, pp. 25-39, 1983.
- [17] A.P. GAGALOWICZ, « *Vers un modèle de texture* », Thèse de doctorat, Université Pierre Marie Curie, Paris VI, France 1983.
- [18] R.M. HARALICK, K. SHANMUGAM et I. DINSTEIN, « *Textural features for image classification* », SMC, vol. 3, no 6, pp. 610-621, 1973.
- [19] R.M. HARALICK, « *Statistical and structural approaches to texture* », IEEE Transaction on image processing, vol. 67, no 5, pp. 786-804, 1979.
- [20] D. ARAB, « *Segmentation d'images texturées par approche statistique* », Thèse de Magister, Université Mouloud Mammeri, Tizi Ouzou, Algérie, 2005.
- [21] Z. AMEUR, « *Codage des images en vue d'une segmentation de haut niveau: Application aux images satellitaires* » Thèse de Doctorat, Université Mouloud Mammeri, Tizi Ouzou, Algérie, 2005.
- [22] A. JACQUOT, « *Suivi d'objets en imagerie aérienne* », Thèse de doctorat, Ecole Doctorale INP, GRENOBLE, France, 2006.
- [23] S. LEFEVRE, « *Détection d'événements dans une séquence vidéo* », Thèse de doctorat, Université de Tours, France, 2002.
- [24] J. LYON, D. YUAN, D. LUNETTA et C. ELVIDGE, « *A change detection experiment using vegetation indices.* », Photogrammetric Engineering and Remote Sensing (64), pp. 143-150. 1998.
- [25] P. COPPIN et M. BAUER, « *Processing of multitemporal Landsat tm imagery to optimize extraction of forest cover change features.* », IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing 32, pp. 918-927, 1994.
- [26] E. RIGNOT et J. VAN ZYL, « *Change detection techniques for ERS-1 SAR data.* », IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing 31, pp. 896-906, 1993.
- [27] A. SINGH, « *Digital image change detection techniques using remotely-sensed data.* », International Journal of Remote Sensing 10(6), pp. 989-1003, 1989.
- [28] Y. BAZI, L. BRUZZONE, et F. MELGANI, « *An unsupervised approach based on the generalized Gaussian model to automatic change detection in multitemporal SAR images.* », IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing 43(4), pp. 874-887, 2005.
- [29] G. GUYOT, « *signatures spectacles de surfaces naturelles* », Ed. PARADIGME, 1989.

- [30] P. SMITS, et A. ANNONI, « Toward specification-driven change-detection. », IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing 38(3), pp. 1484-1488, 2000.
- [31] A. HADDAD et Y. MEYER, « *Variational Methods In Image Processing* », Rapport de stage, Ecole normale supérieure de Cachan, France, août 2004
- [32] L.D. COHEN, « *Méthodes Variationnelles Pour Le Traitement D'images* », Habilitation à diriger des recherches, Université Paris IX Dauphine, France, mai 1995.
- [33] D. EUVRARD, « *Résolution Numérique Des Equations Aux Dérives Partielles* », Edition Masson, 3^{ème} édition, Paris, France, 2000.
- [34] A. COUTANT, « *La Méthode Des Contours Actifs En Traitement Des Images* », DEA en calcul scientifique, conservatoire national des arts et métiers, Paris, France, 2005.
- [35] A. DESOLNEUX, L. MOISSON et J.M. MOREL, « *Variation Snake Theory* », Rapport de stage, Ecole normale supérieure de Cachan, France, 2003.
- [36] J.J. ROUSSELLE, « *Les Contours Actifs, Une Méthode De Segmentation : Application à L'imagerie Médicale* », Thèse de doctorat, Université de François Rabelais, Tours, France, juillet 2003.
- [37] O. CHILALI, « *Classification automatique des données à base des modèles déformables* », Thèse de Magister, Université Mouloud MAMMERI, Département Automatique, TIZI OUZOU, 2006.
- [38] M. KASS, A. WITKIN et D. TERZOPOULOS, « *Snakes, Active Contour Model* », International Journal of Computer Vision, vol. 1, no. 4, pp. 321-331, 1988.
- [39] M. CHAUMONT, « Représentation en objets vidéo pour un codage progressif et concurrentiel des séquences d'images », Thèse de doctorat, Université de Rennes 1, novembre 2003.
- [40] M. ROCHERY, I. JERMYN et J. ZERUBIA, « *Etude D'une Nouvelle Classe De Contours Actifs Pour La Détection De Routes Dans Des Images De Télédétection* », Projet commun CNRS/INRIA/INSA, France, 2003.
- [41] N. VANDENBROUCKE, L. MACAIRE et C.VIEREN, « *Suivi Automatiques De Personnes En Mouvement Par Analyse D'images Couleurs Successives : Application Au Suivi De Joueurs De Football* », 16^{ème} colloque GRETI, pp. 917-920, Grenoble, France, 1997
- [42] S. LEFEVRE, C. FLUCK, B. MAILLARD et N. VINCENT, « *Un Modèle De Contour Actif Pour Le Suivi Rapide D'objets En Mouvement : Application Au Suivi Des Joueurs De Football* », Rapport technique, Laboratoire d'informatique, université de Tours, France, 2003.
- [43] S. JEHAN-BESSON, E. DEBRENVE, M. BARLAND et G. AUBERT, « *Segmentation Spatio-temporelle D'objets En Mouvement Dans Une Séquence Vidéo Par Contours Actifs Déformables* », Rapport technique, Laboratoire I35, université Nice Sophia Antipolis, France, 2000.
- [44] C. KERVRANN, « *Modèles Statistiques Pour la Segmentation et le Suivi de Structures Déformables Bidimensionnelles dans une Séquence d'Images* », Thèse de doctorat, Université de Rennes I, France, novembre 1995.

- [45] E. PARA, « *Suivi De Mobiles Déformables En Environnement Dynamique Pour Un Robot Mobile* », DEA en Robotique et systèmes intelligents, Université Pierre et Marie Curie, Paris, 2004.
- [46] R. TEINA, « Les modèles déformables et level set (courbes de niveaux) » cours 2006-2007, Université Pierre Marie Curie, France.
- [47] A. FOULONN, « *Une Contribution A L'introduction De Contraintes Géométriques Dans Les Contours Actifs Orientés Région* », Thèse de doctorat, Université Louis Pasteur Strasbourg I, France, décembre 2004.
- [48] T.F. CHAN et L. VESE, « *Active Contours Without Edges* », IEEE Transaction on image processing, vol. 10, no. 2, pp. 266-277, février 2001.
- [49] T. CHAN et L. VESE, « *Level Set Algorithm For Minimizing The Mumford-Shah Functional In Image Processing* », in proc of IEEE, Workshop on variational, Geometric and level set methods in computer vision, pp. 161-168, 2001