

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة عبد الحميد ابن باديس مستغانم
Université Abdelhamid Ibn Badis de Mostaganem

كلية العلوم والتكنولوجيا
Faculté des Sciences et de la Technologie



N° d'ordre : M2...../GE/2023

MEMOIRE DE FIN D'ETUDES DE MASTER ACADEMIQUE

Filière : Télécommunication

Spécialité : Système des Télécommunication

Thème

**Amélioration du Contraste et la détection du ROI dans des Images
satellitaire**

Application à l'environnement et au développement durable

Présenté par :

Mr. DAHMANE BOUNOUA BELGHALI

Mr. NEHAL HABIB

Soutenu le 26/06/2023 à 14:00 devant le jury composé de :

Président : Mr.M. BENOUALI

Université de Mostaganem

Examinatrice : Mme.K. BERRADJA

Université de Mostaganem

Encadreur : Mme A. MEHDI

Université de Mostaganem

Co-Encadreur : Mme M. MIMI

Université de Mostaganem

Année Universitaire : 2022/2023

REMERCIEMENTS

Je tiens tout d'abord à remercier Dieu le tout puissant et miséricordieux, qui m'adonné la force et la patience d'accomplir ce modeste travail.

En second lieu, je tiens à remercier mon encadreur Mme A. Mehidi et mon Co-encadreur Mme M. Mimi, pour leurs précieux conseils et son aide durant toute la période du travail.

Mes vifs remerciements vont également aux membres du jury monsieur M. Benouali et Mme K. Berradja pour l'intérêt qu'ils ont porté à notre travail en acceptant d'examiner notre travail et de l'enrichir par leurs propositions.

Enfin, je tiens également à remercier toutes les personnes qui ont participé de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

Dédicace

A ma chère famille

Pour l'éducation et le grand amour dont ils m'ont entouré depuis ma naissance

A tous mes chers frères

A mes chères sœurs

A tous mes proches

A tous mes amis

A tous ceux que j'aime et qui m'aiment

Ce mémoire leur est dédié

Mr. Nehal Habib

Dédicace

Je Dédie ce modeste travaille à ma famille
Qui m'a toujours soutenu pendant mon cursus

A mes frères et sœurs

A mes oncles

A tous mes amis

A tous ceux que j'aime et qui m'aiment

Ce mémoire leur est dédié

Mr. Dahmane Bounoua Belghali

LISTES DE FIGURES

Chapitre I :	Page
Figure I.1 : Processus de la télédétection	06
Figure I.2 : Télédétection passive et Active	07
Figure I.3 : Rayon électromagnétique	07
Figure I.4 : Spectre électromagnétique	08
Figure I.5 : a) Image prise par un avion. b) Image satellitaire	09
Figure I.6 : Différentes phases de la télédétection	10
Figure I.7 : Deux types de transmission des données	11
Figure I.8 : (A)absorption, (B)diffusion, (C)transmission	11
Figure I.9 : Image satellitaire numérique avant (a) et après (b) l'application des corrections atmosphériques	12
Figure I.10 : Distorsion géométrique	13
Figure I.11 : Transformation d'une image en ortho-image	13
Figure I.12 : (A) image, (B) image corrigé (ortho-image)	13
 Chapitre II :	
Figure II.1 : Histogramme d'une image satellitaire	22
Figure II.2 : Traitement d'images satellitaires	23
Figure II.3 : Egalisation d'histogramme	24
Figure II.4 : Principe d'application du filtre médian	25

Chapitre III :

Figure III.1 : La théorie des ensembles classiques cas particulier de la théorie des ensembles flous	33
Figure III.2 : Une figure montre le support et le noyau d'un ensemble flou	35
Figure III.3 : La fonction d'appartenance triangulaire	35
Figure III.4 : La fonction d'appartenance trapézoïdale	36
Figure III.5 : La fonction d'appartenance gaussienne	36
Figure III.6 : la fonction d'appartenance sigmoïde	36
Figure III.7 : (a) Image synthétique (1) originale ; (b) Image bruitée avec flou et (c) Image bruitée sans flou	43
Figure III.8 : (a) Image synthétique (2) originale ; (b) Image bruitée avec flou et (c) Image bruitée sans flou	44
Figure III.9 : Image satellitaire	44
Figure III.10 : Résultat de segmentation en niveau de gris de l'image synthétique (1) : (a) image originale, (b) image segmentée avec flou, (c) image segmentée sans flou selon algorithme en FCM	45
Figure III.11 : Résultat de segmentation en niveau de gris de l'image synthétique (2): (a) image originale, (b) image segmenté avec flou, (c) image segmenté sans flou selon algorithme en FCM	45
Figure III.12: Résultats de la segmentation de l'image synthétique (2) en 4, 5, 6, 7, 8 et 9 classes	46

Figure III.13 : Résultats de la segmentation de l'image satellitaire en 4, 5, 6, 7, 8 et 9 classes.	
Figure III.14 : Résultats de la segmentation de l'image synthétique (2) en 5 classes avec différentes valeurs de ε	
Figure III.15 : Résultats de la segmentation de l'image satellitaire en 5 classes avec différentes valeurs de ε	
Figure III.16 : Résultats de la segmentation de l'image satellitaire en 5 classes avec différentes valeurs de m	49
Chapitre IV :	
Figure IV.1 : Schéma général de conception	54
Figure IV.2: Résultat de segmentation de l'image satellitaire (1) : (a) image originale, (b) image segmentée par FCM, (c) la région d'intérêt, (d) la courbe de la fonction objectif	57
Figure IV.3 : Résultat de segmentation de l'image satellitaire (2) : (a) image originale, (b) image segmentée par FCM, (c) la région d'intérêt, (d) la courbe de la fonction objectif	58
Figure IV.4 : Résultat de segmentation de l'image satellitaire (3) : (a) image originale, (b) image segmentée par FCM, (c) la région d'intérêt, (d) la courbe de la fonction objectif	59
Figure IV.5: Résultat de segmentation de l'image satellitaire (4) : (a) image originale, (b) image segmentée par FCM, (c) la région d'intérêt, (d) la courbe de la fonction objectif	60

LISTE DES TABLEAUX

Chapitre I :	Page
Tableau I.1- Résolutions spatiale et spectrale du satellite IKONOS	15
Tableau I.2- Résolutions spatiale et spectrale du satellite LANDSAT-7.	16
Tableau I.3 - Résolutions spatiale et spectrale du satellite SPOT-5	17
Tableau I.4 - Résolutions spatiale et spectrale du satellite Sentinel-2	17
Chapitre III :	
Tableau.III.1 - PSNR pour le résultat de la segmentation de l'image synthétique (1) avec et sans flou	45
Tableau.III.2 - PSNR pour le résultat de la segmentation de l'image synthétique (2) avec et sans flou	46
Chapitre IV :	
Tableau. IV.1 - L'erreur de classification, la sensibilité et la précision pour le résultat de la segmentation de l'image de l'image satellitaire (1)	58
Tableau. IV.2 - L'erreur de classification, la sensibilité et la précision pour le résultat de la segmentation de l'image de l'image satellitaire (2)	59
Tableau. IV.3- L'erreur de classification, la sensibilité et la précision pour le résultat de la segmentation de l'image de l'image satellitaire (3)	60
Tableau. IV.4 - L'erreur de classification, la sensibilité et la précision pour le résultat de la segmentation de l'image de l'image satellitaire (4)	61

ABREVIATION

MNT	Modèle numérique de terrain
FAS	Filtre alternés séquentiels
LBG	Linde-Buzo-Gray
ART	Adaptive Resonance theory
ROI	Region of Interest, ou région d'intérêt
FCM	Fuzzy C-Means
PSNR	Peak Signal to Noise Ratio
EQM	Erreur quadratique moyenne
NWDI	Normalized Water Différence Index
CE	La classification erreur
PPV	Positive predictive value
R	Recall
NCE	Normalized Cumulative Error
PCE	Percentage Correctly Estimated
V_{oil}	Nombre de pixels reflétant la vérité-terrain
TP	True positive
FP	False positive
FN	False negative

La télédétection est de plus en plus utilisée à l'observation de la Terre au service de l'environnement et du développement durable. Elle se base sur l'analyse numérique pour le traitement des images où l'intelligence artificiel (IA) est l'outil principal. Les classes temporelles d'images satellitaires représentent de nos jours une source d'information importante pour le suivi de la surface terrestre à différentes échelles, elles deviennent ainsi une voie d'investigation très pertinente. Ces images permettent de renseigner sur les indicateurs environnementaux, l'étude des phénomènes dynamiques, le suivi et l'interprétation des phénomènes évolutifs tels que : le changement climatique, crises et catastrophes naturelles pour aboutir à des opérations à mener, par exemple sur les problèmes de déforestation et de suivi des ressources hydriques (nappes d'eau).

Une base de données d'images de nappes d'eau prises par le satellite Sentinel-2 API. Chaque image est accompagnée d'un masque noir et blanc où le blanc représente l'eau et le noir représente le reste de l'image. Les masques ont été générés en calculant le NWDI (Normalized Water Difference Index) qui est dérivé des bandes 8 et 3 du satellite et fréquemment utilisé pour détecter et mesurer la végétation dans les images satellites, mais un seuil plus élevé a été utilisé pour détecter les nappes d'eau.

La finalité du sujet proposé est de s'intéresser, dans un premier temps, à l'extraction d'information à partir d'image satellite et de proposer par la suite un outil d'analyse de texture, soit par un développement spécifique et/ou par l'utilisation de logiciel existant. Le but était de proposer, à partir de cet outil, d'analyser les différents types de zones de l'occupation des sols. Notre projet s'inscrit dans ce but : L'image est prétraitée en utilisant un algorithme impliquant une amélioration de la qualité de l'image. Ensuite, proposer une procédure de segmentation, dont le formalisme s'appuie sur la théorie des Fuzzy C-Means pour la détection de région d'intérêt (nappe d'eau) en utilisant le logiciel Matlab.

Mots Clés : Images satellitaire, nappes d'eau, prétraitement, segmentation, détection, Fuzzy C-Means.

ABSTRACT

Remote sensing is increasingly being used for earth observation in the service of the environment and sustainable development. It is based on numerical analysis of image processing where artificial intelligence (AI) is the main tool. The temporal classes of satellite images today represent an important source of information for the monitoring of the earth's surface at different scales, and thus become a very relevant line of investigation. These images provide information on environmental indicators, the study of dynamic phenomena, the monitoring and interpretation of evolutionary phenomena such as: climate change, crises and natural disasters leading to operations to be carried out, for example, on the problems of deforestation and monitoring water resources (water body).

A collection of water body images captured by the Sentinel-2 Satellite. Each image comes with a black and white mask where white represents water and black represents something else but water. The masks were generated by calculating the NWDI (Normalized Water Difference Index) which is frequently used to detect and measure vegetation in satellite images, but a greater threshold was used to detect water body.

The purpose of the proposed topic is to initially focus on extracting information from satellite images and then to propose a texture analysis tool, either through specific development and/or through the use of existing software. The aim was to use this tool to analyse the different types of land use zones. Our project aims to achieve this: The image is pre-processed using an algorithm involving an improvement in the image quality. Next, propose a segmentation procedure, the formalism of which is based on the theory of Fuzzy C-MEANS for the detection of region of interest (water body) using Matlab software.

Keywords: Satellite images, water body, pre-processing, segmentation, detection, Fuzzy C-MEANS.

يتزايد استخدام الاستشعار عن بعد في رصد الأرض في خدمة البيئة والتنمية المستدامة. يعتمد على التحليل العددي لمعالجة الصور حيث يكون الذكاء الاصطناعي هو الاداة الرئيسية تمثل الفئات الزمنية للصور الستيليتية اليوم مصدر مهم للمعلومات لرصد سطح الارض على نطاقات مختلفة وبالتالي تصبح خط بحث وثيق الصلة. وتوفر هذه الصور معلومات عن المؤشرات البيئية، ودراسة الظواهر الديناميكية ورصد وتفسير الظواهر المتطورة مثل تغيير المناخ والازمات والكوارث الطبيعية التي تؤدي الى تعين عمليات الاطلاع بها. على سبيل المثال مشاكل ازالة الغابات ورصد الموارد المائية (المسطحات المائية).

قاعدة بيانات صور مسطحات المائية التي التقطها الستيليت كل صورة مصحوبة بقناع ابيض واسود حيث يمثل الابيض الماء والاسود بقية الصورة، يتم انشاء الاقنعة عن طريق حساب المؤشر الطبيعي في المياه المشتق من نطاقي الستيليتية 8 و3 ويستخدم كثيرا لكشف وقياس الغطاء النباتي في صور ستيليت ولكن تم استخدام عتبة اعلى لكشف عن المسطحات المائية.

الغرض من الموضوع المقترح هو التركيز في البداية على استخدام المعلومات من الصور الستيليتية ثم اقتراح اداة لتحليل النسيج اما من خلال تطوير محدد و/أو من خلال استخدام البرمجيات الموجودة وكان الهدف هو استخدام هذه الاداة لتحليل مختلف انواع المناطق الاستخدام الارضي يهدف مشروعنا الى تحقيق ذلك تتم معالجة الصورة مسبقا باستخدام خوارزمية تتضمن تحسين جودة الصورة بعد ذلك اقتراح اجراء تجزئة تستند شكلياته الى نظرية للكشف عن المناطق التي هي محل الاهتمام (المسطحات المائية) باستخدام برنامج المطلاب .

الكلمات المفتاحية: صور الأقمار الصناعية، جداول المياه، المعالجة المسبقة، التجزئة، الكشف.

TABLE DES MATIERES

Liste des figures	A
Liste des tableaux	D
Abréviation	E
Résumé	F
Abstract	G
Résumé en arabe	H

INTRODUCTION GENERALE	01
------------------------------	----

CHAPITRE I : L'ÉTAT DE L'ART SUR LA TÉLÉDÉTECTION

I.1.Introduction	05
I.2.Processus de la télédétection	05
I.3.Type de la télédétection	06
I.3.1. Télédétection passive A	06
I.3.2. Télédétection active B	06
I.4. Les phénomènes physiques de la télédétection	07
I.4.1. Le rayonnement électromagnétique	07
I.4.2. Le spectre électromagnétique	08
I.5.Les éléments de télédétection	09
I.5.1. Les satellites	09
I.5.2. Les avions	09
I.6. Phases de la télédétection	10
I.6.1. Acquisition des éclairages	10
I.6.2. Transmission	10
I.6.3. Traitement	11
I.6.3.1. Correction atmosphérique	11
I.6.3.2. Correction géométrique	12
I.7. Résolution	14
I.7.1. Résolution spatiale	14
I.7.2. Résolution spectrale	14
I.7.3. Résolution radiométrique	14

I.7.4. Résolution temporelle	14
I.8. Les différents systèmes de la télédétection	15
I.8.1. IKONOS	15
I.8.2. LANDSAT	16
I.8.3. SPOT	16
I.8.4. Sentinel-2	17
I.9. Les domaines d'application de la télédétection	18
I.10. Les images satellitaires	18
I.10.1. Projection cartographique	19
I.10.2. Image de base	19
I.10.3. Images Standard	29
I.10. 4. Image ortho-rectifiée	20
I.10. 5. Détection des images satellitaires	20
I.11. Conclusion	20

CHAPITRE II : TRAITEMENT DES IMAGES SATILLITAIRES

II.1. Introduction	21
II.2. Les images satellitaires	21
II.2.1. Définition	21
II.2.2. Résolution	21
II.2.3. Histogramme	22
II.3. Traitement des images satellitaires	22
II.3.1. Acquisition de l'image	23
II.3.2. Prétraitement des images satellitaires	23
II.3.2.1. Modification d'histogrammes par une égalisation adaptative	24
II.3.2.2. Réduction du bruit	24
II.3.2.2.1. Filtre médian	25
II.3.2.3. Amélioration de contraste	25
II.3.2.3.1. L'ouverture morphologique classique	25
II.3.2.3.2. Filtre alternés séquentiels (FAS)	25
II.3.3. Segmentation	26
II.3.3.1. Principe de la segmentation	26
II.3.3.2. Quelques méthodes de segmentation	28
II.3.3.2.1. Le seuillage	28

II.3.3.2.2. La croissance de régions	29
II.3.3.2.3. La coalescence	29
II.3.3.2.4. L'analyse factorielle discriminante	30
II.3.3.2.5. Les réseaux de neurones artificiels	30
II.3.3.2.6. Les modèles déformables	31
II.3.3.2.7. Le Template	31
II.3.3.2.8. Autres méthodes	31
II.3.4. Extraction du ROI	32
II.4. Conclusion	32

CHAPITRE III : LA LOGIQUE FLOUE & LA METHODE FUZZY C_MEANS

III.1. Introduction	33
III.2. La logique floue	33
III.2.1. Les ensembles flous	33
III.2.1.1. Le support	34
III.2.1.2. Le noyau	34
III.2.1.3. La hauteur	35
III.2.1.4. Fonctions d'appartenance	35
III.2.1.5. Valeur d'appartenance	36
III.2.2. Les opérations sur les ensembles flous	37
III.2.3. Domaine d'application de la logique floue	38
III.3. La méthode C_Means	38
III.4. La méthode Fuzzy C_Means	39
III.4.1. Principe	39
III.4.2. Les étapes de l'algorithme	41
III.4.1. Les avantages, limitations de Fuzzy C_Means	41
III.4.1.1 Les avantages	41
III.4.1.2. Limitations	42
III.5. Critères d'évaluation	42
III.5.1. Le rapport signal sur bruit crête (PSNR)	42
III.6. Résultats sur les images tests	43
III.6.1. Présentation des résultats sur des images synthétiques bruitées	44

III.6.2. Influence de la valeur du nombre de classes C sur la segmentation d'image	46
III.6.3. Influence de la valeur du seuil de convergence ε	47
III.6.4. Influence de la valeur du facteur flou m	49
III.7. Conclusion	50

CHAPITRE IV : MISE EN ŒUVRE DE DETECTION

IV.1. Introduction	51
IV.2. Environnement de développement	51
IV.2.1. Outil de développement : MATLAB R2018b	52
IV.2.1.1. Définition	52
IV.2.3. Bases de données	52
IV.3. Algorithme de FCM	52
IV.4. Conception du système de détection	53
IV.4.1. Objectif	53
IV.4.2. Schéma général de conception	54
IV.5. Critère d'évaluation des résultats de segmentation	55
IV.5.1. Evaluation de la robustesse	55
IV.5.2. Evaluation de la précision	55
IV.6. Résultats expérimentaux	56
IV.6.1. Présentation des résultats	56
IV.6.2. Analyse et discussion	57
IV.7. Conclusion	61

CHAPITRE V : CONCLUSION GENERALE

V.1. Récapitulatif	62
V.2. Perspectives	63

BIBLIOGRAPHIE	63
----------------------	----

INTRODUCTION GENERALE

Depuis toujours, l'homme cherche à se situer dans l'espace, à connaître et à comprendre l'univers qui l'entoure, à explorer le territoire qui s'offre à lui. Il cartographiait toute la surface du globe, mais ce n'était pas assez. Les dernières avancées technologiques lui ont permis d'envoyer des outils dans l'espace et ainsi d'obtenir des images satellites de la Terre et de l'univers. Les changements à la surface de la terre résultent de catastrophes, de la déforestation, de l'urbanisation, etc.

L'évolution de la technologie de télédétection en particulier au système satellitaire et la multiplication des capteurs à très haute résolution (spatiale ou spectrale) est une véritable opportunité pour l'identification des objets géographiques. Un de leurs intérêts est de permettre la fabrication de cartes ou de spatiocartes (images satellite sur lesquelles de l'information géographique est superposée). Ces images seront exploiter dans différents traitement tels que la classification, la segmentation, la reconnaissance des scènes, la détection des contours,...etc.

La segmentation et la classification des images satellitaires constituent une tâche importante pour de nombreuses applications de télédétection en termes d'utilisation des terres, suivi de certaines activités humaines ; surveillance des catastrophes naturelles ; détection de zones résidentielles....En effet ; l'image satellitaire est riche et diversifiée dans le contenu, les méthodes qui s'attachent à son traitement récupèrent ses caractéristiques texturale. Par conséquent, la performance des caractéristiques à sélectionner jouent un rôle important.

Les connaissances sur les ressources hydriques constituent un enjeu majeur pour le développement économique. Lorsque cette connaissance est nécessaire sur de grands territoires, les mesures ponctuelles, même si elles sont très précises, ne peuvent conduire à la vision synoptique dont les scientifiques, les gestionnaires et les aménageurs ont besoin. Ainsi, la demande sociale de plus en plus forte impose d'élucider les grandes questions qui se posent aux chercheurs qu'aux gestionnaires afin de mieux connaître les mécanismes conditionnant la disponibilité et la répartition de cette ressource. En particulier, la nature des échanges entre bassins versants et atmosphère ainsi que les caractéristiques spatiales et temporelles des flux d'eau en surface et en profondeur sont encore insuffisamment connues.

La détection des nappes d'eau en traitement d'images est un ensemble de problèmes regroupant des domaines aussi variés de la télédétection. Ce traitement a fait l'objet d'un projet important de recherche et de nombreuses approches méthodologiques ont été introduites afin de tenter de résoudre ce problème.

L'objectif de ce mémoire est de présenter un système de segmentation d'images en utilisant la logique floue. L'algorithme des C-moyens flous (Fuzzy C-Means) est un algorithme de classification floue fondé sur l'optimisation d'un critère quadratique de classification où chaque classe est représentée par son centre de gravité. L'algorithme nécessite de connaître le nombre de classes au préalable et génère les classes par un processus itératif en minimisant une fonction objectif. Ainsi, il permet d'obtenir une partition floue de l'image en donnant à chaque pixel un degré d'appartenance à une région donnée.

Ce manuscrit est constitué de quatre chapitres organisés comme suit :

- Le premier chapitre est introductif et présente une suite de définitions qui permettront de mieux appréhender le sujet des images satellitaires. Nous abordons sur l'opération de la télédétection et quelques notions de base de traitement des images satellitaires (différents types d'images, les caractéristiques,...).
- Nous introduisons au deuxième chapitre des méthodes de traitement des images satellitaires qui sont la morphologie mathématique, comme outil d'amélioration de l'image. une présentation de différents modèles de segmentation qui ont suscité de nombreux travaux dans ce domaine au cours de ces dernières années.
- Les problèmes de segmentation d'image et l'apprentissage non supervisé des paramètres pour les Fuzzy C-Means sont l'objectif du troisième chapitre. ce chapitre est constitué de deux parties : La première partie introduit les notions de la logique floue et les ensembles flous. Dans la seconde partie, nous présentons le principe de l'algorithme de base FCM. Dans ce dernier, nos différents algorithmes seront testés sur des problèmes de segmentation non supervisée d'images synthétiques et pour évaluer nos résultats de segmentation, nous proposons d'exploiter un critère d'évaluation : le rapport signal sur bruit crête (PSNR).
- Au sein du quatrième chapitre, nous expérimentons les Fuzzy C-Means que nous avons étudiés aux chapitres précédents sur des données réelles (d'images satellitaires) et le concept

de seuillage qui sera utilisé avec des règles de décision formulé comme outil d'extraction ROI. Puisque la vérité terrain est disponible pour ces images pour évaluer nos résultats de segmentation, nous offrons d'exploiter différentes mesures pour évaluer l'exactitude, la précision, la sensibilité et la reproductibilité de la méthodologie.

Ce manuscrit s'achève par un récapitulatif des résultats obtenus avec Fuzzy C-Means et par l'évocation de quelques perspectives et extensions possibles de nos travaux que nous envisageons dans l'avenir.

L'ÉTAT DE L'ART SUR LA TÉLÉDÉTECTION

Une nouvelle technique d'imagerie satellitaire appelée télédétection est de plus en plus utilisée dans l'observation de la Terre pour l'environnement et le développement durable. La catégorie temporelle de l'imagerie satellitaire représente aujourd'hui une importante source d'information pour le suivi de la surface de la terre à différentes échelles.

En tant que tels, ils deviennent des pistes d'enquête très pertinentes. Ces images renseignent sur les indicateurs environnementaux, l'étude des phénomènes dynamiques, le suivi et l'interprétation des phénomènes évolutifs tels que : le changement climatique, les crises et les catastrophes naturelles, conduisant à des actions à mener, comme les problématiques de déforestation et de suivi des ressources en eau.

Dans ce chapitre on abordera la notion de télédétection, en le définissant et en citant ses composants, processus de la télédétection, capteurs et caractéristiques, les phénomènes physiques de la télédétection, les images avec leurs résolutions et les différentes corrections apportées à ces images, puis nous citerons les phases de la télédétection.

I.1. Introduction

La télédétection (Remote Sensing) est un outil incontournable pour acquérir des images à partir de satellites d'observation de la Terre pour une variété d'applications souhaitées. Le terme de télédétection a été introduit officiellement dans la langue française en 1973 et sa définition officielle est la suivante : « Ensemble des connaissances et techniques utilisées pour déterminer des caractéristiques physiques et biologiques d'objets par des mesures effectuées à distance, sans contact matériel avec ceux-ci ». [1]

I.2. Processus de la télédétection

Les éléments qui composent un système de télédétection typique sont illustrés à la Figure I.1.

- La première exigence suppose la disponibilité d'une source d'énergie pour alimenter l'objet d'intérêt (terre cultivée, forêt, océan, ville, etc.). La source la plus courante de cette énergie est le soleil lui-même (A).
- Le rayonnement solaire traverse et interagit avec l'atmosphère sur son chemin vers la Terre (B).
- Le système terrestre est un ensemble d'objets constituant des différents phénomènes physiques. Le rayonnement réfléchi est en fonction des propriétés des objets, ce qui permet de les distinguer (C).
- Les capteurs du satellite collectent et enregistrent le rayonnement réfléchi par la surface et l'atmosphère elle-même (D).
- L'énergie captée par le senseur (capteur) est transmise à une station de réception et de traitement dans lequel les données fournies sont converties en images digitales (E).
- L'image traitée est visuelle et numériquement interprétée afin d'en sortir des informations sur les objets qui ont été illuminés (F).
- La dernière étape du processus de la Télédétection consiste à assimiler et à appliquer l'information extraite de l'image et la caractérisation des procédures d'évaluation de la zone d'étude, afin d'accroître les connaissances sur les mêmes et à supporter une meilleure planification et administration (G). [2]

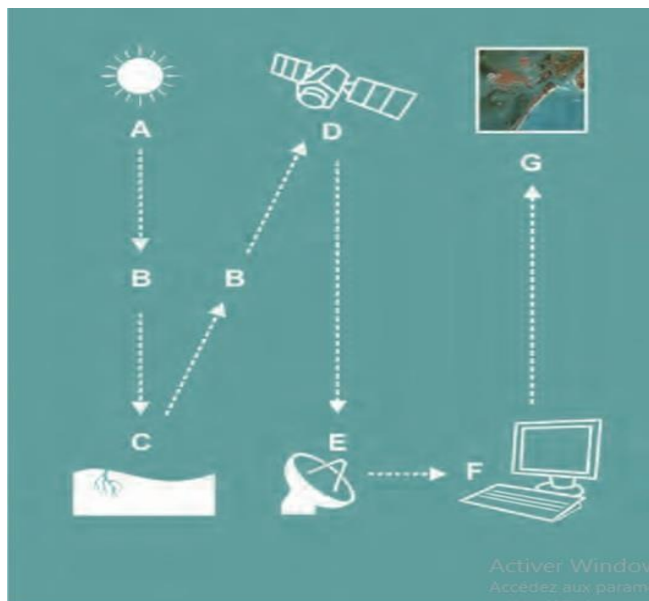


Figure I.1- Processus de la télédétection

I.3. Type de la télédétection

En fonction du type de capteur utilisé, on parle de télédétection passive ou de télédétection active. [3] [4]

I.3.1. Télédétection passive A

Le radiomètre (l'instrument de mesure) embarqué sur l'avion ou sur le satellite capte le rayonnement réfléchi par la surface de la Terre, lorsque le Soleil éclaire la Terre. Le Soleil est la source d'énergie. Il n'est donc pas possible de réaliser des observations la nuit ou quand des nuages masquent le sol. L'observation des régions tropicales n'est pas toujours facile en raison de la couverture nuageuse. Les régions polaires en période hivernale avec peu d'éclairement ne sont pas facilement observables.

I.3.2. Télédétection active B

Le capteur embarqué à bord de l'avion ou du satellite produit sa propre énergie pour illuminer la cible : il dégage un rayonnement électromagnétique qui est dirigé vers la cible. Le rayonnement réfléchi par la cible est alors perçu et mesuré par le capteur. On utilise des radars ou des lasers comme source d'énergie. Ces rayonnements passent à travers la couverture nuageuse et il est donc possible d'obtenir des images quelles que soient les conditions météorologiques et de jour comme de nuit.

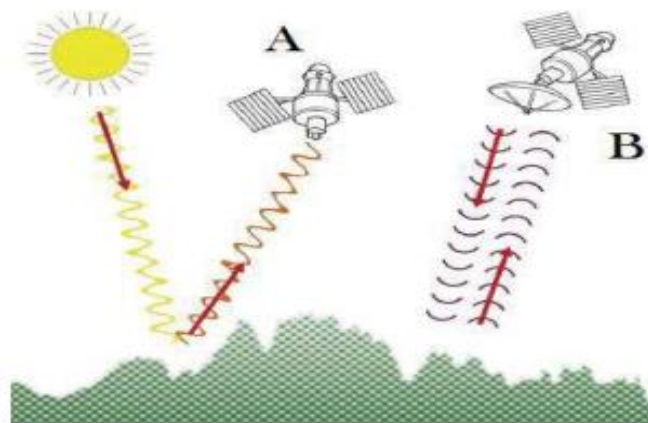


Figure I.2- Télédétection passive et Active

I.4. Les phénomènes physiques de la télédétection

I.4.1. Le rayonnement électromagnétique

Le rayonnement électromagnétique est une forme de propagation de l'énergie dans la nature, dont la forme qui nous est la plus familière est la lumière visible telle que l'aperçoit l'œil humain. Selon la théorie corpusculaire de la lumière, le rayonnement électromagnétique peut être considéré comme étant un flux de particules élémentaires appelés photons. Selon la théorie ondulatoire, le rayonnement électromagnétique est composé de deux vecteurs champ électrique et magnétique perpendiculaires et se déplaçant à la vitesse de la lumière (dans le vide $c = 3 \cdot 10^8 \text{ ms}^{-1}$) (Figure I.3). Deux propriétés principales caractérisent une onde électromagnétique : sa longueur et sa fréquence. La longueur d'onde est la distance entre deux points homologues (deux crêtes ou deux creux) qu'on note λ (m). La fréquence est le nombre d'oscillations par unité de temps qu'on note ν (nombre oscillations /s ou Hertz (Hz)).

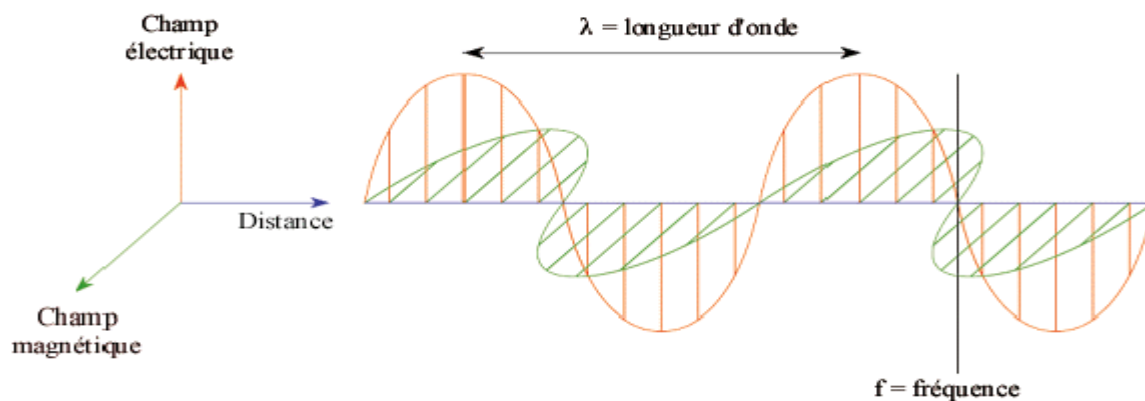


Figure I.3- Rayon électromagnétique

I.4.2. Le spectre électromagnétique

Un spectre électromagnétique est la décomposition d'un rayonnement électromagnétique en fonction de sa longueur d'onde, ou, de manière équivalente, de sa fréquence. L'œil humain peut être considéré comme un capteur à longue portée qui détecte la lumière réfléchie par les objets environnants. Cependant, l'œil humain ne peut traiter qu'une petite partie du spectre électromagnétique, la partie "visible". La lumière visible n'est qu'une des nombreuses formes de rayonnement électromagnétique. Les ondes radio, la chaleur, la lumière ultraviolette et les rayons X sont d'autres modalités très courantes. En télédétection, les ondes électromagnétiques sont généralement caractérisées en termes de longueur d'onde en micromètres (μm , 10^{-6} m) ou en nanomètres (nm, 10^{-9} m), selon leur position dans le spectre électromagnétique. Les capteurs de télédétection à bord des satellites sont capables de détecter et d'enregistrer le rayonnement invisible surtout le spectre électromagnétique, de la lumière ultraviolette aux micro-ondes. [5]

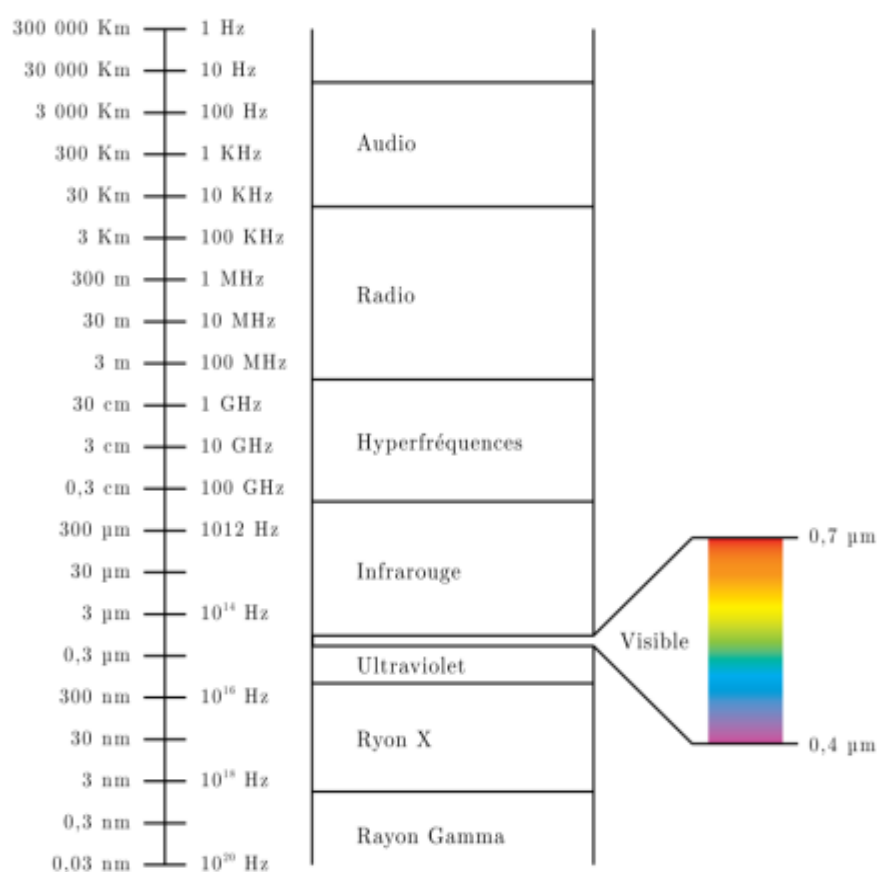


Figure I.4- Spectre électromagnétique [6].

La partie du spectre utilisée dans la télédétection s'étend de l'ultraviolet aux hyperfréquences.

I.5. Les éléments de télédétection

I.5.1. Les satellites

Aujourd'hui, les satellites sont des plateformes utilisées communément en télédétection, ils véhiculent des capteurs extrêmement variés, et souvent spécialisés dans l'observation de la météo, des paysages ou catastrophes naturelles, de la végétation, etc. Un satellite est un appareil issu de l'activité de l'homme et mis en orbite par lui. Ces termes désignent donc un objet humain envoyé dans l'espace et animé d'un mouvement périodique autour d'un corps de masse prépondérante, ce mouvement étant principalement déterminé par le champ de gravité de ce dernier et les lois de Kepler.

I.5.2. Les avions

L'avion est une machine volante (ou aéronef) avec des ailes et un moteur. Pour que les avions d'étude puissent voler, les conditions météo doivent être suffisamment bonnes, de manière à ce qu'il soit possible de prendre de nombreuses photographies, les photos prises par les capteurs embarqués sur ces avions sont par conséquent généralement assez claires (peu de nuages). Cela étant, les vols de ces avions sont réduits pendant quelque moment (durant la nuit ou par temps de brouillard ou de pluie, alors qu'il est possible que des images soient nécessaires à ces moments).

Les figures suivantes montrent la qualité d'images prise par un avion et un satellite [6].



Figure I.5- a) Image prise par un avion. b) Image satellitaire.

I.6. Phases de la télédétection

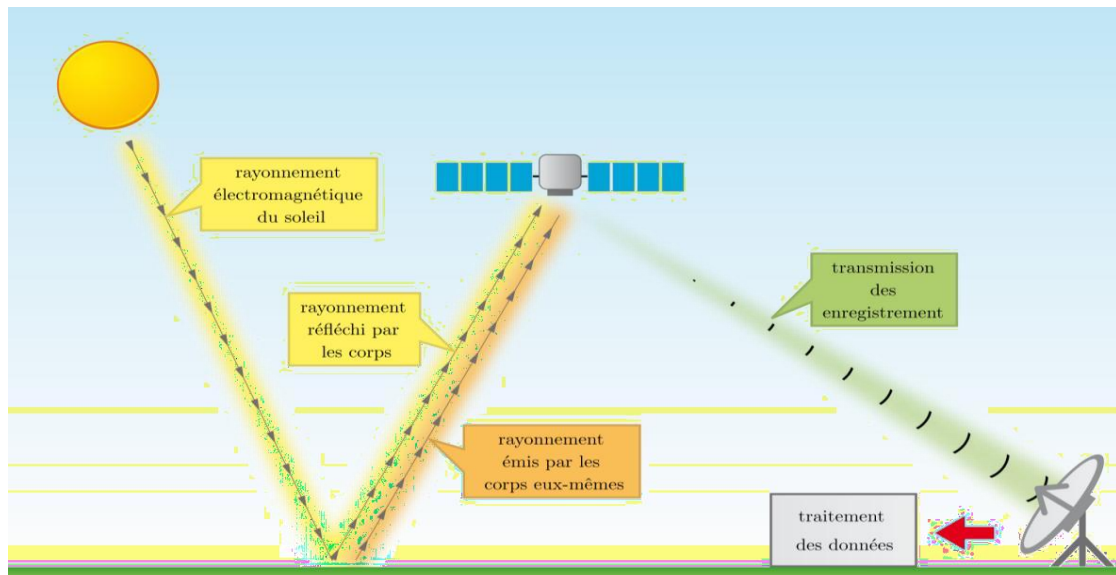


Figure I.6- Différentes phases de la télédétection.

I.6.1. Acquisition des éclairages

L'hors de cette phase on fait souvent appel à des instruments tels que les capteurs, les appareils photographiques, lasers, radars, sismographes ou gravimètres. Le soleil émet de l'énergie sous la forme d'un rayonnement électromagnétique. Ce dernier est réfléchi par les corps qui composent la surface de la Terre. Or, selon leur nature ou leur état temporaire, tous les corps n'émettent et ne réfléchissent pas des rayons de même longueur d'onde. De ce fait, il est possible, en mesurant le rayonnement de la surface du globe, de faire apparaître les phénomènes difficilement détectables au sol, ou de décrire rapidement de grandes surfaces de terrain.

Une fois l'énergie réfléchi ou émise par la cible, elle peut être perçue de façon photographique ou de façon signal.

I.6.2. Transmission

Les données acquises par un satellite doivent être transmises électroniquement à une station de réception sur Terre, car le satellite demeure en orbite pour plusieurs années.

Les méthodes de transmission développées pour les satellites peuvent aussi être utilisées dans le cas d'un avion s'il y a un besoin urgent des données au sol.

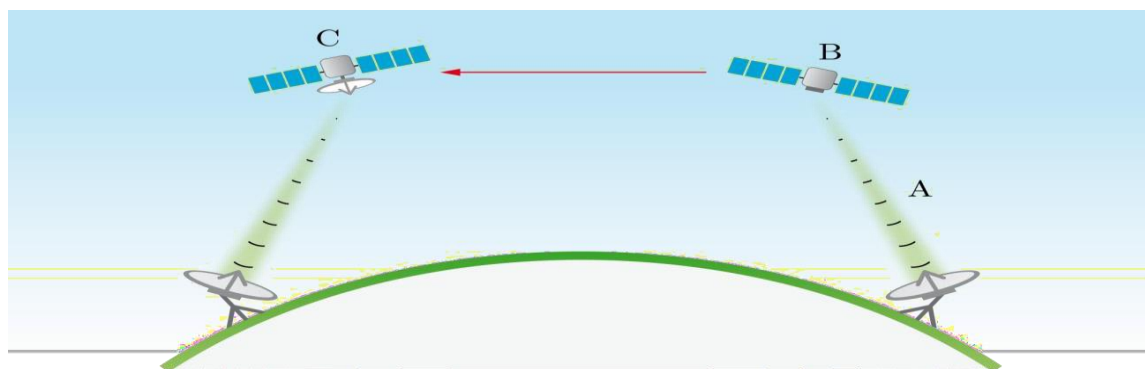


Figure I.7- Deux types de transmission des données.

- A. Les données peuvent être transmises directement à une station de réception sur Terre, si le satellite se situe dans le cercle de réception de la station.
- B. Si le satellite n'est pas dans le cercle de réception d'une station, les données peuvent être stockées par un enregistreur à bord du satellite.
- C. Les données peuvent être aussi retransmises à la station de réception par des satellites de communication qui sont en orbite géostationnaire autour de la Terre. Les données sont transmises de satellite à satellite jusqu'à ce qu'on puisse les retransmettre à la station.

I.6.3. Traitement

Les données brutes parviennent à la station de réception sous forme numérique. Elles sont alors traitées pour corriger les distorsions atmosphériques et géométriques lorsque c'est nécessaire. Elles sont ensuite converties dans un format standard et sauvegardé. La plupart des stations de réception et de traitement conservent aussi en archives les données qu'elles acquièrent. Les agences gouvernementales et les entreprises privées prennent en charge des archives de leurs capteurs respectifs.

I.6.3.1. Correction atmosphérique

Le rayonnement doit d'abord traverser une certaine distance dans l'atmosphère avant d'être détecté par les capteurs d'observation de la Terre. L'atmosphère transmet, absorbe et diffuse l'énergie électromagnétique.

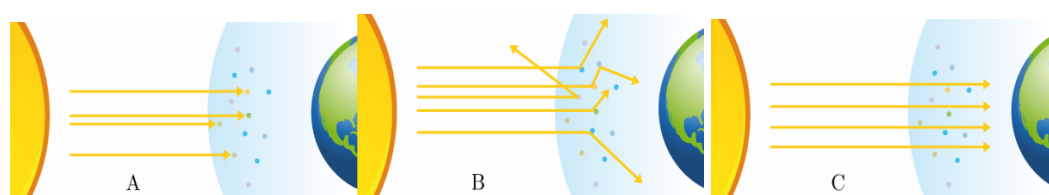


Figure I.8- (A) absorption, (B) diffusion, (C) transmission.

L'absorption et la diffusion atmosphériques réduisent, dans les deux sens, l'énergie transmise du soleil vers la cible et de la cible vers les capteurs. L'absorption atmosphérique représente la perte d'énergie au profit des constituants de l'atmosphère. La diffusion atmosphérique est la dispersion aléatoire de l'énergie électromagnétique par les particules suspendues dans l'atmosphère ou par de grandes molécules des gaz atmosphériques. C'est la diffusion atmosphérique qui fait paraître le ciel bleu pendant la journée plutôt que noir, car la diffusion des courtes longueurs d'onde de la bande bleue du rayonnement solaire est plus importante que pour les plus grandes longueurs d'onde telles que les bandes verte et rouge.

Non seulement la diffusion disperse une partie du rayonnement en dehors de la direction de propagation, elle disperse également l'énergie en dehors du champ de visée du capteur. Puisque les sources de ce rayonnement ne proviennent pas de la cible, elles agissent comme un masque de brillance uniforme.

Les images numériques peuvent être corrigées pour les effets atmosphériques en appliquant des algorithmes basés sur des modèles mathématiques des processus atmosphériques et en sélectionnant des cibles dans la scène qui ont des caractéristiques de réflectance connues, telles qu'une surface d'eau claire ou une végétation dense, pour étalonner les corrections.

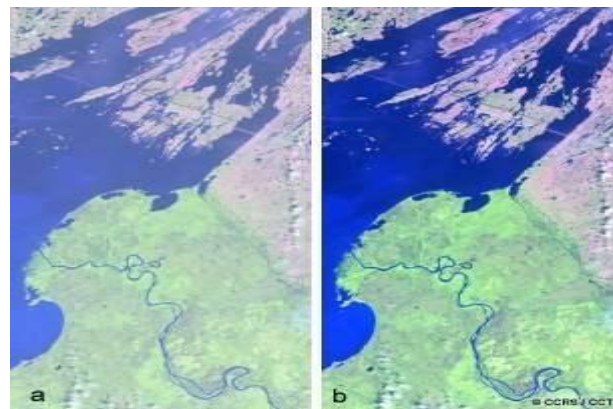


Figure I.9- Image satellitaire numérique avant (a) et après (b) l'application des corrections atmosphériques.

I.6.3.2. Correction géométrique

Toutes les images obtenues par télédétection affichent, au départ, une ou plusieurs formes de distorsion géométrique. Les formes de distorsion géométrique dont peut souffrir une image dépendent de la façon dont les données ont été acquises. Les images provenant d'un système à balayage perpendiculaire à la trajectoire sont disposés aux déplacements du relief,

au fur et à mesure que le balayage s'effectue perpendiculairement à la trajectoire. Le sommet et le côté des objets détectés semblent s'allonger en s'éloignant.

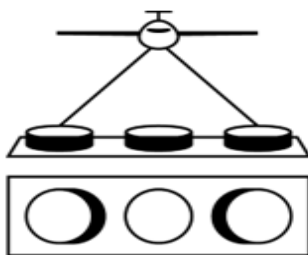


Figure I.10- Distorsion géométrique.

La correction des distorsions géométrique consiste à modifier l'image de telle sorte que le centre de prise de vue soit à la verticale de chaque point de l'image, l'image obtenue est appelée ortho-image.

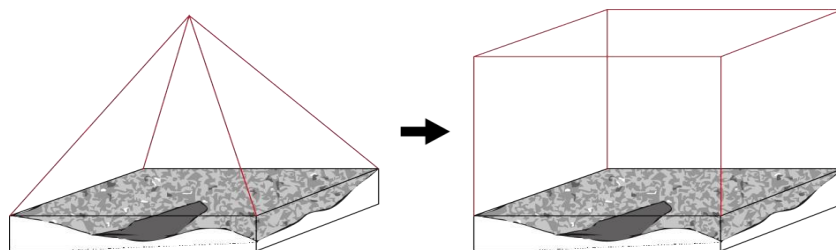


Figure I.11- Transformation d'une image en ortho-image.

Cette ortho-image comporte des zones non renseigné due au déplacement des objets vers leur vraie position, ces zones seront remplies en utilisant l'information provenant d'autres images.

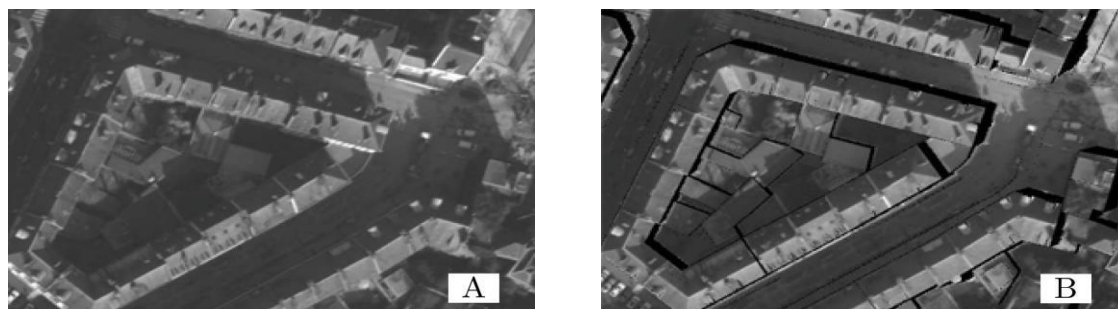


Figure I. 12- (A) image, (B) image corrigé (ortho-image).

Pour plusieurs capteurs, il est possible de fournir rapidement des images aux clients qui en ont un urgent besoin. Des systèmes de traitement en temps réel permettent de produire des images à faible résolution (sur papier ou numérique) au cours des quelques heures suivant l'acquisition. Les images à faible résolution "quick-look" sont utilisées pour vérifier les images archivées avant de les approuver. Bien que la qualité spatiale et radiométrique de ce type de produits soit inférieure à l'image désirée [8].

I.7. Résolution

I.7.1. Résolution spatiale

Pour certains instruments de télédétection, la distance entre la cible observée et la plateforme joue un rôle important puisqu'elle détermine la grandeur de la région observée et le détail qu'il sera possible d'obtenir. Un capteur placé sur une plateforme éloigné de la cible pourra observer une plus grande région, mais ne sera pas en mesure de fournir beaucoup de détails. Le détail qu'il est possible de discerner sur une image dépend de la résolution spatiale du capteur utilisé. La résolution spatiale est en fonction de la dimension du plus petit élément qu'il est possible de détecter.

Les images de télédétection sont composées d'une matrice d'éléments appelés pixels. Le pixel est le plus petit élément d'une image. Il est normalement carré et représente une partie de l'image. Une image à une résolution spatiale de 20 mètres veut dire que chaque pixel de l'image représente une superficie correspondant à 20 m sur 20 m au sol [9].

I.7.2. Résolution spectrale

La résolution spectrale est représentée par le nombre des différentes plages de longueur d'onde du spectre électromagnétique (canaux), chaque canal apporte sa propre information sur les objets observés [8].

I.7.3. Résolution radiométrique

La résolution radiométrique d'un système de télédétection décrit sa capacité de reconnaître de petites différences dans l'énergie électromagnétique. Plus la résolution radiométrique d'un capteur est fine, plus le capteur est sensible à de petites différences dans l'intensité de l'énergie reçue. La gamme de longueur d'onde à l'intérieur de laquelle un capteur est sensible se nomme plage dynamique [8].

I.7.4. Résolution temporelle

En plus de la résolution spatiale, spectrale et radiométrique, l'autre concept important en télédétection est celui de la résolution temporelle. Il faut quelques jours à un tel satellite pour qu'il puisse observer de nouveau exactement la même scène à partir du même point dans l'espace. La résolution temporelle absolue du système de télédétection est donc égale à cette période. Toutefois, certaines régions de la surface peuvent être observées plus fréquemment

puisque'il y a chevauchement entre les couloirs-couverts adjacents et que ces zones de chevauchement deviennent de plus en plus grandes en s'approchant des pôles. Certains satellites ont aussi la possibilité de pointer leurs capteurs en direction du même point pour différents passages du satellite. La résolution temporelle effective du satellite dépend donc d'une variété de facteurs dont la grandeur de la zone de chevauchement entre les couloirs-couverts adjacents, la capacité du satellite de ses capteurs et également la latitude [8].

I.8. Les différents systèmes de la télédétection

I.8.1. IKONOS

Le satellite commercial IKONOS est commandé par la compagnie GeoEye établie en Virginie aux États-Unis. Il fut mis en service en 1999. Par la suite, le satellite OrbView-3 fut lancé en 2003. Par contre, à la suite d'une défaillance du système de caméras, ce satellite cessa d'acquérir de nouvelles images en 2007 selon SpaceToday.net (2007). Le satellite GeoEye-1 (anciennement OrbView-5) fut mis en orbite en septembre 2008.

Le satellite IKONOS a une résolution spatiale de 1 m en panchromatique et 4 m en multispectral. Les bandes multispectrales captées sont le bleu, le vert, le rouge et le proche infrarouge. Le temps de revisite est de trois à cinq jours. GeoEye offre différents produits d'imagerie provenant d'IKONOS comme les images orthorectifiées et les images stéréoscopiques. [8]

Tableau I.1- Résolutions spatiale et spectrale du satellite IKONOS.

Mode	Canal	Bande spectrale	Résolution Spatiale
Panchromatiquee	PAN	0,45 - 0,90 μm (vis et proche infrarouge)	1 m
Multispectral	1	0,45 - 0,53 μm (bleu)	4 m
	2	0,52 - 0,61 μm (vert)	4 m
	3	0,64 - 0,72 μm (rouge)	4 m
	4	0,77 - 0,88 μm (proche infrarouge)	4 m

I.8.2. LANDSAT

Le programme LANDSAT est une série de satellites, développée par la NASA et gérée par l'institut des études géologique des Etats-Unis (USGS), pour l'observation de la Terre. Le premier satellite LANDSAT-1 a été lancé le 23 juillet 1972, par la suite, une série de satellites a été mise en œuvre jusqu'à la dernière version LANDSAT-7 lancée le 15 avril 1999. [8]

Tableau I.2- Résolutions spatiale et spectrale du satellite LANDSAT-7

Mode	Canal	Bande spectrale	Résolution Spatiale
Panchromatique	PAN	0,45 - 0,90 μm (vis et proche infrarouge)	15 m
Multispectral	1	0,45 - 0,52 μm (bleu)	28,5 m
	2	0,52 - 0,60 μm (vert)	28,5 m
	3	0,63 - 0,69 μm (rouge)	28,5 m
	4	0,76 - 0,90 μm (proche infrarouge)	28,5 m
	5	1,55 - 1,75 μm (moyen infrarouge)	28,5 m
	6	10,40 - 12,50 μm (infrarouge thermique)	28,5 m
	7	2,08 - 2,35 μm (moyen infrarouge)	28,5 m

I.8.3. SPOT

Le programme SPOT est une série de satellites, initié par la France en 1978, développée par la CNES (Centre national d'études spatiales) en collaboration avec la Belgique et la Suède. Le premier satellite SPOT-1 a été lancé le 22 février 1986, par la suite, une série de satellites a été mise en œuvre jusqu'à la dernière version SPOT-5 lancée le 03 mai 2002. [8]

Tableau I.3- Résolutions spatiale et spectrale du satellite SPOT-5.

Mode	Canal	Bande spectrale	Résolution Spatiale
Super-mode panchromatique	SM-PAN	(0,48 - 0,71 μm)	2,5 m
Panchromatique	PAN	(0,48 - 0,71 μm)	5 m
Multispectral	1	0,50 - 0,59 μm (vert)	10 m
	2	0,61 - 0,68 μm (rouge)	10 m
	3	0,78 - 0,89 μm (proche infrarouge)	10 m
	4	1,58 - 1,75 (moyen infrarouge)	20 m

I.8.4. Sentinel-2

Sentinel-2 est une série de satellites d'observation de la Terre de l'Agence spatiale européenne développée dans le cadre du programme Copernicus dont les deux premiers exemplaires ont été mis en orbite en 2015 et 2017. L'objectif du programme est de fournir aux pays européens des données complètes et actualisées leur permettant d'assurer le contrôle et la surveillance de l'environnement. Les satellites Sentinel-2 constituent une des composantes spatiales de ce programme qui comprend également notamment les Sentinel-1 (observation radar tout temps) et Sentinel-3. Ils doivent fournir l'imagerie optique haute résolution permettant l'observation des sols (utilisation des sols, végétation, zones côtières, fleuves, etc.) ainsi que le traitement des situations d'urgence (catastrophes naturelles...).[40]

Tableau I.4- Résolutions spatiale et spectrale du satellite Sentinel-2.

Bande	Résolution spatiale	Résolution spectrale
B1 - Coastal aerosol	60 m	0.43 - 0.45 μm
B2 - Blue	10 m	0.45 - 0.51 μm
B3 - Green	10 m	0.53 - 0.59 μm

B4 - Red	10 m	0.64 - 0.68 μm
B5 - Red Edge 1	20 m	0.69 - 0.71 μm
B6 - Red Edge 2	20 m	0.73 - 0.75 μm
B7 - Red Edge 3	20m	0.77 - 0.79 μm
B8 - NIR	10 m	0.78 - 0.86 μm
B8A - Narrow NIR	20 m	0.85 - 0.88 μm
B9 - SWIR - Cirrus	60 m	1.36 - 1.38 μm
B10 - SWIR 2	20 m	1.57 - 1.65 μm
B11 - SWIR 2	20 m	2.10 - 2.30 μm

I.9. Les domaines d'application de la télédétection

Le premier grand domaine d'application de la télédétection a été la recherche atmosphérique (météorologie et climatologie). L'avantage de la télédétection dans ce domaine est d'assurer une couverture globale et très fréquemment répétée de l'ensemble de la Terre ; en revanche, la résolution spatiale n'est pas indispensable pour les applications météorologiques.

Les satellites en orbite géostationnaire, à 36000 km de la Terre, permettent d'obtenir une image couvrant près d'un cinquième de la surface terrestre toutes les demi-heures ; cinq satellites de ce type assurent une couverture globale de l'atmosphère terrestre, à l'exception des pôles. Ce système est complété par des satellites en orbite polaire, à 900 km d'altitude, qui offrent plus de précision.

Les capteurs utilisés permettent d'observer les nuages et leur déplacement, de mesurer des températures ou le contenu en vapeur d'eau de l'atmosphère. Parallèlement au système opérationnel de veille météorologique, la météorologie est un domaine très actif de la recherche en télédétection ; des capteurs encore expérimentaux, utilisant les micro-ondes, effectuent de véritables sondages de l'atmosphère et mesurent la composition de la stratosphère (ozone) ou les termes du bilan radiatif. Le traitement des données par les physiciens a pour but d'obtenir des paramètres géophysiques susceptibles d'être intégrés dans des modèles numériques de prévision météorologique ou de l'évolution climatique future. [10]

I.10. Les images satellitaires

Bien que les images satellitaires soient comme toutes les autres images composées à la base d'une matrice de pixels, elles contiennent en plus de l'information contextuelle ainsi que des traitements spécifiques à ce genre d'images qui augmentent leur utilité. Parmi les ajouts par rapport à une image normale, on retrouve le géo-référencement, la projection cartographique et le traitement des distorsions occasionnées par le système optique des capteurs. Des informations récentes et détaillées sont exposées par Bolstad (2005). Ces aspects seront abordés successivement dans les pages suivantes puis les différents types d'images offerts par les organisations commerciales propriétaires des satellites mentionnés ci-haut. [11]

I.10.1. Projection cartographique

La projection cartographique est un processus qui consiste à représenter la surface incurvée de la Terre sur une surface plane, telle qu'une carte. Étant donné que la Terre est une sphère tridimensionnelle, il est impossible de la représenter de manière parfaitement exacte sur une carte plane sans distorsions. Par conséquent, différentes projections cartographiques ont été développées pour répondre à différents besoins et minimiser les distorsions dans certaines caractéristiques géographiques.

I.10.2. Image de base

Ce type d'image est le plus simple qui soit. L'image est directement reçue du satellite et ne subit absolument aucun traitement avant d'être envoyée au client. À moins d'être un chercheur en traitement des images satellitaires qui désire explorer des nouvelles méthodes de filtrage ou d'avoir des besoins très précis, ce type de carte n'est pas souhaitable, car tout le travail de préparation doit être effectué.

I.10.3. Image Standard

Ce type d'image satellitaire est sans doute le plus répandu. Avant d'être rendue disponible, une image standard sera géo référencée à l'aide des points de repère connus et robustes. Une projection cartographique sera aussi appliquée afin d'avoir une carte en deux dimensions de la zone acquise. De plus, une série de filtres et corrections seront appliquées afin

d'éliminer les distorsions causées par le jeu de lentilles du satellite ainsi que le bruit occasionné par le capteur lui-même. Finalement, il arrive aussi parfois que la couverture nuageuse soit enlevée ou atténuée.

I.10. 4. Image ortho-rectifiée

L'ortho-rectification est un processus qui corrige un grand nombre d'artefacts associés aux images télédétectées afin de produire une ortho-image de précision cartographique. Les ortho-images peuvent ensuite subir un ajustement de segment et un équilibrage des couleurs pour produire une ortho-mosaïque homogène. Cette ortho-mosaïque respecte une précision d'échelle de la carte donnée et peut servir à effectuer des mesures, ainsi qu'à générer et mettre à jour des couches de classe d'entités SIG. Pour ce faire, vous avez besoin d'images avec des positions de capteurs et des attitudes connues, d'un modèle géométrique calibré pour le capteur, ainsi que d'un modèle numérique de terrain (MNT). [12]

I.10. 5. Détection des images satellitaires

La détection d'images satellitaires est un domaine qui utilise des techniques et des algorithmes pour analyser et extraire des informations à partir d'images captées par des satellites en orbite autour de la Terre. Ces images peuvent être utilisées dans de nombreux domaines, tels que la cartographie, la surveillance environnementale, la gestion des ressources, la gestion des catastrophes, etc.

I.11. Conclusion

Dans ce chapitre, une recherche de la littérature fut réalisée concernant les différents satellites en orbite qui capturent des images de la surface terrestre, nous avons présentés une description sur le processus de la télédétection toute en expliquant le phénomène de rayonnement électromagnétique, les différents types d'images satellitaires ainsi que les types de données contextuelles rattachées à ces images. Ceci a permis d'avoir une vue d'ensemble sur les ressources disponibles.

TRAITEMENT DES IMAGES SATILLITAIRES

Dans ce chapitre, nous traitons brièvement des principales caractéristiques des images satellitaires traitées au sein de ce travail. Nous expliquons ensuite le problème de la segmentation d'image en général en définissant la nature et les objectifs de cette opération et en passant en revue de quelques modèles développés au cours de ces dernières années dans le cadre de la segmentation d'images.

II.1. Introduction

Aujourd'hui plusieurs satellites tournent autour de la terre et une très grande quantité d'images de la Terre est transmise aux stations terrestres chaque jour. On se sert des images satellitaires dans des domaines très variés avec des enjeux scientifiques, économiques et stratégiques comme la défense, l'agriculture, la géologie, la foresterie, l'organisation régionale et urbaine, le suivi de l'environnement et la cartographie. Le traitement rapide et efficace des images satellitaires est un préalable primordial pour leur utilisation opérationnelle. L'imagerie satellitaire présente en plus de nombreux avantages par rapport aux autres sources d'observations du sol comme l'imagerie aérienne [13], les relevés de terrain et les cartes géographiques :

- Elle est rapide : le temps nécessaire pour obtenir les images satellitaires d'une région spécifique dépend exclusivement de la planification de l'orbite du satellite.
- Elle est économique : les images satellitaires ont une couverture très large.
- Elle est universelle : elle ne connaît pas de frontière géographique ou politique.
- Elle est facilement mise à jour : on peut renouveler l'information systématiquement avec des délais courts.
- Elle est détaillée : grâce à la sensibilité des capteurs à un très large spectre de la lumière on obtient des informations variées qui caractérisent l'occupation du sol.

II.2. Les images satellitaires

II.2.1. Définition

Une image satellitaire est une représentation graphique, en vue de dessus, d'une zone assez vaste de la Terre. La particularité de cette image est qu'elle est prise par un satellite placé en orbite autour de la planète. Contrairement aux images obtenues à l'aide d'un appareil photo ou dessinées sur du papier, une image satellite est une image numérique, traitée par des outils informatiques. Toute image est caractérisée par sa résolution spatiale et spectrale et son histogramme.

II.2.2. Résolution

La résolution est une mesure de la capacité d'un système optique de séparation des signaux proches spatialement et/ou spectralement. La capacité de mesurer est une information

par télédétection exige la considération prudente de trois types de résolution : spatiale, spectrale et temporelle. (Voir chapitre 1) [14]

II.2.3. Histogramme

Un histogramme est une représentation graphique des valeurs numériques d'intensité qui composent une image. Ces valeurs (de 0 à 255 pour des données à 8 bits) apparaissent le long de l'axe des x du graphe. La fréquence d'occurrence de chacune de ces valeurs est présentée le long de l'axe des y. En manipulant la répartition des niveaux d'intensité (également appelés tons en niveaux de gris) dont l'histogramme est la représentation graphique sur l'ensemble des valeurs admissibles pour une image.

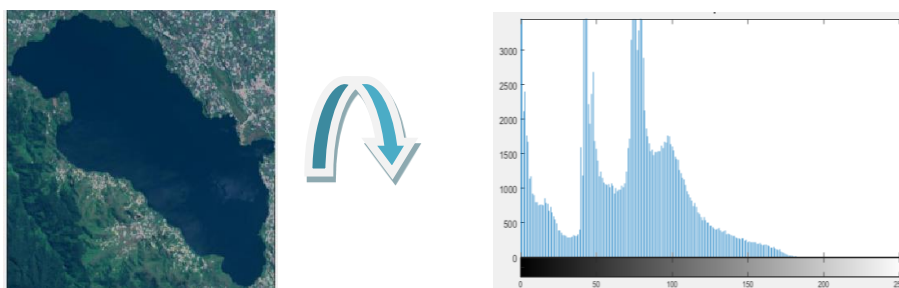


Figure II.1- Histogramme d'une image satellitaire.

II.2. Traitement des images satellitaires

Les images satellitaires à l'état brut sont difficilement exploitables. Afin d'améliorer leurs qualités, différents traitements numériques ont été mis au point tel que :

- Le prétraitement comprend diverses opérations visant à améliorer la qualité de l'image et à faciliter sa segmentation. Ces opérations sont principalement l'amélioration du contraste, la modification de l'histogramme et la réduction du bruit.
- La segmentation est un processus de bas niveau qui consiste à diviser une image en sous-images appelés régions. La segmentation est alors obtenue en extrayant les composants connexes de pixels appartenant à une même classe. Par conséquent, une région sera constituée de pixels de la même classe.

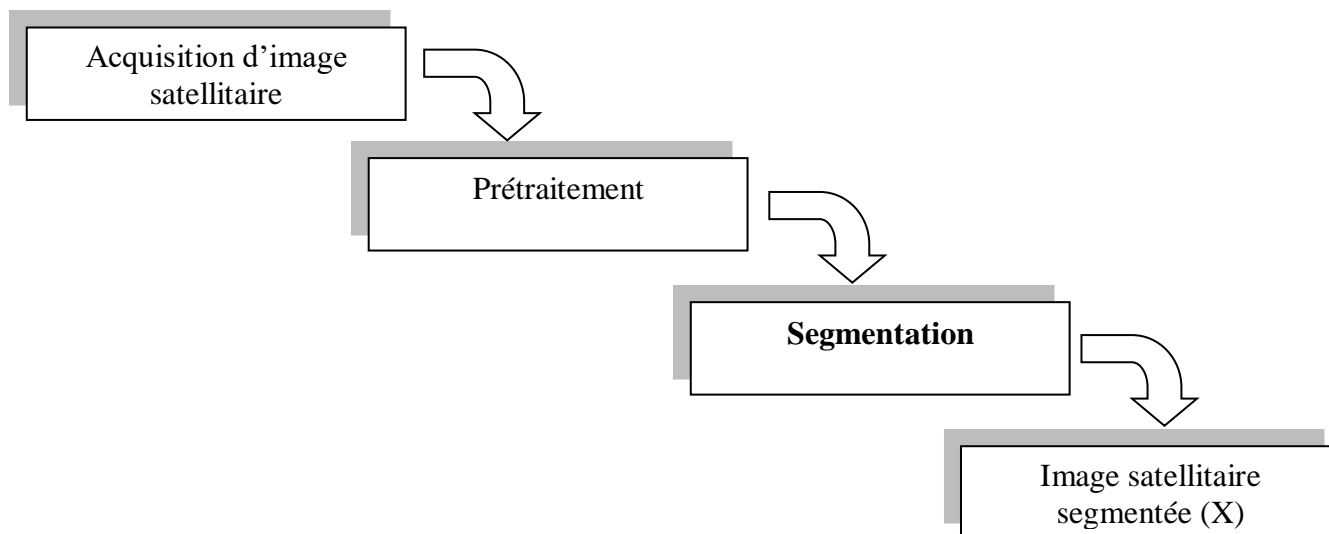


Figure II.2- Traitement d'images satellitaire

II.2. 1. Acquisition de l'image

C'est la conversion de l'image analogique en image numérique selon le processus de numérisation. Les dispositifs utilisés pour l'acquisition des images sont principalement : Les appareils photo numériques, scanners, caméras et les cartes d'acquisition. [10]

II.2. 2. Prétraitement des images satellitaires

Les images obtenues après acquisition ne sont pas utilisables directement pour une interprétation aisée. La présence de défaut ne permet pas d'avoir une qualité à une définition uniforme pour l'ensemble d'une campagne de prise de vue. On peut dire que le prétraitement doit fournir à partir des images brutes (propres), dont il est nécessaire de fournir la qualité aussi bien en géométrie qu'en amplitude. La première opération au sol consiste à décoder le signal reçu afin de trouver la donnée originale créée par le capteur. Les traitements préliminaires ou pré traitements, ont pour but l'élimination ou du moins la réduction du bruit afin de faciliter l'extraction des informations à l'étape suivante. Ce bruit peut provenir de sources très diverses et dépendre notamment du système de télédétection en question aussi bien que de l'information recherchée. [15]

II.2.2.1. Modification d'histogrammes par une égalisation adaptative

Cette technique est l'améliore du contraste en divisant l'image en petites régions et en appliquant la normalisation de l'histogramme à chaque région individuellement. Cela permet d'obtenir une meilleure adaptation locale du contraste. L'image est associée à une modélisation probabiliste dont l'histogramme représente la densité de probabilité de la variable niveau de gris. Cette méthode permet souvent de renforcer le contraste sur des détails de l'image qui sont masqués par des variations d'intensité de plus grande amplitude et de plus grande échelle. [16] [17]

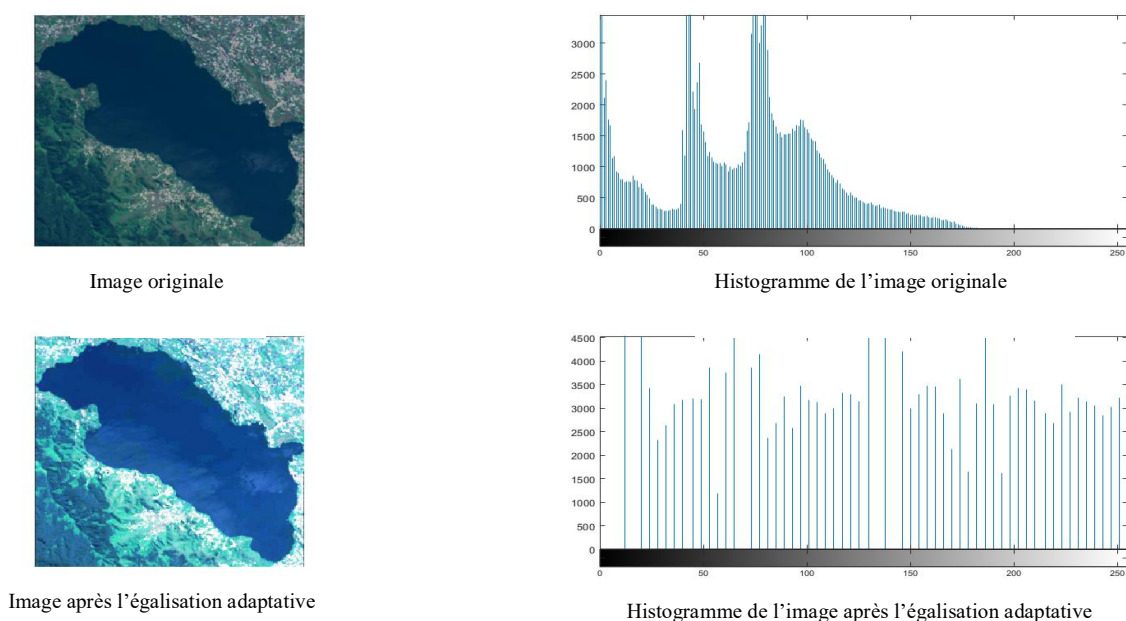


Figure II.3- Egalisation d'histogramme

II.2.2.2. Réduction du bruit

La réduction du bruit dans les images satellitaires est une étape essentielle du prétraitement des données pour améliorer la qualité et faciliter leur analyse ultérieure. Évoquons quelques méthodes couramment utilisées pour réduire le bruit dans les images satellitaires :

Filtres linéaires : Les filtres linéaires sont utilisés pour supprimer le bruit à travers des opérations mathématiques sur les pixels de l'image. Les filtres les plus utilisés sont le filtre moyen, le filtre médian et le filtre gaussien. Ces filtres sont efficaces pour éliminer le bruit de type impulsionnel ou aléatoire, mais ils peuvent également réduire certains détails de l'image.

Filtrage adaptatif : Le filtrage adaptatif est une technique qui utilise des filtres qui s'adaptent à la structure locale de l'image.

II.2.2.2.1. Filtre médian

Ce filtre est très utilisé pour éliminer le bruit sur une image qui peut être de différentes origines (poussières, petits nuages, baisse momentanée de l'intensité électrique sur les capteurs, ...). L'avantage de ce filtre réside dans le fait qu'il conserve les contours alors que les autres types de filtres ont tendance à les adoucir. [14]

L'algorithme de filtre médian est le suivant :

1. Trier les valeurs par ordre croissant.
2. Remplacer la valeur du pixel centrale par la valeur située au milieu de la triée.
3. Répéter cette opération pour tous les pixels de l'image.

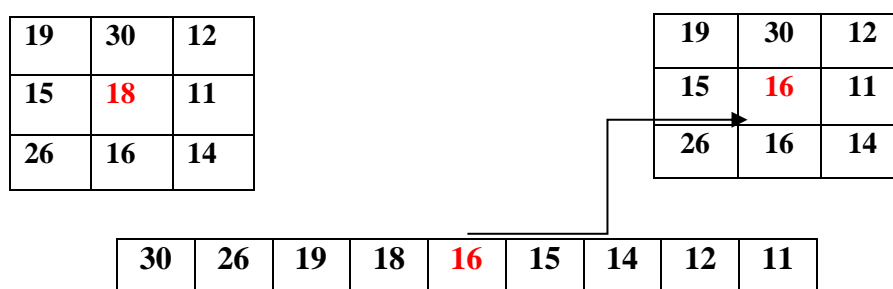


Figure II.4- Principe d'application du filtre médian

II.2.2.3. Amélioration de contraste

II.2.2.3.1. L'ouverture morphologique classique

L'ouverture morphologique classique est un opérateur utilisé en traitement d'images et en vision par ordinateur pour effectuer des opérations de filtrage et de segmentation sur des images binaires ou en niveaux de gris. C'est l'une des opérations de base de la morphologie mathématique, une branche des mathématiques appliquées qui traite de la forme et de la structure des objets. [15] [16]

II.2.2.3.2. Filtre alternés séquentiels (FAS)

Les filtres alternés séquentiels (FAS) sont une technique de traitement d'image utilisée pour améliorer la qualité des images en réduisant le bruit et en augmentant le contraste. Cette

méthode est souvent utilisée dans le domaine de la radiologie, de l'imagerie médicale et le domaine militaires, mais elle peut également être appliquée à d'autres types d'images (image satellitaire). Les filtres alternés séquentiels (FAS) sont une technique de traitement d'image qui utilise des filtres de lissage et de renforcement des contours appliqués de manière alternée pour améliorer la qualité de l'image en réduisant le bruit et en augmentant le contraste.

II.2.3. Segmentation

La segmentation d'images est une opération présente à la base de nombreuses chaînes de traitements et d'interprétation de données. On distingue en général deux niveaux dans l'analyse d'images [17] : les traitements de bas niveau et ceux de haut niveau. Dans les traitements de bas niveau, il s'agit d'extraire des attributs de l'image à partir des grandeurs physiques observées, que ces attributs soient réalisés ou non. Elles regroupent les approches qui essaient de décrire l'image, telles que la compression, la restauration, et la détection de contours ... etc. C'est à dire une description de l'image par rapport aux structures qui la composent. Une fois ces attributs de bas niveau extraits, ils peuvent être interprétés par un traitement de haut niveau. La reconnaissance d'objets et la reconstruction du mouvement s'inscrivent dans cette partie. Cela dit, l'intérêt ici est de trouver des objets qui ont une forme ou des caractéristiques qui sont connues. Le processus de segmentation, dont il est question au cours de ce travail, appartient aux approches de type bas niveau.

II.2.3.1. Principe de la segmentation

L'information véhiculée par une image est portée par bien d'autres données que les seuls niveaux de gris retournés par chaque pixel. Cette grandeur physique est la plus simple, et la plus souvent utilisée, mais les modèles de segmentation que nous utilisons peuvent s'étendre à des critères différents comme des attributs de texture par exemple, le tout étant que les attributs considérés puissent être caractérisé par des valeurs numériques. Une fois ces attributs caractérisés, le principe de la segmentation consiste à réaliser une partition de l'image I en sous-ensembles R_i , appelés régions. Ainsi, les ensembles qui composent une segmentation doivent satisfaire :

$$\forall i, R_i \neq \emptyset \quad \dots \text{II (1)}$$

$$\forall i \neq j, R_i \cap R_j = \emptyset \quad \dots \text{II (2)}$$

$$I = \bigcup_{i=1}^k R_i \quad \dots \text{II (3)}$$

Une région est un ensemble de pixels connexes ayant des propriétés communes qui les différencient des pixels des régions voisines [17]. Aujourd'hui, vu la simplicité de la définition de l'objectif de la segmentation d'images et la richesse des travaux effectués dans ce domaine, on pourrait penser que la segmentation d'images est un problème en grande partie résolu. Il n'en est rien, probablement à cause de la très grande diversité des applications et des approches mathématiques mises en œuvre sur des ordinateurs toujours plus puissants permettant l'exploration de nouvelles approches autrefois trop coûteuses en temps de calcul.

De nombreuses méthodes ont été développées pour la segmentation d'images [18]. Deux familles importantes sont : la segmentation par recherche de frontières et celle par recherches de régions.

➤ Les méthodes par recherche de frontières sont des méthodes de détection de contours correspondant à une variation d'intensité ou à une discontinuité entre deux ensembles connexes de pixels. Ensuite, les contours obtenus doivent être fermés de façon à obtenir une partition de l'ensemble des pixels de l'image.

➤ L'approche pour la segmentation par recherche de régions consiste à regrouper les pixels ayant des propriétés communes et à leur attribuer une même étiquette.

Le processus de segmentation nécessite de déterminer les paramètres de classes caractérisant les différents attributs de l'image. Lorsque les paramètres sont connus au préalable (estimés par un algorithme ou donnés par un opérateur), nous parlerons de segmentation supervisée, au contraire de la segmentation non supervisée où les paramètres sont déterminés au sein même de la segmentation.

➤ Les segmentations supervisées consistent à déterminer des frontières de décision linéaires ou non- linéaires afin de segmenter les données. Les méthodes de segmentation linéaires ne sont généralement pas applicables à des données non linéairement séparables,

puisque les frontières de décision linéaires obtenues par ces méthodes ne prennent pas correctement en compte la répartition souvent complexe des données.

➤ Les méthodes non- supervisées sont très intéressantes car elles ne supposent pas d'étapes d'apprentissage ou la mise à disposition d'un ensemble de données préalablement étiquetées. De plus elles ne se heurtent pas au problème de généralisation et/ou de pertinence de l'ensemble d'apprentissage. Cependant leur utilisation est souvent délicate et spécifique à un type de traitement.

II.2.3.2. Quelques méthodes de segmentation

Dans cette section, nous décrivons brièvement plusieurs approches sur la segmentation d'images satellitaires. Nous définissons chaque méthode, fournissons une vue d'ensemble sur sa mise en œuvre et discutons ses avantages et ses inconvénients. Nous divisons des méthodes de segmentation en 8 catégories :

- Les approches de seuillage,
- Les approches par croissance de régions,
- Les approches de coalescence,
- Les approches de l'analyse factorielle discriminante,
- Les réseaux de neurones artificiels,
- Les modèles déformables,
- Les approches de Template,
- Autres méthodes.

II.2.3.2.1. Le seuillage

Une procédure de seuillage tente de déterminer une valeur d'intensité, appelée seuil, qui sépare les classes désirées. La segmentation est alors réalisée en groupant tous les pixels d'intensité plus grande que le seuil dans une classe et tous les autres pixels dans une autre classe. La détermination de plus qu'une valeur de seuil est un processus appelé multiseuillage. Souvent, le seuillage est un des moyens simple et efficace pour obtenir une segmentation des images. Ses limitations principales sont dont sa forme la plus simple seulement deux classes produites et il ne peut pas être appliqué aux images à canaux multiples. De plus, le seuillage ne tient pas compte des caractéristiques spatiales d'une image. Cela le rend sensible au bruit et des inhomogénéités d'intensité, qui peuvent arriver dans les images satellitaires. [18]

II.2.3.2.2. La croissance de régions

Dans sa forme la plus simple, la segmentation par croissance de régions exige un point de graine choisi manuellement par un opérateur et extrait tous les pixels connectés à la graine initiale avec la même valeur d'intensité.

Il est employé en particulier pour la délimitation de structures petites, simples tel que les détections de la zone de déforestation et des ressources hydriques (nappes d'eau). Son inconvénient primaire est qu'il exige l'interaction manuelle pour obtenir le point de graine. Ainsi, pour chaque région qui doit être extraite, la graine doit être plantée. L'accroissement de régions peut être aussi sensible au bruit, cela cause des régions extraites ayant des trous ou qu'elles deviennent même déconnectées. [19]

II.2.3.2.3. La coalescence

Les méthodes de coalescence sont nombreuses et très souvent utilisées pour leur facilité et leur rapidité en temps de calcul. La méthode des K-moyennes [20] est par exemple, une méthode basée sur un regroupement (clustering) de points en fonction d'une métrique d préalablement définie (distance euclidienne, distance de Bhattacharya, distance $L1$...). L'observation est découpée en plusieurs groupes tels que les éléments d'un même groupe soient les plus proches possibles et ceux de groupes différents soient les plus différents possibles au sens de la métrique d .

➤ La méthode des K-moyennes n'introduit aucune contrainte spatiale entre l'élément courant et ses voisins dans l'image et est basée uniquement sur le choix de la métrique d . Bien que les algorithmes de cluster n'exigent pas de données d'apprentissage, ils exigent une segmentation initiale. Ces algorithmes de cluster n'incorporent pas directement la modélisation spatiale et peuvent donc être sensible aux inhomogénéités d'intensité et de bruit. Cependant, ce manque de modélisation spatiale peut fournir des avantages significatifs pour le calcul rapide. [21]

➤ L'algorithme LBG (Linde-Buzo-Gray) [22] consiste à découper successivement l'observation à l'aide de l'algorithme des K-moyennes (avec la métrique d). La principale différence avec la méthode précédente réside dans la construction des regroupements dans l'image. En effet, le nombre de classes croît progressivement dans l'algorithme des LBG (via une suite de découpage des regroupements déjà établis) alors qu'il est fixé pour les K-

moyennes. Comme pour les K-moyennes, l'algorithme LBG n'introduit aucune contrainte spatiale entre l'élément courant et ses voisins dans l'image.

II.2.3.2.4. L'analyse factorielle discriminante

L'analyse factorielle discriminante [23], par exemple, sépare linéairement les données en les projetant dans un espace minimisant la variance intra-classes tout en maximisant la variance inter-classes. Cette méthode est particulièrement rapide et les frontières de décisions obtenues discriminent linéairement les nuages de points. L'inconvénient majeur de cette méthode nécessite de disposer d'un ensemble d'apprentissage complet et approprié afin de déterminer les frontières de décision entre les classes. La généralisation de la classification obtenue à des données non classifiées et, en outre, généralement difficile.

II.2.3.2.5. Les réseaux de neurones artificiels

Les réseaux de neurones artificiels ont été utilisés avec succès dans plusieurs applications de reconnaissance de formes. Ils sont capables d'agir comme des classificateurs. La puissance des réseaux de neurones artificiels tient non pas dans la capacité de calcul du processeur, mais plutôt dans le nombre de leurs inter-connexions et dans le parallélisme de l'algorithme.

Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux de traitement parallèle où leurs nœuds simulent un apprentissage biologique. Chaque nœud dans les réseaux de neurones artificiels est capable d'exécuter des calculs élémentaires. Il est réalisé par l'adaptation de poids assignés aux connexions entre nœuds. Les réseaux de neurones artificiels représentent un paradigme pour une machine d'apprentissage et peut être employé dans une variété de voies pour segmentation d'images. L'utilisation la plus largement appliquée dans l'imagerie satellitaire est comme étant un classificateur, où les poids sont déterminés en employant des données d'apprentissage et le réseau neuronal est alors employé pour segmenter de nouvelles données. Le réseau neuronal peut aussi être employé d'une façon non supervisée comme une méthode de cluster, aussi bien que pour des modèles déformables.

À cause de beaucoup d'interconnexions employées dans un réseau neuronal, l'information spatiale peut facilement être incorporée dans ses procédures de segmentation. [23]

II.2.3.2.6. Les modèles déformables

Les modèles déformables délimitent les frontières de région en employant des courbes paramétriques fermées ou des surfaces qui se déforment sous l'influence de forces internes et externes.

Pour délimiter une frontière d'objet dans une image, une courbe fermée ou une surface doit d'abord être placée près de la frontière désirée et ensuite permet de subir un processus de relaxation itératif. Des forces internes sont calculées à l'intérieur de la courbe ou de la surface pour le tenir lisse partout dans la déformation. Les forces externes sont d'habitude tirées de l'image pour guider la courbe ou la surface vers des caractéristiques d'intérêt désirées.

Les principaux avantages des modèles déformables sont leur capacité de produire directement des courbes paramétriques fermées ou surfaces dans des images. Cela fournit une robustesse au bruit et aux faux contours. Un inconvénient est qu'ils exigent une interaction manuelle pour placer un modèle initial et choisir des paramètres appropriés. [23]

II.2.3.2.7. Le Template

Dans cette approche, on utilise une forme géométrique aussi appelée patron (Template) que l'on va tenter de localiser sur l'image. Le principe est de connaître exactement (ou presque) la forme de l'objet que l'on recherche et de parcourir toute l'image pour placer le Template à l'endroit le plus vraisemblable. Ceci est beaucoup plus contraignant que d'avoir besoin de savoir combien d'éléments sont présents dans l'image. Il faut, dans ce cas, connaître la forme précise de ce que l'on recherche. Il existe des travaux sur des Templates déformables qui se rapprochent des Snakes. On localise le meilleur endroit pour placer le Template dans l'image puis on le laisse se déformer pour correspondre au mieux à l'image. On soumet le Template pour cela à une énergie du même genre que l'énergie externe d'un Snake (énergie imposée par l'image). Un avantage de ces approches est que les étiquettes sont transférées aussi bien que la segmentation. Ils fournissent aussi un système standard pour l'étude morpho-métrique des propriétés. [23]

II.2.3.2.8. Autres méthodes

L'intelligence artificielle propose une série de méthodes dérivées des approches neuronales afin de classifier les données de manière non-supervisée. C'est le cas par exemple des algorithmes ART (Adaptive Resonance theory) [24] et des réseaux de Kohonen [25] permettant d'auto organiser les connaissances en structure tendant à résoudre le problème de la

stabilité -plasticité. La stabilité correspond à la capacité du système à organiser les données tandis que la plasticité correspond à la capacité du système à appréhender de nouvelles données. Enfin la morphologie mathématique propose également des méthodes de segmentation basées sur des opérateurs dérivés des fermetures et ouvertures morphologiques [26]. Ces approches ne prennent généralement pas en compte le bruit de l'image, pouvant être porteur d'information, qui est filtré dans une étape préalable à la segmentation.

II.2.4. Extraction du ROI

L'extraction du ROI (Region of Interest, ou région d'intérêt) est une technique utilisée en traitement d'image pour isoler une partie spécifique d'une image qui présente un intérêt particulier. Le ROI peut être défini comme une zone rectangulaire, un contour ou même une forme arbitraire, en fonction des besoins de l'application. L'approche générale pour l'extraction de la ROI d'une image :

1. Charger l'image : Tout d'abord, vous devez charger l'image sur laquelle vous souhaitez extraire le ROI.
2. Définir la région d'intérêt : Identifiez la région d'intérêt en définissant ses coordonnées ou en utilisant une méthode de détection automatique. Nous pouvons spécifier les coordonnées du rectangle (x, y) du coin supérieur gauche pour délimiter la région rectangulaire.
3. Extraire la ROI : À l'aide des coordonnées définies, extrayons la partie correspondante de l'image en copiant les pixels situés dans la région d'intérêt. Selon la bibliothèque ou le langage de programmation utilisé, il existe différentes façons d'effectuer cette opération.

II.4. Conclusion

En conclu dans ce chapitre que le traitement des images satellitaires est un processus complexe qui implique l'acquisition, la correction, le prétraitement, la segmentation. L'analyse et la visualisation des images donnent des informations précieuses sur la Terre et son environnement. Ces informations sont utilisées dans de nombreux domaines pour prendre des décisions éclairées et surveiller les changements à grande échelle.

LA LOGIQUE FLOUE & LA METHODE FUZZY C_MEANS

Dans ce chapitre, nous explorons le principe de technique de segmentation basée sur la théorie de l'incertitude et de l'imprécis. Nous présentons d'abord le concept de la logique floue, les ensembles flous et quelques notions de base comme le noyau et le support. Ensuite, nous aborderons le principe de base de l'algorithme FCM, et nous étudierons l'évaluation de cet algorithme sur les problèmes de segmentation non supervisés des images de synthèse.

III.1. Introduction

La logique floue généralise la logique classique avec des variables et des formules logiques prenant des degrés d'appartenance compris entre 0 et 1. Rappelons que le but principal de segmentation est de partitionner l'image en région homogène, qui sont des ensembles nets, où chaque pixel a un choix univoque d'appartenir ou non à chaque région, cependant, dans la segmentation floue, l'image est partitionnée en région correspondant à des ensembles flous, où chaque pixel appartient à une ou plusieurs classes avec un certain degré d'appartenance. Parmi les méthodes de segmentation les plus réputées : la méthode floue C-moyennes (FCM), qui introduit dans son principe la notion de l'incertain et du flou.

III.2. La logique floue

La logique floue est une extension de la logique booléenne créée par Lotfi Zadeh en 1965 en se basant sur sa théorie mathématique des ensembles flous, c'est une généralisation de la théorie des ensembles classiques. En introduisant la notion de degré d'appartenance dans la vérification d'une condition, nous donnons la possibilité à une condition d'être dans un autre état que vrai ou faux. La logique floue confère ainsi une flexibilité très appréciable aux raisonnements qui l'utilisent, ce qui rend possible la prise en compte des imprécisions et des incertitudes. [27] [28]

III.2.1. Les ensembles flous

La logique floue repose sur la théorie des ensembles flous, qui sont une généralisation de la théorie des ensembles.

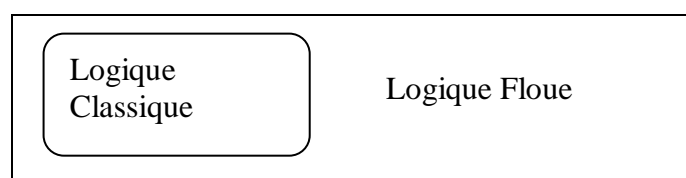


Figure III.1- La théorie des ensembles classiques cas particulier de la théorie des ensembles flous.

Un ensemble A est défini sur un univers de discours U (ensemble d'éléments discrets ou continus) par sa fonction d'appartenance μ_A .

La grandeur $\mu_A(x)$ définit le degré d'appartenance de l'élément x à l'ensemble A . [29]

Théorie classique des ensembles :

$$\forall x \in U \quad \begin{cases} \mu_A(x) = 0 \text{ si } x \notin U \\ \mu_A(x) = 1 \text{ si } x \in U \end{cases} \quad \dots \text{ (III-1)}$$

Théorie des ensembles flous :

$$\forall x \in U \quad \mu_A(x) \in [0,1] \quad \dots \text{ (III-2)}$$

Ainsi un ensemble flou A dans U peut être représenté par un ensemble de couples ordonnés

$$A = \{(x, \mu_A(x)) | x \in U\} \quad \dots \text{ (III-3)}$$

L'ensemble flou vide est noté φ , il est défini par :

$$\mu_\varphi(x) = 0, \forall x \in U \quad \dots \text{ (III-4)}$$

Le plus grand ensemble flou sur U est noté μ_{1U} , il est défini par :

$$\mu_{1U}(x) = 1, \forall x \in U \quad \dots \text{ (III-5)}$$

III.2.1.1. Le support

Le support d'une partie floue A est l'ensemble des éléments appartenant à A c'est-à-dire dont le degré d'appartenance à A est différent de 0.

$$\text{supp}(A) = \{x \in U | \mu_A(x) \geq 0\} \quad \dots \text{ (III-6)}$$

III.2.1.2. Le noyau

Le noyau d'une partie floue A est l'ensemble des éléments qui appartiennent totalement à A c'est-à-dire dont le degré d'appartenance égale 1.

$$\text{noy}(A) = \{x \in U | \mu_A(x) \in 1\} \quad \dots \text{ (III-7)}$$

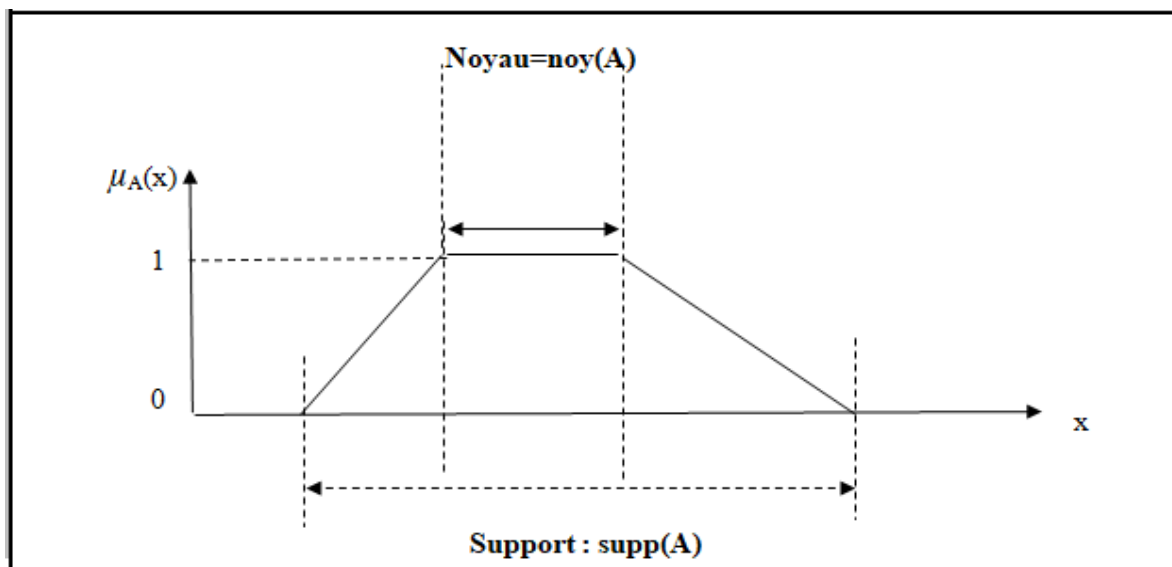


Figure III.2- Une figure montre le support et le noyau d'un ensemble flou.

III.2.1.3. La hauteur

La hauteur d'un ensemble flou A est définie par :

$$h(A) = \sup\{\mu_A(x) | x \in U\} \quad \dots \text{(III-8)}$$

III.2.1.4. Fonctions d'appartenance

Les fonctions d'appartenances peuvent avoir plusieurs formes selon leur définition : triangulaire, gaussienne, sigmoïdes, trapézoïdale...etc. comme suit : Les fonctions d'appartenance les plus usuelles sont : [30]

- Triangulaire

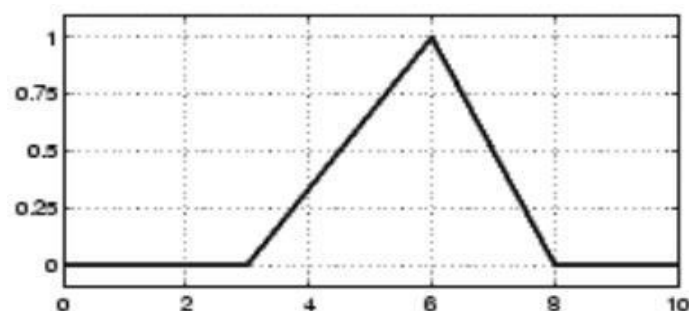


Figure III.3- La fonction d'appartenance triangulaire.

- Trapézoïdale

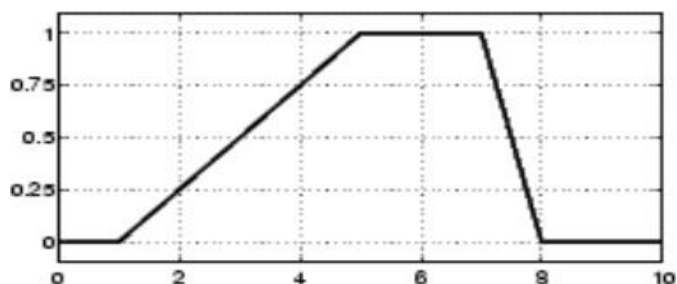


Figure III.4- La fonction d'appartenance trapézoïdale.

- Gaussienne

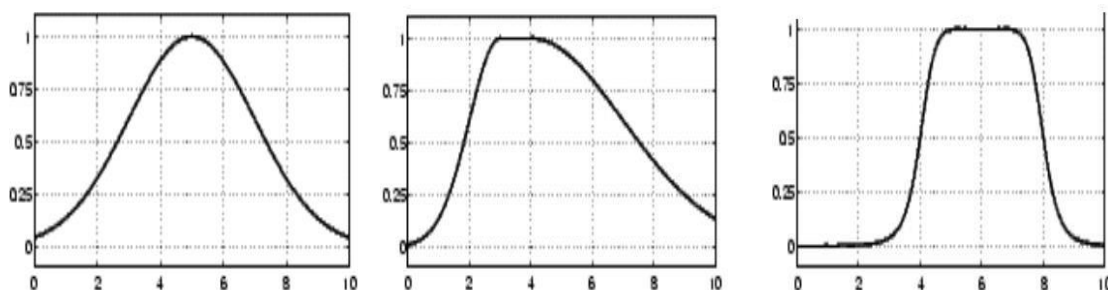


Figure III.5- La fonction d'appartenance gaussienne.

- Sigmoide

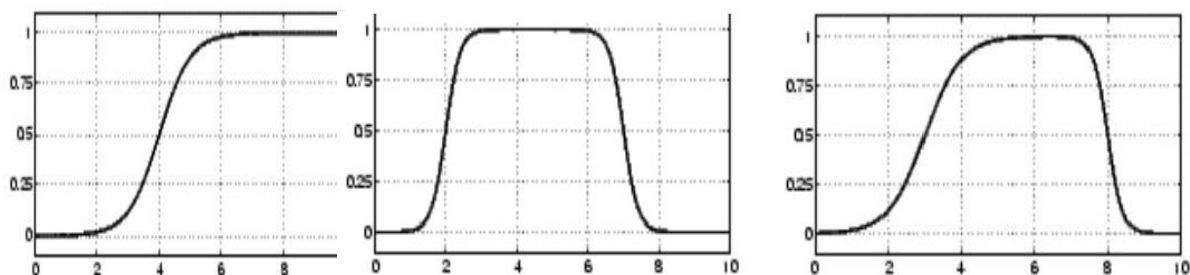


Figure III.6- La fonction d'appartenance sigmoïde.

III.2.1.5. Valeur d'appartenance

La valeur d'appartenance est le degré de compatibilité d'un élément avec le concept qui est représenté par un ensemble flou.

III.2.3. Domaine d'application de la logique floue

La logique floue est très courante. Il existe principalement des réalisations dans : [32]

- Le domaine du réglage et de la commande de processus industriels liés à l'énergie.
 - Produits de consommation courante :
Autocuiseurs de riz, aspirateurs, machine à laver, système de climatisation.
Appareils photos : autofocus, auto exposition, auto zoom (canon...).Caméra : autofocus, stabilisateur d'image (Sanyo, canon).
 - Industrie automobile :
Régulation du moteur, système de transmission, système de suspension.
 - Ascenseur : temps d'attente réduit, ascension et arrêt plus régulier (Hitachi).
 - Les jeux vidéo.
- Dans le domaine de traitement d'image ;
 - La reconnaissance des formes,
 - détection, classification,
 - Aide à la décision et au diagnostic,
- Les transports.
- La transformation de matière.
- L'agrégation multicritère et optimisation (Commande floue de systèmes).

III.3. La méthode C_Means

La méthode des C_moyennes (centres mobiles) est un algorithme de classification, qui a été mis au point par MacQueen. Le but de cet algorithme est de réaliser un partitionnement automatique des pixels de l'image en plusieurs classes homogènes.

Soit $X = \{x_i; i = 1 \dots N\}$ un sous ensemble.

Une partition de X en C classes peut être représentée par des sous-groupes mutuellement disjoints $C_1 \dots C_j$ tel que : $C_1 \cup C_2 \cup \dots \cup C_j = X$

Chaque vecteur x_i est assigné à une et seulement une classe qui lui est la plus proche. [33]

La fonction objectif correspondante s'exprime sous la forme :

$$J_{CM} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C \mu_{ij} * d^2(x_i, c_j) \quad \dots \text{(III-14)}$$

Où :

c_j : Le centre de la classe.

d : La distance entre le centre et le pixel (vecteur de données).

μ_{ij} : Désignant l'appartenance ou non de vecteur x_i à la classe c_j talque :

$$\mu_{ij} \{ \mu_{ij} = 1 \text{ si } x_i \in C_j \text{ et } \mu_{ij} = 0 \text{ sinon; pour } j = 1..C \} \quad \dots \text{ (III-15)}$$

La matrice d'appartenance est définie comme :

$$\mu(x_i, c_j) = \begin{cases} 1 & \text{si } d(x_i, c_j) < d(x_i, c_k); \text{ pour } k = 1..C \\ 0 & \text{si non} \end{cases} \quad \dots \text{ (III-16)}$$

Les étapes de l'algorithme :

- 1) Initialiser l'ensemble des centres avec des éléments, soit pris au hasard de l'ensemble de données, soit d'après des connaissances à priori.
- 2) Assigner chaque point au centre le plus proche.
- 3) Calculer les nouveaux centres des classes construites. Ils sont calculés par la moyenne des éléments de la classe.
- 4) Générer une nouvelle partition de l'ensemble de données en assignant chaque point au centre le plus proche.
- 5) S'il Ya changement dans la partition, recommencera depuis l'étape 3.

III.4. La méthode Fuzzy C_Means

La méthode Fuzzy C-Means (FCM) est un algorithme de clustering utilisé pour regrouper des données en fonction de leurs similarités.

III.4.1. Principe

Fuzzy C_Means est un algorithme de classification non-supervisée floue. Il est dérivé de l'algorithme des C_moyennes identique à l'algorithme K_Means, développé par Bezdk en 1981 à la suite des travaux de Dunn. [34]

Dans la classification floue, un pixel n'est pas une étiquette relative à une classe unique, mais son degré d'appartenance à chacune des classes. Les degrés d'appartenance sont des

valeurs qui expriment l'appartenance incertaine d'un pixel à une région, et sont compris entre 0 et 1, et les classes obtenues ne sont pas forcément disjointes.

Dans ce cas il est possible qu'une donnée x appartienne à deux ou plusieurs classes selon différents pourcentage « degrés d'appartenances ».

Pour faire l'algorithme FCM on a besoin de construire une matrice appropriée nommée μ dont les facteurs sont des nombres compris entre 0 et 1, et représentent le degré d'appartenance entre les centres et les données « pixels ». [35]

La formule de la matrice des degrés d'appartenances :

$$\mu_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^C \left(\frac{d(x_i, c_j)}{d(x_i, c_k)} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad \dots \text{(III-17)}$$

Où

$d(x_i, c_j)$: C'est la distance entre le pixel x_i et le centre c_j , généralement on utilise la distance euclidienne.

m : est un nombre réel (>1).

Cet algorithme nécessite la connaissance préalable du nombre de classes et les génère par un processus itératif en minimisant une fonction objectif .

La fonction objectif :

$$J_{FCM}(c, U, X) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C \mu_{ij}^m \|x_i - c_j\|^2 \quad 1 \leq m \leq \infty \quad \dots \text{(III-18)}$$

u_{ij} : est le degré d'appartenance de x_i dans le $j^{\text{ème}}$ classe.

x_i : est le $i^{\text{ème}}$ élément des données à classé.

c_j : est le centre d'une classe.

La formule pour calculer le centre :[36] [37] [38]

$$c_j = \frac{\sum_{i=1}^N ((\mu_{ij})^m * x_i)}{\sum_{i=1}^N (\mu_{ij})^m} \quad \dots \text{(III-19)}$$

III.4.2. Les étapes de l'algorithme

Avant d'utiliser l'algorithme Fuzzy C-Means, doit d'abord définir les paramètres suivants :

C : Nombre de classe.

m : Le flou exposant (facteur flou).

ε : Terme de pondération.

1) Initialiser les centres des C classes $c_j | j = 1..C$ avec des éléments au hasard de l'ensemble de données.

C : c'est le nombre des centres (classes).

2) Calculer la matrice des degrés d'appartenance $u_{ij} | i = 1..N; j = 1..C$ on utilise la formule (III-17) et calculer la fonction d'objectif $J_{FCM}(c, U, X)$ par la formule (III-18).

N : le nombre de pixels,

X : les pixels,

C : les centres,

U : La matrice des degrés d'appartenance.

3) Mettre à jour les centres par la formule (III-19).

4) Mettre à jour la matrice U_{ij} et la fonction d'objectif.

Répéter les étapes 3 et 4 jusqu'à satisfaction du critère d'arrêt : [39]

$$\|J_{FCM}(c, U, X)^{(t)} - J_{FCM}(c, U, X)^{(t+1)}\| < \varepsilon \quad \dots \text{(III-20)}$$

t étant la $t^{\text{ème}}$ itération.

III.4.5. Les avantages, limitations de Fuzzy C_Means

III.4.5.1. Les avantages

- La méthode Fuzzy C_Means est une méthode de classification non supervisée, elle ne nécessite aucune information sur les données.

- Donne un meilleur résultat pour les ensembles de données de chevauchement et relativement mieux que K_Means.

- Contrairement K_Means où le point de données doit exclusivement appartenir à un centre de cluster ici le point de données est attribué membre à chaque centre de cluster à la suite dont le point de données peut appartenir à plus d'un centre de cluster.
- Il est efficace lorsque les objets sont bien séparés (surtout le font et les caractères).

III.4.5.2. Limitations

- Pour le FCM, la décision d'appartenance d'un pixel à une classe n'est prise qu'à la fin de la convergence, contrairement aux k moyennes qui affectent un pixel à une classe à chaque itération.
- La sensibilité à la proposition initiale. Dans le but d'éviter ces inconvénients et d'améliorer ainsi les résultats de la segmentation, plusieurs modifications ont été apportées à la chaîne globale de détection.

III.5. Critères d'évaluation

Il est nécessaire d'utiliser un critère numérique permettant une évaluation de la qualité des résultats. Pour évaluer nos résultats de segmentation, nous proposons d'exploiter un critère utilisé généralement pour l'évaluation d'un résultat de segmentation dans un contexte non supervisé : Le rapport signal sur bruit crête (PSNR). C'est un critère global, défini sur l'image complet ou sur une sous-image.

III.5.1. Le rapport signal sur bruit crête (PSNR)

L'opérateur PSNR mesure le rapport entre l'information et le bruit dans une image. Il est calculé à partir d'une image initiale img_E qui comporte l'image et le bruit et d'une image img_S qui est la version segmentée de l'image initiale img_E . Les images img_E et img_S doivent avoir la même dimension et le même type. Le PSNR s'agit de quantifier la performance des algorithmes en mesurant la qualité de réinsertion de l'image segmentée par rapport à l'image originale.

Le PSNR est défini par :

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{d^2}{EQM} \right) \quad \dots \text{(III-21)}$$

Où

- d est la dynamique de l'image. Dans le cas standard d'une image où les composantes d'un pixel sont codées sur 8 bits, $d = 255$

- EQM est l'erreur quadratique moyenne et est définie pour 2 images img_E et img_S de taille $[m * n]$ comme :

$$EQM = \frac{1}{m.n} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} \|img_E(i,j) - img_S(i,j)\|^2 \quad \dots (III-22)$$

Maximiser le PSNR revient à minimiser l'erreur quadratique. Les valeurs typiques de PSNR pour des images de bonne qualité varient entre 30 et 40 dB.

D'autres distances peuvent être utilisées, faisant par exemple intervenir la norme L^p au lieu de la norme L^2 . On peut ainsi mettre en œuvre toute une famille d'indicateurs, certains étant plus sensibles aux grands écarts d'intensité, d'autres aux petits écarts. Cependant, le classement des images qui en résulte est tributaire du choix du critère : il est alors difficile de décider, dans l'absolu, quelle est la fonction de distance la plus pertinente. Ainsi, il semble impossible de mettre en œuvre un critère en-dehors de tout contexte applicatif.

III.6. Résultats sur les images tests

Nous avons travaillé sur deux sortes d'images synthétiques de taille $128 \times 128 \times 1$ pixels² et une image satellitaire réelle de taille $529 \times 533 \times 3$ pixels². La première Figure III.7 et la seconde Figure III.8 sont constituées de 5 classes et ont été bruitées en leur additionnant un bruit blanc gaussien de moyenne nul et d'écart type est le même pour toute l'image.

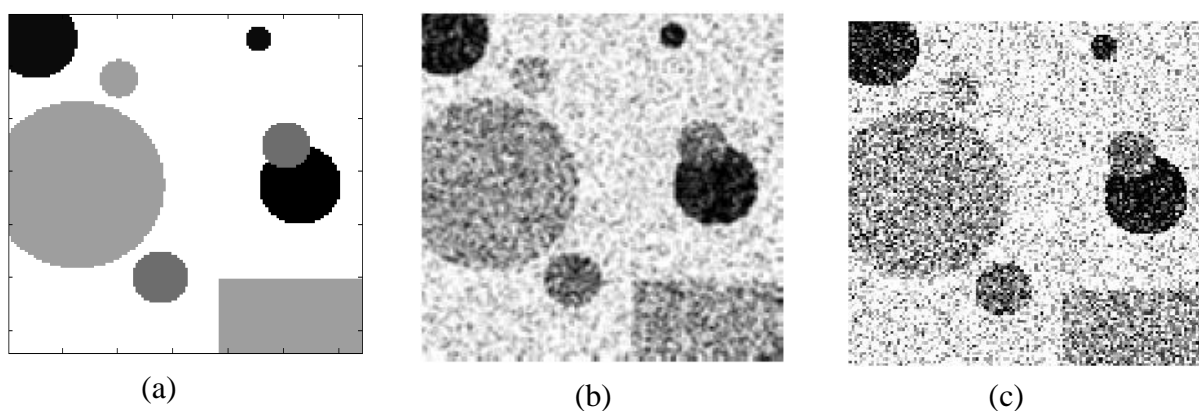


Figure III.7 - (a) Image synthétique (1) originale ; (b) Image bruitée avec flou et (c) Image bruitée sans flou.

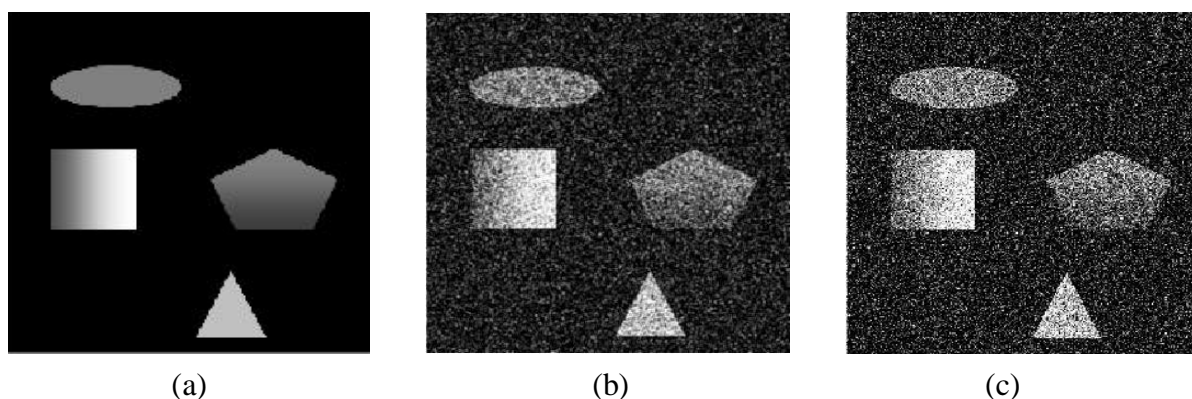


Figure III.8 - (a) Image synthétique (2) originale ; (b) Image bruitée avec flou et, (c) Image bruitée sans flou.



Figure III.9- Image satellitaire. [40]

On va d'abord comparer les résultats de la segmentation des images synthétiques à l'aide de la méthode Fuzzy C-Means.

Sachant que pour utiliser l'algorithme FCM plusieurs paramètres doivent être fixés par l'utilisateur, nous évaluerons les résultats en faisant varier un à un ces différents paramètres qui sont en l'occurrence le seuil de convergence ε , le nombre de classe C , et le facteur flou m . La variation de cet élément influe sur le nombre d'itération It de l'algorithme donc sur le temps de calcul. Nous donnerons à chaque fois ce nombre d'itération.

III.6.1. Présentation des résultats sur des images synthétiques bruitées

L'objectif de ces exemples étant d'obtenir des segmentations en composantes homogènes facilement exploitable et l'évaluation de résultat de segmentation des images synthétiques par FCM. Les segmentations de ces images obtenues à partir des FCM sont reportées sur les figures : Figure III.10 et Figure III.11.

En générale, les résultats obtenus sont satisfaisants qui présentent des performances semblables en termes d'estimation des paramètres et en terme de segmentation. Si l'on analyse les variations des segmentations au point de vue visuel, on remarque qu'elles sont cohérentes. La méthode de FCM fournit de bons résultats lorsque les images est avec et sans flou. Cette impression est confirmée par la valeur de PSNR associée à chaque résultat de segmentation présentés dans les tableaux : Tableau III.1 et Tableau III.2, on peut dire que la méthode de segmentation fondue sur FCM est adaptée aux images avec et sans flou.

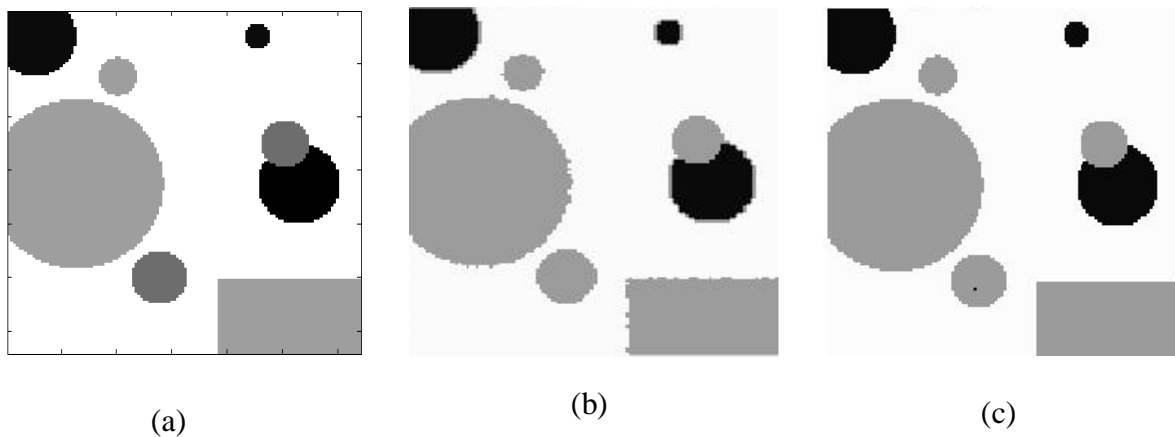


Figure III.10- Résultat de segmentation en niveau de gris de l'image synthétique (1) : (a) image originale, (b) image segmentée avec flou, (c) image segmentée sans flou selon algorithme en FCM

Tableau.III.1 - PSNR pour le résultat de la segmentation de l'image synthétique (1) avec et sans flou.

PSNR	Image segmenté avec flou	Image segmenté sans flou
	35.2962	34.5890

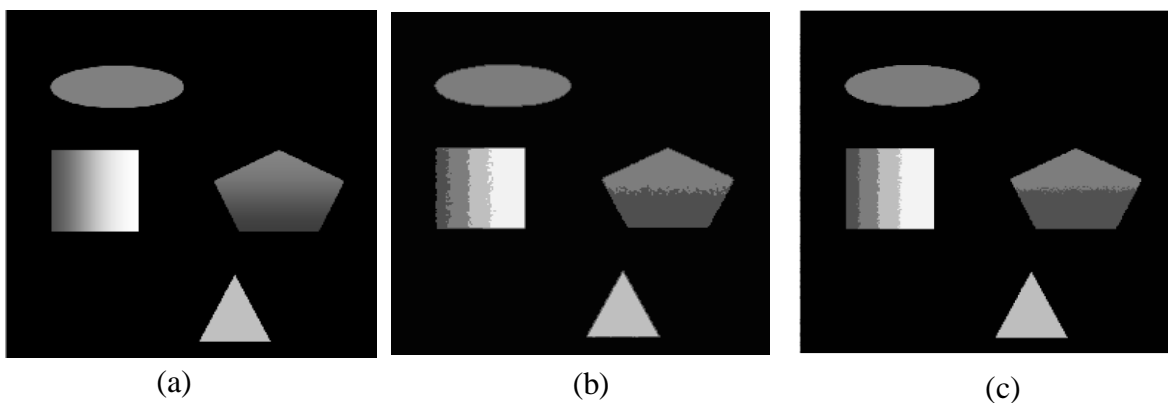


Figure III.11- Résultat de segmentation en niveau de gris de l'image synthétique (2) : (a) image originale, (b) image segmentée avec flou, (c) image segmentée sans flou selon algorithme en FCM

Tableau.III.2 - PSNR pour le résultat de la segmentation de l'image synthétique (2) avec et sans flou.

PSNR	Image segmenté avec flou	Image segmenté sans flou
		32.1676

III.6.2. Influence de la valeur du nombre de classes C sur la segmentation d'image.

Dans cette partie, nous proposons d'étudier l'influence de C sur la segmentation des différentes images synthétiques. Nous segmentons bien sûr par la méthode de FCM.

Les résultats de la segmentation des images synthétiques sont présentés respectivement sur les figures : Figure III.12 et Figure III.13, les paramètres ε et m étant fixe ($\varepsilon = 1 e^{-7}$ et $m=2$).

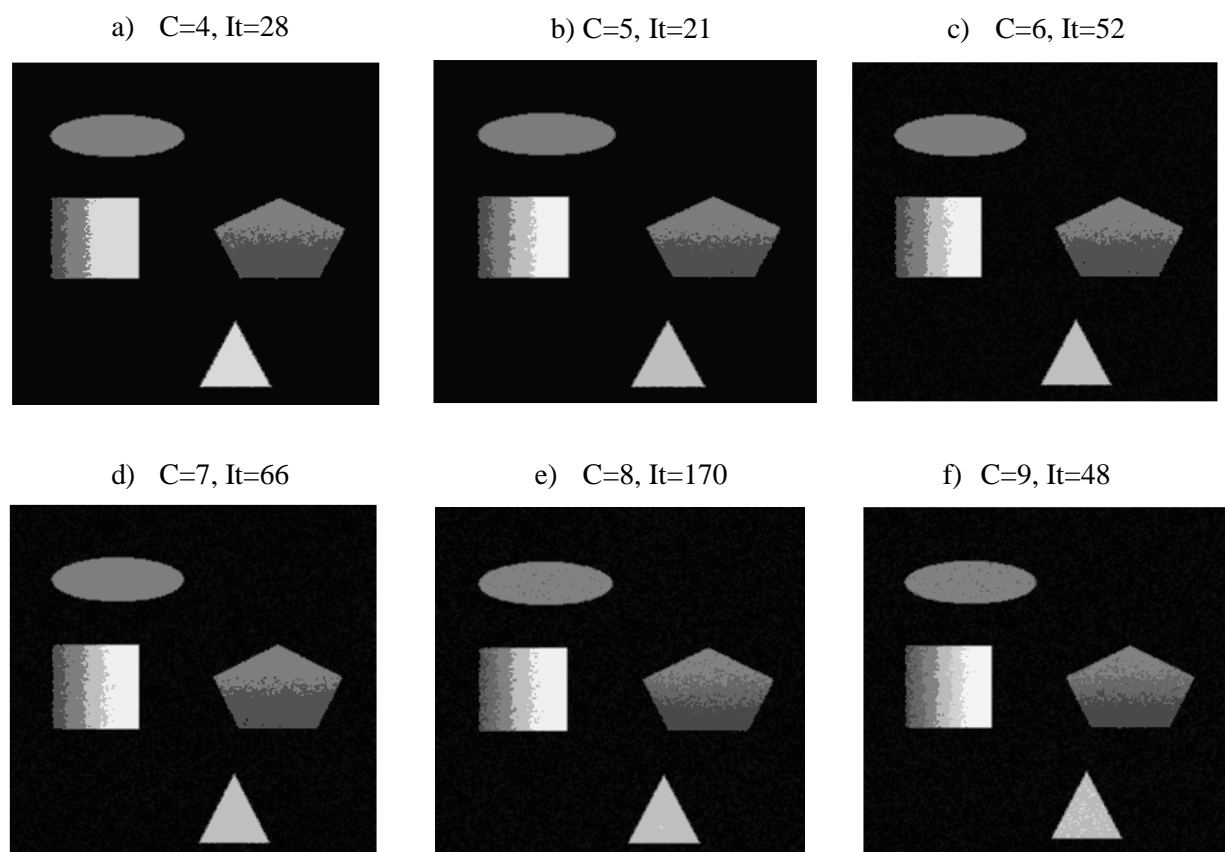


Figure III.12- Résultats de la segmentation de l'image synthétique (2) en 4, 5, 6, 7, 8 et 9 classes.

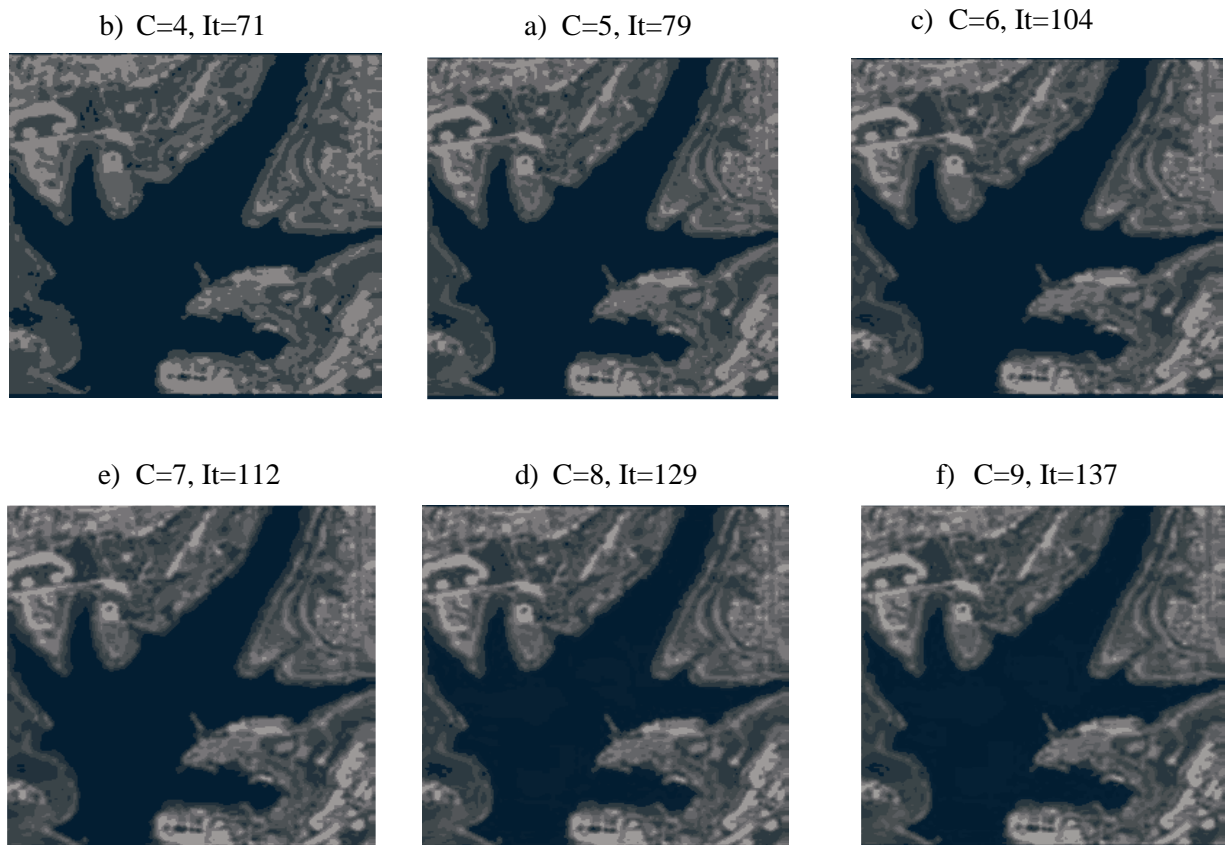


Figure III.13- Résultats de la segmentation de l'image satellitaire en 4, 5, 6, 7, 8 et 9 classes.

Après une analyse globale des images de la figure III.12 et de la figure III.13, nous constatons que lorsque le nombre de classes est bien défini on a une bonne segmentation comme la montre les figures : figure III.12. b et figure III.13.b, par contre si le nombre de classes est mal choisi on a une mauvaise segmentation.

III.6.3. Influence de la valeur du seuil de convergence ε

Les figures : figure III.14 et figure III.15 illustrent l'influence de la variation du seuil de convergence ε sur les résultats de la segmentation de l'image satellitaire et de l'image synthétique (2).

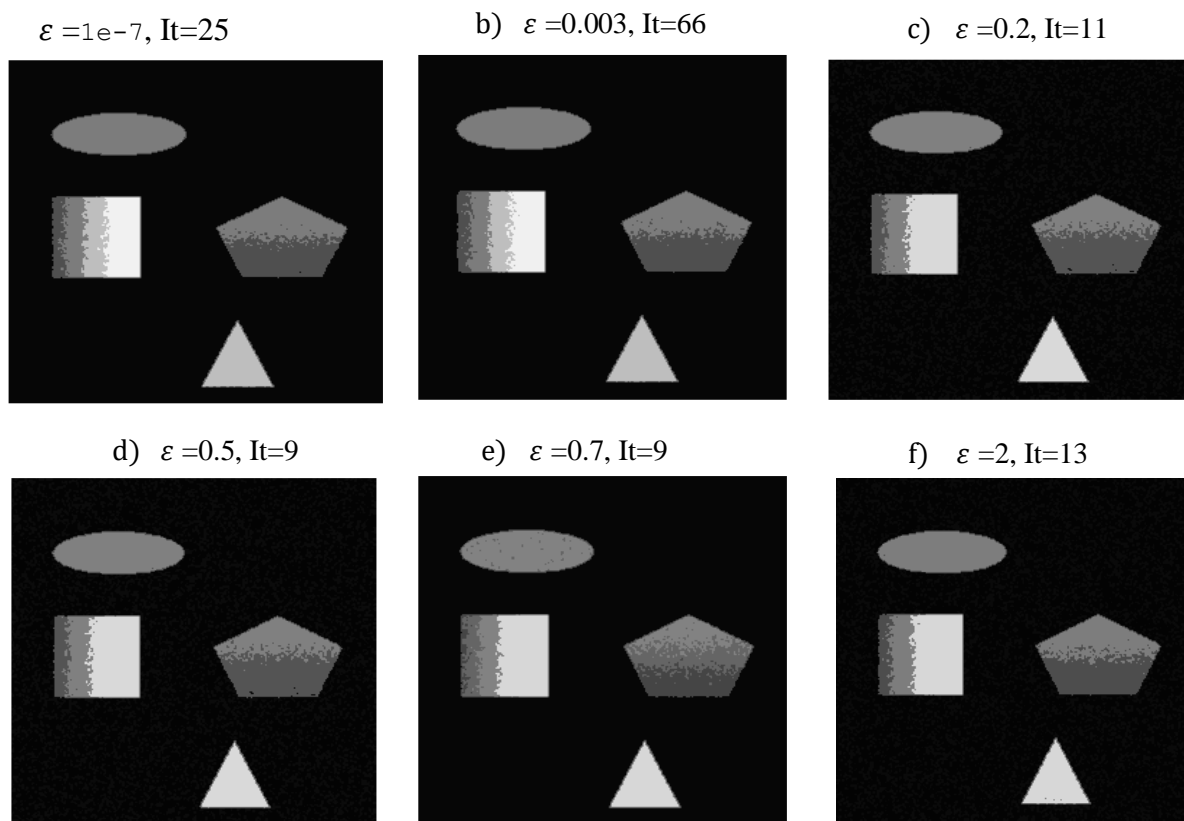


Figure III.14- Résultats de la segmentation de l'image synthétique (2) en 5 classes avec différentes valeurs de ϵ

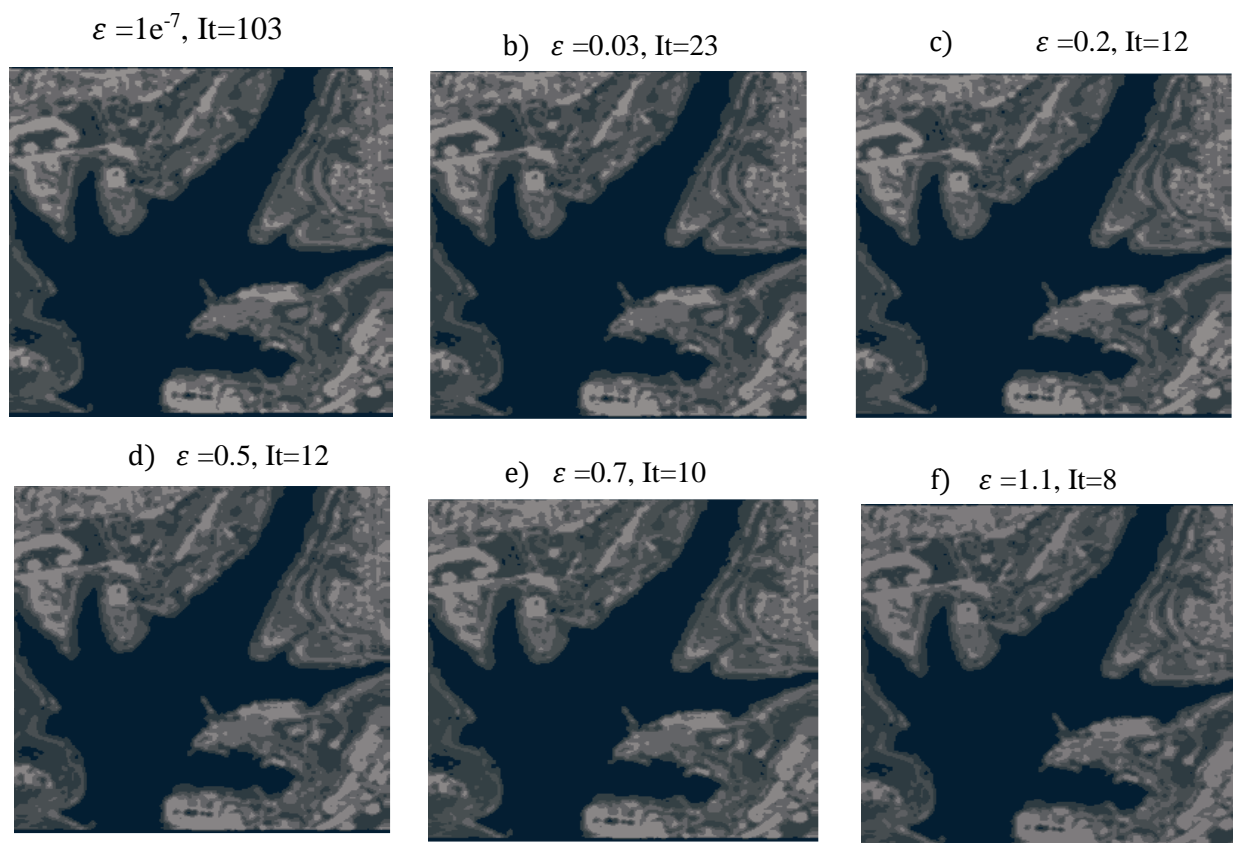


Figure III.15 : Résultats de la segmentation de l'image satellitaire en 5 classes avec différentes valeurs de ϵ

Nous remarquons que le nombre de classes conduites et relativement stables pour différentes valeurs de ε , et que pour de très faibles valeurs de ce dernier, nous avons une meilleure segmentation du point de vue qualité des résultats. En effet si nous observons les résultats de l'image synthétique de la figure III.14, nous pouvons bien voir que dans le cas (f), par exemple, la carrée est englobée de pixels mal classés. Ce résultat est tout à fait prévisible, car ce paramètre correspond à la valeur maximale de l'erreur autorisée. Plus cette valeur est faible, moins l'erreur est importante et les résultats sont meilleurs.

III.6.3. Influence de la valeur du facteur flou m

La figure III.16 illustre l'influence du facteur m sur les résultats de la segmentation. Lorsqu'elle est appliquée à l'image satellitaire.

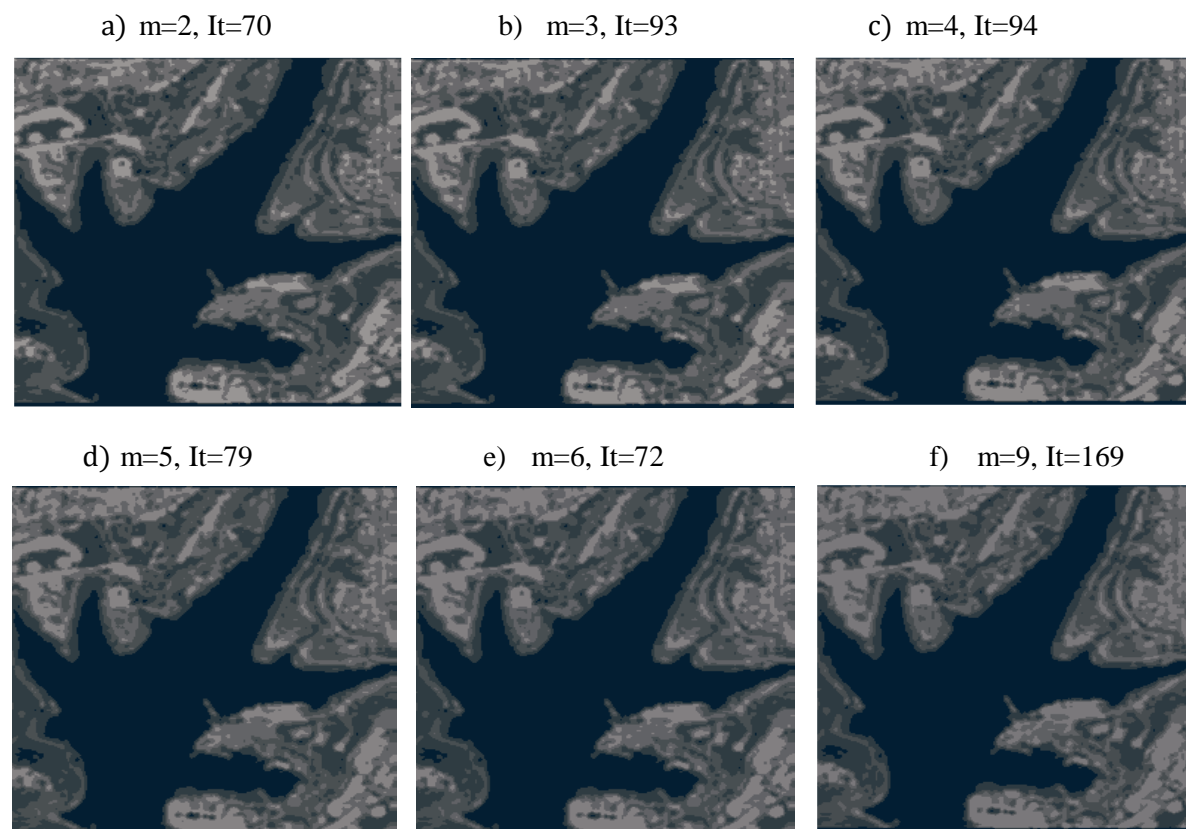


Figure III.16 : Résultats de la segmentation de l'image satellitaire en 5 classes avec différentes valeurs de m

Dans la figure III.16 nous constatons que l'augmentation de la valeur du facteur flou m conduit à une augmentation du nombre d'itérations d'une part, et d'autre part à une mauvaise segmentation comme la montre la figure III.16.f. L'image classée avec la valeur $m=3$ semble être le meilleur résultat car les classes sont assez bien définies avec un temps de calcul relativement faible (sachant que le temps de calcul est proportionnel au nombre d'itérations).

III.7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la méthode de segmentation floue FCM, qui est née pour contester les méthodes classiques de segmentation, en associant à un pixel de différentes classes selon des degrés d'appartenance au lieu de se limiter à une seule classe. Ainsi nous avons introduit quelques notions de base sur la logique floue, les fonctions d'appartenances et les opérations applicables sur les ensembles flous. Nous avons ensuite, présentés le principe de base de l'algorithme FCM, cet algorithme sera testé et évalué sur des problèmes de segmentation non supervisée d'images synthétiques. Il formera un système de segmentation qui sera par la suite implémenté. Cette implémentation mettra en évidence l'intérêt et la performance de FCM au niveau de la segmentation des images satellitaires et détection des nappes d'eau.

L'eau est une ressource vitale pour le développement démographique et économique de la planète et sa problématique ne se pose pas dans les mêmes termes selon le niveau de développement économique social et politique atteint par les différents pays.

Dans les chapitres précédents, les étapes de traitement et l'algorithme des moyennes floues ont été présentés. Nous présentons et interprétons les résultats de la modélisation et de la technique d'estimation des paramètres à la segmentation non supervisée d'images satellitaires et la détection des nappes d'eaux.



IV.1. Introduction

Les nappes d'eau sont des ressources importantes pour la biosphère et l'anthroposphère et que représente 72% de la Terre. Elles favorisent la préservation des habitats, le développement de la biodiversité et le maintien des services écosystémiques en contrôlant le cycle des nutriments et le carbone à l'échelle mondiale. Elles sont essentielles à la vie quotidienne de l'homme, notamment pour l'irrigation, la consommation d'eau potable, la production hydro-électrique.

Dans de nombreuses régions, la détection des ressources hydriques est un problème majeur pour le développement économique. Lorsque cette détection est nécessaire sur de grands territoires, les mesures ponctuelles, même si elles sont très précises, ne peuvent conduire à la vision synoptique dont les scientifiques, les gestionnaires et les aménageurs ont besoin.

L'imagerie satellitaire constitue une source de données adaptées permettant de fournir des informations sur les nappes d'eau. De nos jours, la télédétection a connu une révolution avec le lancement des satellites Sentinel-1 (Radar) et Sentinel-2 (Optique) qui disposent d'une haute fréquence de revisite et d'une résolution spatiale moyenne à élevé. Ces données peuvent fournir des séries temporelles essentielles pour apporter davantage des informations afin d'améliorer la capacité d'observation des nappes d'eau.

L'exploitation de telles données massives et multi-sources pose des défis en termes d'extraction de connaissances et de processus de traitement d'images car les chaînes de traitement doivent être le plus automatique possible. La segmentation de l'image, le partitionnement d'une image en une région homogène fondée sur un ensemble de caractéristiques, est un élément clé de traitement de l'image et de la vision par ordinateur. Le regroupement est l'une des méthodes disponibles à cet effet. Le regroupement est un procédé qui peut être utilisé pour classer les pixels en fonction de similitude selon la couleur ou le niveau de gris de l'intensité du pixel.

IV.2. Environnement de développement

L'implémentation d'une application consiste à gérer des informations, les sauvegarder et les traiter de diverses façons. Avant de résoudre un problème quelconque, il faut bien le connaître et l'analyser avec les moindres détails. Une fois cette analyse menée, la position du problème est suffisamment formulée de telle manière que nous pouvons implémenter la solution au moyen d'un langage choisi. [1]

IV.2.1. Outil de développement : MATLAB R2018a

IV.2.1. 1. Définition

MATLAB est un logiciel de calcul et de visualisation, dont les entités de base sont des matrices : MATLAB est une abréviation de Matrix Laboratory. C'est un langage interprété, il propose des facilités de programmation et de visualisation, ainsi qu'un grand nombre de fonctions réalisant diverses méthodes numériques.

IV.2.2. Bases de données

Une base de données d'images de nappes d'eau prises par le satellite Sentinel-1-2 API. Chaque image est accompagnée d'un masque noir et blanc où le blanc représente l'eau et le noir représente le reste de l'image. Les masques ont été générés en calculant le NWDI (Normalized Water Difference Index) qui est dérivé des bandes 8 et 3 du satellite et fréquemment utilisé pour détecter et mesurer la végétation dans les images satellites, mais un seuil plus élevé a été utilisé pour détecter les nappes d'eau.

IV.3. Algorithme de Fuzzy C_Means

L'algorithme des C-moyennes floues est proche de l'algorithme des k-moyennes mais présente l'avantage d'une sensibilité à l'initialisation plus faible. Où l'on introduit la notion d'ensemble flou dans la définition des classes. Cet algorithme utilise un critère de minimisation des distances intra-classes et de maximisation des distances inter-classes, mais en tenant compte des degrés d'appartenance et en optimisant la fonction J.

$$J_m = \sum_{i=1}^D \sum_{j=1}^N u_{ij}^m \|x_i - c_j\|^2 \quad \dots \text{(IV-1)}$$

Où

D : est le nombre de points de données.

N : est le nombre de grappes.

m : est l'exposant de la matrice de partition floue pour contrôler le degré de chevauchement flou, avec $m > 1$. Le chevauchement flou fait référence au degré de flou des frontières entre

les clusters, c'est-à-dire le nombre de points de données qui ont une appartenance significative à plus d'un cluster.

X_i : est le i -ème point de données.

C_j : est le centre du j -ème cluster.

u_{ij} : est le degré d'appartenance de x_i au j -ème cluster. Pour un point de données donné x_i , la somme des valeurs d'appartenance pour tous les clusters est un FCM effectuée les étapes suivantes lors de la mise en cluster :

1) Initialiser aléatoirement les valeurs d'appartenance au cluster u_{ij} .

2) Calculez les centres de cluster :

$$b_n = \frac{\sum_{i=1}^D u_{ij}^m x_i}{\sum_{i=1}^D u_{ij}^m} \quad \dots \text{(IV-2)}$$

3) Mettez à jour U_{ij} selon ce qui suit :

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^N \left(\frac{\|x_i - c_j\|}{\|x_i - c_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad \dots \text{(IV-3)}$$

4) Calculez la fonction objectif J_m .

5) Répétez les étapes 2 à 4 jusqu'à ce que J_m s'améliore de moins d'un seuil minimal spécifié ou jusqu'à ce qu'un nombre maximal d'itérations spécifié soit atteint.

IV.4. Conception du système de détection

IV.4. 1. Objectif

L'objectif de notre travail est la segmentation des images satellitaires par la méthode de classification non supervisée Fuzzy C_Means. Il est précédé par le choix du nombre de classes et le nombre maximum d'itérations ainsi que le choix de la valeur du facteur flou m et la valeur d'epsilon puis complété par une détection de régions ROI de nappe d'eau.

IV.4. 2. Schéma général de conception

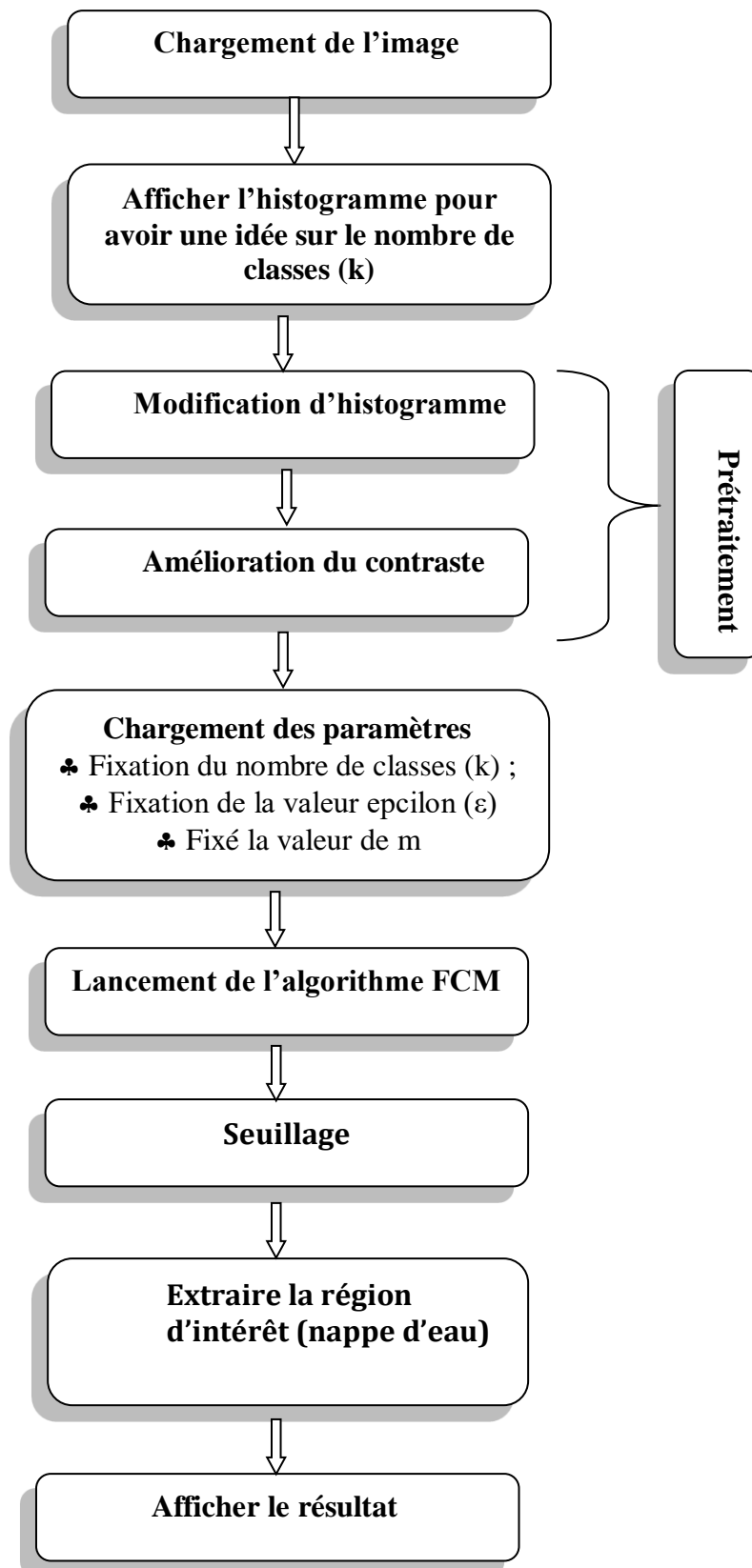


Figure IV.1- Schéma général de conception

IV.5. Critère d'évaluation des résultats de segmentation

Dans le cas général, nous expérimentons et évaluons nos algorithmes de segmentation en utilisant les images réelles satellitaires afin de comparer à une vérité terrain.

IV.5.1. Evaluation de la robustesse

La robustesse a été définie comme la capacité de l'algorithme automatique proposé à donner des résultats de segmentations cohérentes sur diverses acquisitions par l'appareil avec l'utilisation des algorithmes de reconstruction du même objet d'intérêt donné dans une image, en considérant diverses propriétés d'images telles que la contraste, l'échantillonnage spatial, la texture ... etc.

IV.5.2. Evaluation de la précision

La précision a été définie comme la capacité de l'algorithme automatique à définir la forme et la position du ROI ; et, pour l'évaluer, on a besoin de disposer d'une vérité-terrain. Pour l'évaluation de la précision, la classification erreur (CE) a été utilisée. La CE a été calculée par rapport à un substitut de vérité (le masque) donnée par les experts. La classification erreur fondée sur deux contributions qui sont : les faux négatifs (le nombre de pixels mal classés dans la vérité-terrain (ROI), et les faux positifs (le nombre de pixel mal classé en dehors de la vérité-terrain). La CE est alors calculé comme la somme des pixels mal classés positifs et négatifs, divisée par le nombre de pixels définissant la vérité-terrain.

Différentes mesures, peuvent être utilisées pour évaluer l'exactitude, la précision, la sensibilité et la reproductibilité de la méthodologie considérée. Parmi eux, l'erreur de classification (CE %), la précision (valeur prédictive positive PPV %) et le rappel (R %) (Sensibilité) sont utilisés :

$$CE(\%) = \frac{NCE+PCE}{V_{oIL}} \times 100 \quad \dots (IV-4)$$

$$Precision(\%) = PPV(\%) = \frac{TP}{TP+FP} \times 100 \quad \dots (IV-5)$$

$$Recall(\%) = R(\%) = \frac{TP}{TP+FN} \times 100 \quad \dots (IV-6)$$

Où V_{est} et V_{ref} représentent l'ensemble des pixels étiquetés par une segmentation automatique et vérité-terrain, NCE et PCE sont respectivement l'erreur fausse négative et fausse positive et V_{OIL} est le nombre de pixels reflétant la vérité-terrain. TP est le vrai positif (intersection entre la vérité-terrain et la segmentation), FP est le faux positif (parties segmentées ne chevauchant pas avec la vérité-terrain), et FN est le faux négatif (parties manquées de la vérité-terrain).

IV.6. Résultats expérimentaux

Nous allons expérimenter la méthode de segmentation basée sur C-Moyennes floues, que nous avons étudiée aux chapitres précédents, sur une série d'images satellitaires réelles couleurs de taille $533 \times 529 \times 3$.

IV.6.1. Présentation des résultats

Les exemples traités sont des images couleur de même taille. Cette série d'expérimentations concerne des images satellitaires réelles, pour lesquelles il existe de valeur exacte du nombre de classes. Cependant il est possible d'obtenir un avis d'expert sur un nombre de classes approprié en fonction du contexte ou bien l'utilisation de l'histogramme. L'objectif de ces exemples étant d'obtenir :

- des segmentations en composantes homogènes facilement exploitables et d'attirer l'attention sur la qualité de la segmentation des images satellitaires par les FCM.
- Détection de la région d'intérêt (nappe d'eau).

Les segmentations de ces images obtenues à partir des C_moyennes floues sont reportées sur les figures : Figure IV.2. (b), Figure IV.3. (b), Figure IV.4. (b) et Figure IV.5. (b). Visuellement, FCM donne un résultat plus régularisé avec une minimisation exponentielle de la fonction objectif global, qui diminuée avec l'augmentation de nombre d'itérations. Les résultats obtenus sont affichés sur les figures : Figure IV.2. (d), Figure IV.3. (d), Figure IV.4. (d) et Figure IV.5(d). Les régions d'intérêts sont référées sur les figures Figure IV.2. (c), Figure IV.3. (c), Figure IV.4. (c) et Figure IV.5. (c).

Les tableaux de Tableau IV.1, Tableau IV.2, Tableau IV.3, Tableau IV.4 récapitulent les erreurs de classification, la sensibilité et la précision pour chaque résultat de segmentation. En effet ce critère permet d'estimer l'homogénéité des régions de l'image segmentée.

IV.6.2. Analyse et discussion

En général, les résultats conquis sont convenables qui présentent la performance en matière d'estimation des paramètres de modèle et en terme de segmentation. Si l'on analyse les variations des segmentations au point de vue visuel et au sens du critère d'évaluation, on remarque qu'elles sont cohérentes. Mais on peut tirer quelques remarques :

- Nos résultats expérimentaux montrent que les FCM peuvent être utilisés pour segmenter une variété de formes différentes.
- Afin d'assurer la convergence des algorithmes, nous avons refait les expériences pour toutes les images avec $\varepsilon=0.0000001$: aucune dégradation des segmentations n'est observée. La qualité complète est comparable pour le résultat de classification, mais le temps de calcul est tout à fait différent.
- Si l'on analyse la détection du ROI au point de vue visuel, on remarque qu'elles sont cohérentes. La méthode de Fuzzy C_Means (FCM) fournit une meilleure délimitation de la région d'intérêt (nappe d'eau) ciblé pour la planification du traitement satellitaire afin de faciliter la détection des ressources en eau. Cette conséquence est confirmée par les valeurs de : erreurs de classification, la sensibilité et la précision associée à chaque résultat de la détection, on peut dire que la méthode de segmentation fondue sur Fuzzy C_Means est adaptée aux images satellitaires.

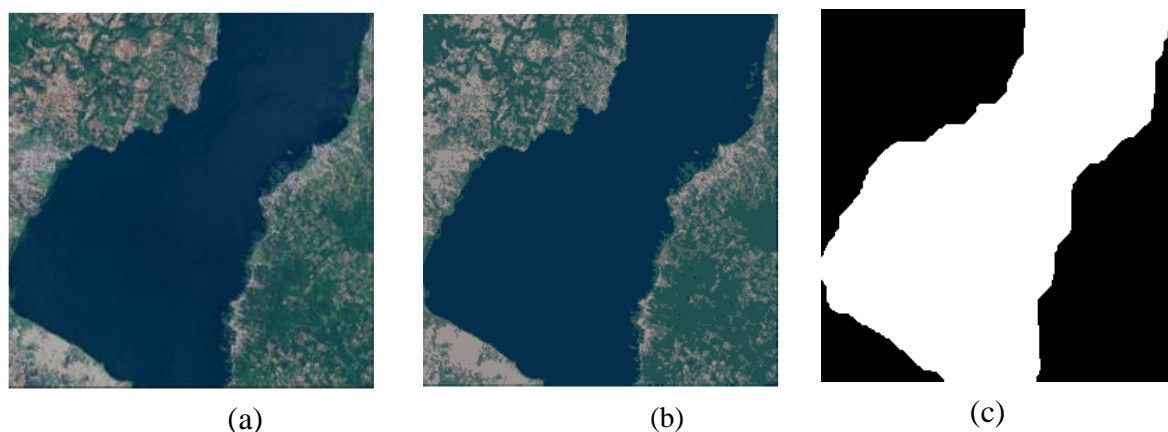
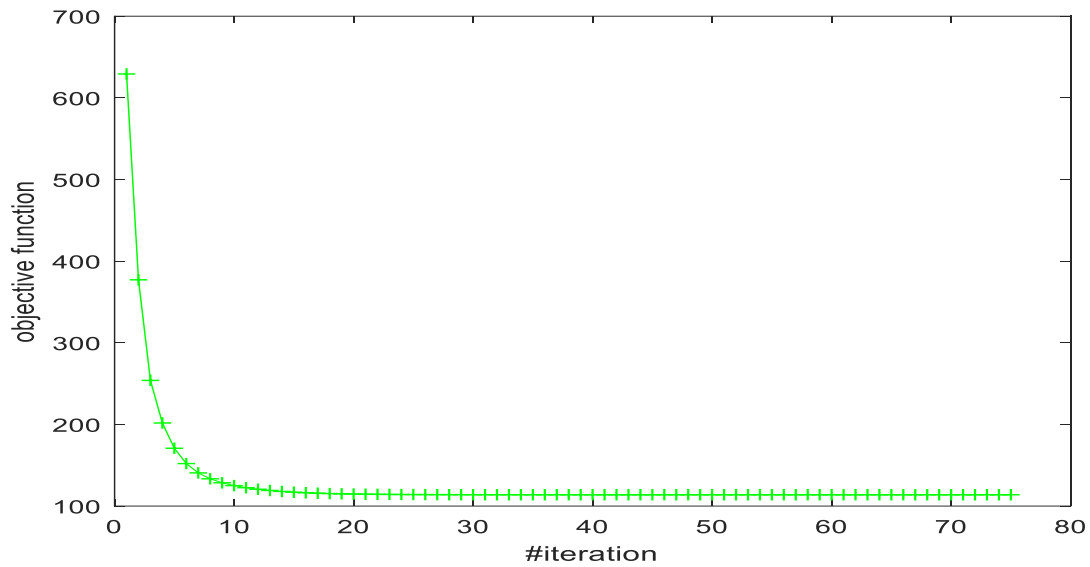


Figure IV. 2 - Résultat de segmentation de l'image satellitaire (1) : (a) image originale, (b) image segmentée par FCM, (c) la région d'intérêt, (d) la courbe de la fonction objectif.



(d)

Tableau IV.1 – L’erreur de classification, la sensibilité et la précision pour le résultat de la segmentation de l’image de l’image satellitaire (1).

Précision	Recall	Accuracy	C.E.
97.2537	99.7278	98.4421	3.0118

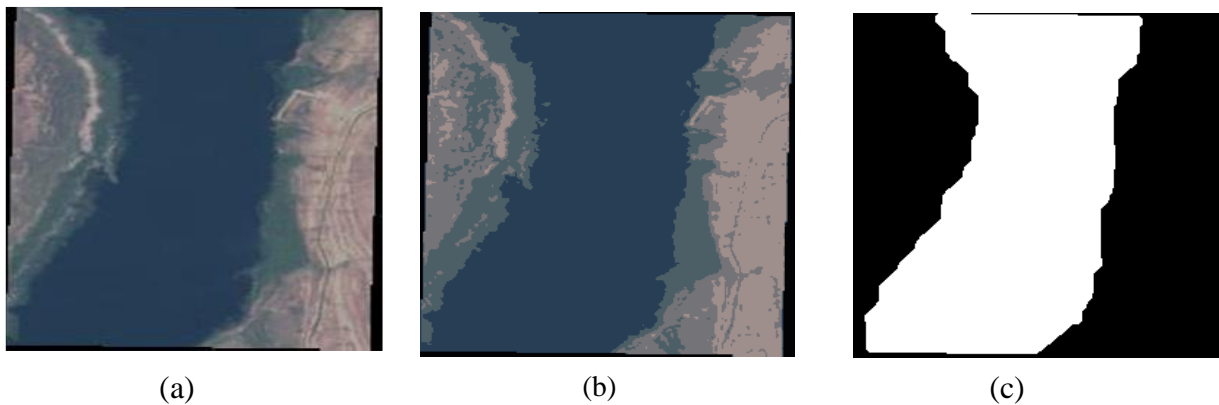


Figure IV. 3 - Résultat de segmentation de l’image satellitaire (2) : (a) image originale, (b) image segmentée par FCM, (c) la région d’intérêt, (d) la courbe de la fonction objectif.

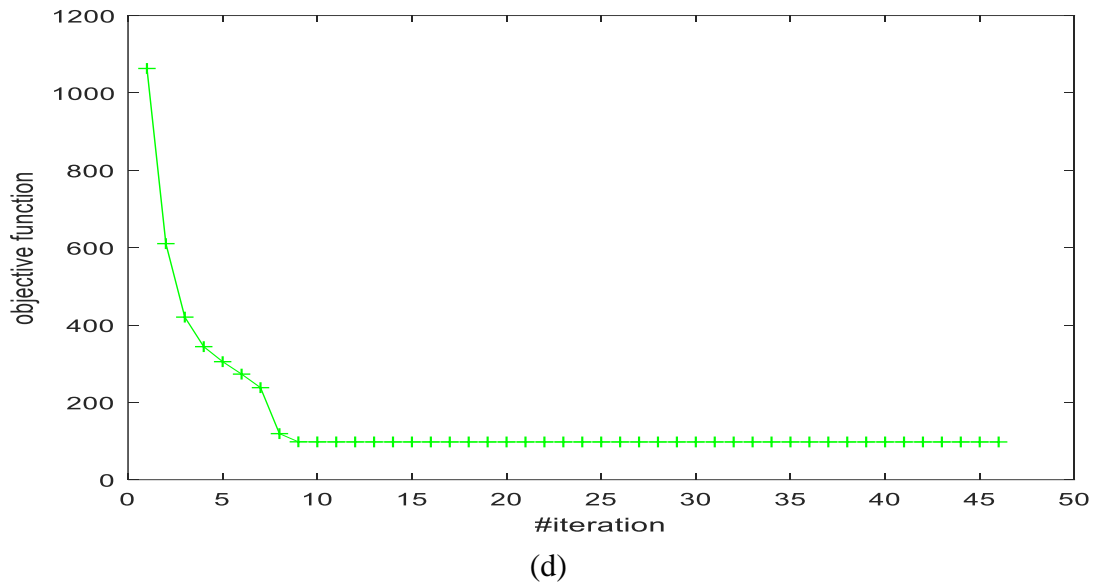


Tableau IV.2 – L’erreur de classification, la sensibilité et la précision pour le résultat de la segmentation de l’image de l’image satellitaire (2).

Précision	Recall	Accuracy	C.E.
99.9771	96.4972	98.2986	3.6520

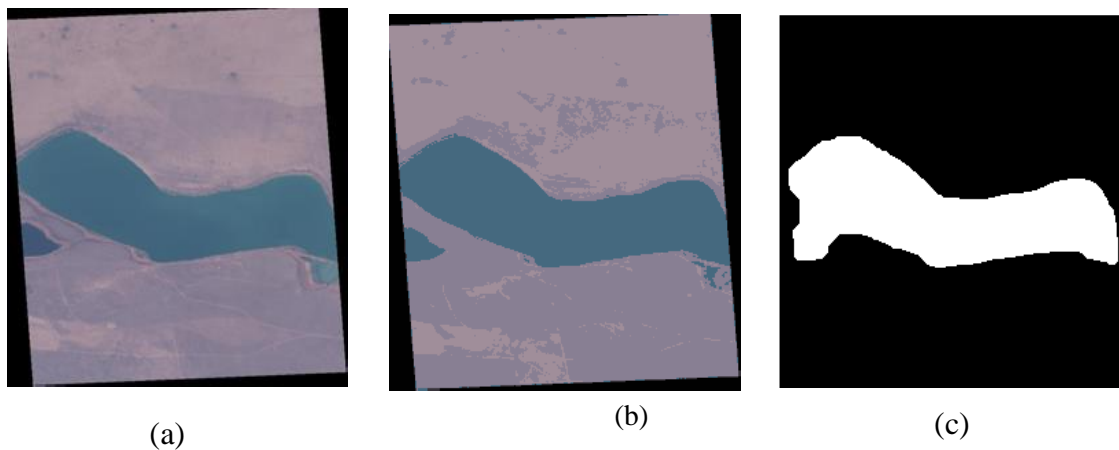
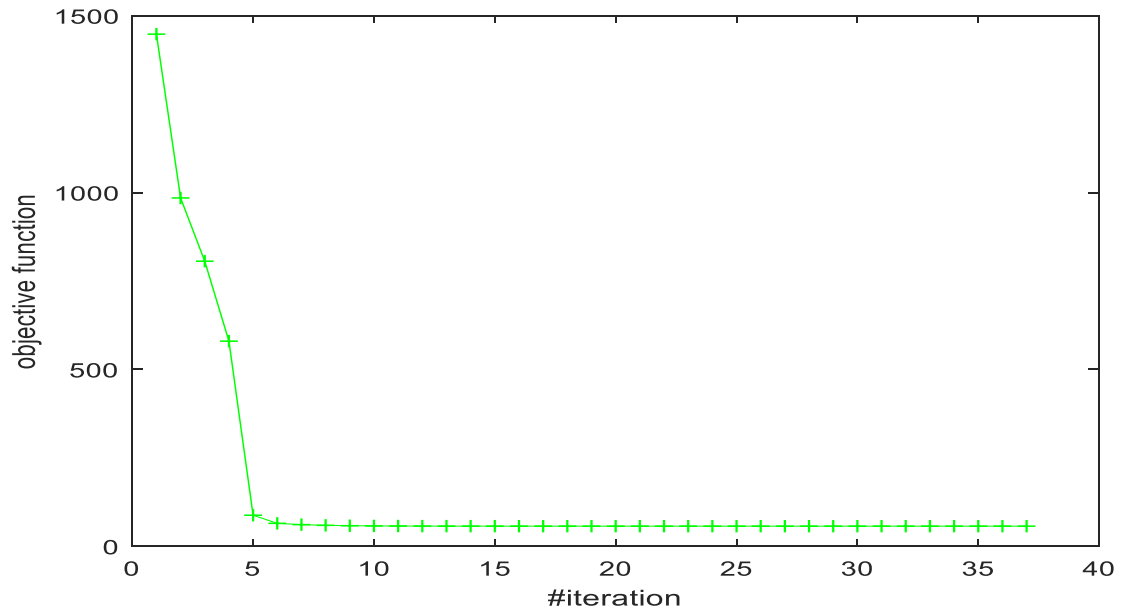


Figure IV. 4 - Résultat de segmentation de l’image satellitaire (3) : (a) image originale, (b) image segmentée par FCM, (c) la région d’intérêt, (d) la courbe de la fonction objectif.



(d)

Tableau IV.3 – L’erreur de classification, la sensibilité et la précision pour le résultat de la segmentation de l’image de l’image satellitaire (3).

Précision	Recall	Accuracy	C.E.
96.9339	100	99.3973	3.0661

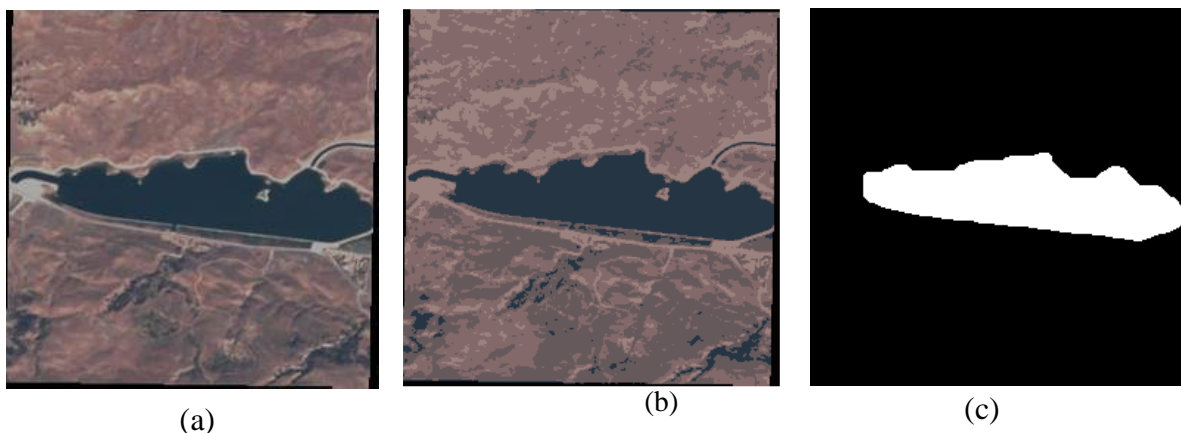
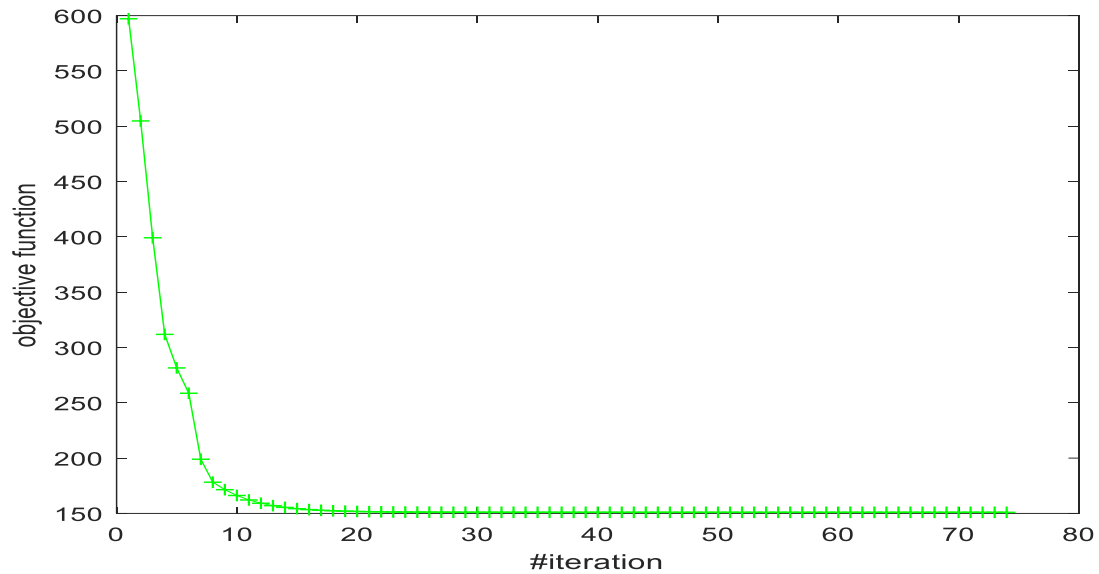


Figure IV.5 - Résultat de segmentation de l’image satellitaire (4) : (a) image originale, (b) image segmentée par FCM, (c) la région d’intérêt, (d) la courbe de la fonction objectif.



(d)

Tableau IV.4 – L’erreur de classification, la sensibilité et la précision pour le résultat de la segmentation de l’image de l’image satellitaire (4).

Précision	Recall	Accuracy	C.E.
97.6613	98.8414	99.5682	3.4835

IV.7. Conclusion

Ce travail décrit la segmentation non supervisée des images satellitaires dans le cadre de la détection des nappes d’eau par l’algorithme FCM. Cette approche produit des résultats excellents dans de nombreux cas (précision élevée, reproductibilité et marge d’erreur minime). Les frontières des régions des structures excellentes sont généralement mieux préservées. En plus de l’estimation robuste des paramètres. Les résultats expérimentaux portant sur différentes images ont montré l’efficacité de l’algorithme FCM pour détecter la ROI quel que soit le type.

V.1. Récapitulatif

Dans ce mémoire nous avons travaillé sur les axes suivants :

- Étude des images.
- Pour faire cette étude nous avons traité des images satellitaires.
- Les modèles stochastiques que sont les Fuzzy C_Means (FCM) s'avèrent être de bons détecteurs des régions (la nappe d'eau). C'est pour cela qu'ils ont été largement utilisés à cet effet comme pour la classification et la segmentation. Le travail présenté dans ce mémoire concerne le domaine du traitement d'images satellitaires et plus précisément celui de la segmentation par classification floue basé sur l'algorithme Fuzzy C_Means (FCM), dont le principe est d'attribuer des degrés d'appartenance à chaque pixel, ce qui traduit le fait qu'un pixel peut appartenir à différentes classes, avec différentes valeurs.

Pour aboutir à cela nous avons fait les étapes suivantes :

- La première partie a été consacrée à une présentation des images satellitaires et aux différents modèles de segmentation. L'étude de ces modèles montre que la théorie la plus utilisée pour modéliser l'information extraite des images est sans conteste la théorie de la logique floue. Ils introduisent des informations contextuelles avec une régularisation spatiale. Par contre, les autres méthodes de segmentation d'images, qu'on a vues, comportent certaines limitations. Ces méthodes ne respectent pas la cohérence spatiale des classes dans l'image.
- La deuxième partie s'est intéressée à la méthode de segmentation floue FCM (Fuzzy C_Means), qui est née pour contester les méthodes classiques de segmentation, en associant à un pixel différentes classes selon des degrés d'appartenance au lieu de se limiter à une seule classe. Ainsi nous avons introduit quelques notions de base sur la logique floue, les fonctions d'appartenances et les opérations applicables sur les ensembles flous. Nous avons ensuite, présenté le principe de base de l'algorithme FCM.

Toutes les différentes étapes des algorithmes ont été programmées avec Matlab. Nous avons étudié l'influence des différents paramètres (C , m et ε) sur les résultats de la segmentation. Dans cette partie, nos différents algorithmes seront testés et évalués sur des problèmes de classification non supervisée d'images synthétiques. En se référant aux résultats expérimentaux exposés au chapitre 3, nous avons pu observer que, de manière générale, que l'algorithme étudié montre une bonne segmentation d'une part et d'autre part d'un point de vue temps de calcul, s'avère plus efficace quel que soit la taille de l'image.

- La troisième et la dernière partie a été pour nous l'occasion de mettre à l'œuvre le Fuzzy C_Means (FCM) utilisé dans les parties précédentes. On a implémenté cette segmentation non supervisée sur des images satellitaires. Compte tenu de cette étude, nous avons retenu que la robustesse de Fuzzy C_Means (FCM) donne des résultats satisfaisants dans les images satellitaires au niveau de la prise de décision des nappes d'eau.

Plusieurs améliorations pour la segmentation non supervisée sur des images satellitaires sont néanmoins envisageables.

V.2. Perspectives

Ce manuscrit nous a ouvert la porte sur les méthodes stochastiques en analyse d'images telles que la segmentation et la classification ; nous nous sommes intéressés à la segmentation non supervisée d'images satellitaires modélisées par les Fuzzy C_Means (FCM) pour la détection de la région d'intérêt c'est la nappe d'eau. Maintenant l'application des nouvelles technologies (Intelligence Artificielle) sur l'image satellitaire donne des informations importantes sur l'environnement et le développement durable (le changement climatique, les crises et les catastrophes naturelles, conduisant à des actions à mener, comme les problématiques de déforestation et de suivi des ressources hydrique). Elles donnent des éclaircissements sur des indicateurs environnementaux à l'étude des phénomènes dynamiques, le suivi et l'interprétation évolutive de ces derniers. Parmi les applications sur les images satellitaires envisagée la détection de feux forêt.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] IMESSAOUDENE.N, Utilisation de la télédétection pour la cartographie géologique du Massif des Eglab et de sa bordure sédimentaire (Sud-Ouest algérien), université Ferhat abbas – Sétif. Thèse du Master, 2011-2012, pp 4.
- [2] G. & a. Mauricio Labrador, « Satellites pour la Télédétection appliquée à la gestion territoriale », Editeur : Département de l'Agriculture, de l'Élevage, de la Pêche et des Eaux du Gouvernement des Canaries, 2013.
- [3] Francisco Eugenio González, Javier Marcello Ruiz et Ferran Marqués Acosta 2012 : MANUEL de TÉLÉDÉTECTION SPATIALE. 337p.
- [4] TOUMIAT. Ch, Traitement d'images et analyse de surface d'onde liées à l'observation terrestre et spatial, université ferhat abbas-Setif. Thèse de mater, pp 13, 24, 25.
- [5] G. & a. Mauricio Labrador, « Satellites pour la Télédétection appliquée à la gestion territoriale », Editeur : Département de l'Agriculture, de l'Élevage, de la Pêche et des Eaux du Gouvernement des Canaries, 2013.
- [6] Centre Canadien de la Télédétection, "<http://ccrs.nrcan.gc.ca>".
- [7] TOUMIAT. Ch, Traitement d'images et analyse de surface d'onde liées à l'observation terrestre et spatial, université ferhat abbas-Setif. Thèse de mater, pp 13, 24, 25
- [8] www.mcours.net/fra15/laillfra15lan192.pdf.
- [9] Centre Canadien de la Télédétection, "<http://ccrs.nrcan.gc.ca>".
- [10] [cours de La télédétection -Images et applications. Université Paris 12. 117p.]
- [11] Zigh Ehlem, 'Appariement d'images : Application aux images satellitaires urbaines très haute résolution spatiale', Thèse en vue de l'obtention du diplôme de Doctorat Es-sciences, 2014.
- [12] <https://pro.arcgis.com/fr/pro-app/latest/help/data/imagery/introduction-to-orthomapping.-htm>)
- [13] H. Hadwiger. Vorlesungen über Inhalt, Oberfläche und Isoperimetrie. Springer, 1957.

- [14] Marechal Menrt. Phoenix Publication un sujet qui Mérite Débat la ville Americaine, 2002
- [15] TOUMIAT. Ch, Traitement d'images et analyse de surface d'onde liées à l'observation terrestre et spatial, université ferhat abbas-Setif. Thèse de mater, pp 13, 24, 25.
- [16] R. Hummel □ Image enhancement by histogram transformation, CGIP, vol. 6, 184-195, (1977).
- [17] J-P.Cocquerez et S.Philipp. Analyse d'images : filtrage et segmentation. Masson. 1995.
- [18] K. FU et J. MUI, A survey on image segmentation, Pattern Recognition, Vol. 13, 1981, pp. 3-16.
- [19] Comaniciu D. and Meer P. Mean shift : a robust approach toward feature space analysis. IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence, 24(5) :603619, 2002.
- [20] N. Marthic, W. Pieczynski. Estimation of mixture and unsupervised segmentation of images. Proceedings of IGARSS, Helsinki, Finland, pp.1083-1086, June 1991.
- [21] A.Marzouki, Y.Delignon and W. Pieczynski. Adaptative segmentation of SAR images. IEEE. Vol.02, pp 449-454, 1994.
- [22] Y. Linde, A. Buzo, R. Gray. An algorithm for vector quantizer design. IEEE Transactions on Communications, 28(1) :84 95, January 1980.
- [23] K. FU et J. MUI, A survey on image segmentation, Pattern Recognition, Vol. 13, 1981, pp. 3-16.
- [24] S. Grossberg G. carpenter. An adaptive resonance algorithm for rapid category learning and recognition. Neural Networks, (4) : 493{504, 1991.
- [25] T. Kohonen. Clustering, taxonomy and topological maps of patterns. IEEE Sixth international conference on pattern recognition, (8) :114 122, 1982.
- [26] P. Soille. Morphological image analysis. Springer, 2004.
- [27] L.A.Zadeh, « Fuzzy Sets », Information And Control, 8, 338-353, 1965.
- [28] Bourahla Faiza, « la logique floue », Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene, Institut de Génie Mécanique, 2000.
- [29] Melle Belarouci Sara et Melle Benmokhtar Sara, « Méthode coopérative pour la segmentation d'images IRM cérébrales basée sur les techniques FCM et Level Set », 2012.

- [30] S. Elkosantini, Introduction à la logique floue : les concepts fondamentaux et Applications.
- [31] Melle AKROUR Nawel, Melle CHABI Lilia, Mémoire de fin d'études , « Une plateforme évolutive pour le développement d'approches biomimétiques en segmentation d'images », Ecole nationale Supérieure d'Informatique (ESI) Oued-Smar, Alger, Promotion : 2008/2009
- [32] Antoine Cornuéjols AgroParisTech, « introduction à la logique floue », 2013.
- [33] Ouarda Assas, « classification floue des images », Thèse Doctorat en Sciences, Université de Batna, 2013.
- [34] J. C. Bezdek, « pattern recognition with fuzzy objective function », plenum press, New York, 1981.
- [35] Melle Belarouci Sara et Melle Benmokhtar Sara, « Méthode coopérative pour la segmentation d'images IRM cérébrales basée sur les techniques FCM et Level Set », 2012.
- [36] Melle Belarouci Sara et Melle Benmokhtar Sara, « Méthode coopérative pour la segmentation d'images IRM cérébrales basée sur les techniques FCM et Level Set », 2012.
- [37] Hadjer Laguel, « Déploiement sur une plateforme de visualisation, d'un algorithme coopératif pour la segmentation d'images IRM basé sur les systèmes multi-agents », Projet pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état, Université des Sciences et de Technologie Houari Boumediene, 2010.
- [38] Subhagata Chattopadhyay, Dilip Kumar Pratihar, Sanjib Chandra De Sarkar, « A Comparative Study of Fuzzy C-Means Algorithms », Computing and Informatics, Vol.30, 701-720, 2011.
- [39] Hadjer Laguel , « Déploiement sur une plateforme de visualisation, d'un algorithme coopératif pour la segmentation d'images IRM basé sur les systèmes multi-agents »,
- [40] [https://www.esa.int/Applications/Observing_the_Earth/Copernicus/Sentinel-22/European Space Agency \(ESA\), Centre National d'Etudes Spatiales \(CNES\)](https://www.esa.int/Applications/Observing_the_Earth/Copernicus/Sentinel-22/European_Space_Agency_(ESA),_Centre_National_d'Etudes_Spatiales_(CNES))