

MEMOIRE

Présentée par

Zaz sarra

Pour l'obtention de diplôme de

MASTER

Filière : Informatique

Spécialité : Systèmes Informatiques Intelligents

Thème

SEGMENTATION DES IMAGES SATELLITAIRES

Soutenue le : 15 /07/2019

Devant le Jury composé de :

Nom et Prénom

Grade

TOUAHRI Djamel Eddine
ANGUEL Fouzia
MAKHLOUF Amina

MAA Université Chadli Bendjedid -El tarf-
MCB Université Chadli Bendjedid -El tarf-
MCB Université Chadli Bendjedid -El tarf-

Président
Rapporteur
Examineur

Année Universitaire : 2018/2019

Remerciement

Nous remercions d'abord DIEU, le Tout Puissant de nous avoir donné la force, la puissance et la volonté pour atteindre notre but, symbolisé par ce modeste travail.

*Nous remercions notre encadreur Dr **Fouzia angule** pour tous ses conseils, sa précieuse assistance, sa disponibilité et pour le soutien qu'elle nous a accordé tout au long de ce projet.*

Nous remercions aussi les membres de jury d'avoir accepté d'examiner notre travail.

Nous remercions nos parents pour leurs sacrifices et leur sens du devoir.

Merci à toutes les personnes qui nous ont aidés pour la réalisation de ce travail.

Dédicaces

*Je dédie ce modeste travail à celle qui m'a donnée la vie, le symbole de tendresse, qui s'est sacrifiée pour mon bonheur et ma réussite, **A ma mère***

***A mon père** école de mon enfance*

Que dieu les garde et les protège

*A mes adorables sœurs : **marwa, dalal, safa***

*A mes grands-parents, mes oncles, mes tantes, mes cousins, cousines et toute
ma grande famille*

*A mes meilleurs amis: **Khawla, Awatef, Warda, Khadîdja kb, Ahlem,
Khadidja Hedimi, Donia.***

A tous ceux qui me sont chères.

A tous ceux qui m'aime.

A tous ceux que j'aime

Je dédie ce travail.

Zaz sarra



Sommaire

Table des matières

Introduction générale	1
Chapitre 1 : Segmentation des images satellitaires : état de l'art	
1.2. Notion d'image.....	3
1.2.1. Types d'image numérique	4
1.2.2. Caractéristiques des images matricielles	6
a)- Dimension d'une image	6
b)- Définition d'une image	7
c)-Résolution d'une image	7
d)- Représentation des couleurs.....	7
1.3. Imagerie satellitaire	8
1.3.1. Le processus de la télédétection	8
1.3.2. Résolution d'une image satellitaire	10
1.3.3. Acquisition d'images satellitaires.....	11
1.3.4. Satellites et capteurs d'observation de la Terre	13
1.3.5. Traitement des images satellitaires.....	13
1.4. Segmentation des images	15
1.4.1. Notion de segmentation	15
1.4.2. Approches de Segmentation	16
1.4.3. La classification des images	17
1.4.3.1. La classification supervisée.....	18
1.4.3.2. La Classification Non-Supervisée	18
1.4.3.3. Classification Non-Supervisée Floue	21
1.4.4. Les algorithmes de classification	22
1.4.4.1. La méthode k-moyennes (K-means).....	22
1.4.4.2. Fuzzy C-Means FCM	23
1.5. Conclusion.....	25
chapitre 2: conception du système de segmentation des images satellitaires	
2.1.Introduction	26
2.2. Description général du système de segmentation	26
2.3. Description détaillée du système de segmentation	27
2.3.1. Phase Acquisition et prétraitement	27

2.3.2. Phase Segmentation K-means /FCM	27
2.3.2.1 Segmentation par K-means.....	28
2.3.2.2. Segmentation par Fuzzy C-Means (FCM).....	29
2.3.3. Phase Évaluation /régulation.....	29
2.3.3.1. Évaluation de la segmentation.....	29
2.3.3.2. Régulation de la segmentation.....	32
2.4. Conclusion.....	32

chapitre 3 : implémentation et tests

3.1. Introduction	33
3.2. Environnement du travail	33
3.2.1 Environnement matériel	33
3.2.2 Les outils logiciels	33
3.3. Résultats et discussion.....	34
3.3.1. Acquisition et prétraitement	34
3.3.2. Résultats.....	35
a)- segmentation avec K-means.....	35
b)- Segmentation avec FCM.....	41
c) Évaluation du temps d'exécution	44
3.3.3. Interprétation et discussion des résultats	45
3.4. Quelques interfaces de l'application	47
3.4.1. Différentes fonctionnalités de l'application	48
3.6. Conclusion.....	50
Conclusion générale et perspectives.....	51

Liste des figures

Figure 1.1	Exemple d'une image vectorielle.....	4
Figure 1.2	Exemple d'une image matricielle.....	5
Figure 1.3	Agrandissement d'une image matricielle et d'une image vectorielle.....	6
Figure 1.4	Processus de télédétection.....	9
Figure 1.5	Exemple d'une image satellitaire.....	10
Figure 1.6	Extrait d'image SPOT panchromatique.....	12
Figure 1.7	Extrait d'image IKONOS multi-spectrale.....	12
Figure 1.8	Rehaussement de contraste.....	14
Figure 1.9	.Taxonomie des Approches de Segmentation des Images.....	16
Figure 1.10	Détection des contours par l'application de la norme du gradient.....	16
Figure 1.11	Détection des contours sur l'image de la Fig. 1. De haut en bas : norme du gradient de Roberts, norme du gradient du Prewitt et norme du gradient de Sobel.....	17
Figure 2.1	Architecture globale du système de segmentation des images satellitaires.....	26
Figure 2.2	Phase Acquisition et prétraitement.....	27
Figure 2.3	Diagramme d'activité de la méthode K-means.....	28
Figure 2.4	Diagramme d'activité de la méthode FCM.....	30
Figure 3.1	Environnement de Matlab.....	34
Figure 3.2	Application du filtre moyenneur sur des images satellitaires.....	35
Figure 3.3	Résultats de segmentation des images satellitaires par K-means (k= 3).....	37
Figure 3.4	Résultats de segmentation des images satellitaires par K-means..... (a) k= 4 (b) K= 8	40
Figure 3.5	Résultats de segmentation des images satellitaires par FCM (a) C= 4 (b) C= 8	43
Figure 3.6	Description générale de l'application.	34
Figure 3.7	Interface principale de l'application.....	35
Figure 3.8	Chargement de l'image.....	48
Figure 3.9	Segmentation d'une image satellitaire par Kmeans.....	49
Figure 3.9	Segmentation d'une image satellitaire par FCM.....	49

Liste des Tableaux

Tableau 3.1	Évaluation de l'application de Kmeans (K =3)	38
Tableau 3.2	Evaluation de l'application de Kmeans (K =4)	40
Tableau 3.3	Évaluation de l'application de Kmeans (K =8)	41
Tableau 3.4	Évaluation de l'application de FCM (C = 4)	44
Tableau 3.5	Évaluation de l'application de FCM (C = 8).....	44
Tableau 3.6	Temps d'exécution consommées pour la segmentation des images satellites dans les différentes expérimentations (en secondes « s »)	45



Introduction générale

Introduction générale

Aujourd'hui environ 2500 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. Par exemple, les systèmes d'informations géographiques utilisent les images satellitaires pour extraire les données géographiques. 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, les relevés de terrain et les cartes géographiques.

Au cours de la dernière décennie, le domaine de traitement d'images s'est énormément développé et un grand nombre de travaux ont été effectués dans différents domaines d'applications tels que le domaine médical, la télédétection, etc.

Dans un système de traitement d'images, La segmentation d'image est un vaste sujet d'étude. Elle fait partie des grands thèmes de recherches. Une multitude de méthodes de segmentation sont proposées dans la littérature mais il n'est pas aisé de choisir une meilleure technique pour la segmentation d'une image. Comme pour de nombreuses tâches de segmentation dans le cadre du traitement d'images, la variabilité d'une image à l'autre représente une limite de la performance de la segmentation.

La segmentation, est une opération qui a pour but de séparer différentes zones homogènes d'une image, afin d'organiser les objets en groupes (clusters) dont les membres ont en commun diverses propriétés (intensité, couleur, texture, etc.). On peut regrouper les méthodes de segmentation en deux catégories : la segmentation non supervisée, qui vise à séparer automatiquement l'image en clusters naturels, c'est-à-dire sans aucune connaissance préalable des classes ; et la segmentation supervisée, qui s'opère à partir de la connaissance de chacune des classes définies par une approche probabiliste.

Il existe beaucoup d'approches de segmentation : segmentation par seuillage, par région, par contour, par coopération région-contour et enfin par classification. Toutes ces approches visent à l'extraction des indices visuels de l'image. Le problème de segmentation est un problème très difficile. Étant donnée une image, il existe toujours plusieurs segmentations

Introduction générale

possibles; Une bonne méthode sera donc celle qui permettra d'arriver à une bonne interprétation.

Nous nous intéresserons essentiellement à la segmentation des images satellitaires par approche de classification. Cette dernière fournit une partition de l'image en regroupant des pixels ayant des niveaux de gris similaires dans une même classe de pixels. Nous allons présenter quelques algorithmes qui répondent à la classification non supervisées tel que l'algorithme des K-means et d'autres algorithmes qui s'appuient sur les concepts de la logique floue comme le c-moyenne floue ou Fuzzy C-Means (FCM) qui reste comme une méthode de référence pour la segmentation d'images satellitaires.

Ce mémoire est partitionné en trois chapitres. Nous entamons le premier chapitre par les notions de base de l'image puis de brèves descriptions des méthodes de segmentation trouvées dans la littérature.

Le second chapitre présentera en le système utilisé pour la segmentation des images satellitaires. Dans le troisième chapitre nous présentons les outils utilisés pour l'implémentation ainsi que les résultats des tests avec la base d'images sélectionnées. Une évaluation et une comparaison de la méthode K-means et FCM est présentée en fin de ce chapitre.

Enfin, nous terminons ce mémoire par une conclusion générale et nous envisageons quelques perspectives pour la suite de ce travail.



Chapitre I : **La** **segmentation** **des images** **satellites**

1.1. Introduction

Ce premier chapitre, introduit des notions de base sur l'imagerie et ses différents types. La première partie du chapitre est consacrée à l'explication du processus de télédétection ainsi que la spécificité de l'image satellitaire. Une deuxième partie de ce chapitre vise à résumer un des traitements basiques sur les images qui est la segmentation avec ses différentes approches à savoir supervisées et non supervisées. Enfin, nous mettons l'accent sur les techniques de classification non supervisée tel que l'algorithme des K-means et l'algorithme C-moyenne floue (FCM) qui restent comme des méthodes de référence pour la segmentation d'images satellitaires.

1.2. Notion d'image

Une image est définie comme étant la reproduction exacte ou la reproduction analogique d'une scène réelle, elle est aussi désignée comme une scène tridimensionnelle sur un support en deux dimensions, Elle contient en point, l'intensité lumineuse perçue par une caméra ou autre capteur (scanner, appareil photo, satellite...etc.)(MED et al2).

L'image est une représentation d'une personne ou d'un objet par la peinture, sculpture, le dessin, la photographie, le film...etc. C'est aussi un ensemble structuré d'informations qui, après l'affichage sur l'écran, ont une signification pour l'œil humain.

L'appellation « image numérique » désigne toute image (dessin, icône, photographie...) acquise, créée, traitée et stockée sous forme binaire (Net01):

- acquise par des convertisseurs analogique-numérique situés dans des dispositifs comme les scanners, les appareils photo ou les caméscopes numériques, les cartes d'acquisition vidéo (qui numérisent directement une source comme la télévision) ;
- créée directement par des programmes informatiques, grâce à une souris, des tablettes graphiques ou par de la modélisation 3D (appelée aussi les « images de synthèse ») ;
- traitée grâce à des outils graphiques, de façon à la transformer, à en modifier la taille, les couleurs, d'y ajouter ou d'en supprimer des éléments, d'y appliquer des filtres variés, etc. ;
- stockée sur un support informatique (clé USB, SSD, disque dur, CD-ROM...).

1.2.1. Types d'image numérique

Il existe deux principaux types d'images numériques, l'image vectorielle et l'image matricielle. En général le terme image numérique fait référence au type « matricielle ».

a)- Image vectorielle

Une image vectorielle (ou image en mode trait), en informatique, est une image numérique composée d'objets géométriques individuels, des primitives géométriques (segments de droite, arcs de cercle, courbes, polygones, etc.), définis chacun par différents attributs (forme, position, couleur, remplissage, visibilité, etc.) et auxquels on peut appliquer différentes transformations (rotations, inclinaison, translation, symétrie, mise à l'échelle, etc.)(Net02). Le principe est de représenter les données de l'image par des formules géométriques qui vont pouvoir être décrites d'un point de vue mathématique. Cela signifie qu'une image vectorielle est stockée sous forme d'une succession d'opérations conduisant au tracé. Par exemple, un dessin peut être mémorisé par l'ordinateur comme « une droite tracée entre les points (x_1, y_1) et (x_2, y_2) », puis « un cercle tracé de centre (x_3, y_3) et de rayon 30 de couleur rouge »(Net01).

Il existe de nombreux formats de fichiers vectoriels. Les principaux sont : Postscript, PDF, Illustrator, Flash, CGM ou SVG(Net02).

Étant donné que les moyens de visualisation d'images actuels comme les écrans d'ordinateur reposent essentiellement sur des images matricielles, les descriptions vectorielles (Fichiers) doivent préalablement être converties en descriptions matricielles avant d'être affichées comme images.



Figure 1.1.Exemple d'une image vectorielle

b)- Image matricielle

L'image matricielle ou « carte de points » (de l'anglais bitmap), est une image composée de petits points colorés. C'est-à-dire, constituée d'un tableau (matrice ou grille), où chaque case possède une couleur qui lui est propre et est considérée comme un point repérés par les coordonnées(x, y). Ces points peuvent être à plusieurs dimensions, chaque dimension représentant une dimension spatiale (hauteur, largeur, profondeur), temporelle (durée) ou autre (par exemple, un niveau de résolution). En général, les points s'appellent des pixels (pour « picture element », soit, littéralement : « élément d'image »). Parmi les formats des images matricielles, nous citons : jpeg, gif, tiff, png.



Figure 1.2. Exemple d'une image matricielle

Lors de l'agrandissement d'une image matricielle, cette dernière devient floue (figure 1.3) car les pixels ressortent, ce sont les carrés qui apparaissent sur l'écran. L'opération de réduction est aussi mal supportée puisque cela induit une perte de visibilité. En revanche, les images vectorielles peuvent être agrandies ou réduites à l'infini sans perte de qualité (figure 1.3). Ainsi, elles peuvent facilement s'afficher sous différentes échelles et s'adaptent à la qualité du dispositif d'affichage(Net03). Malgré cela, les images matricielles sont plus appropriées que les images vectorielles aux travaux sur photographies ou sur photos réalistes car un graphiste retrouve des outils et des opérations techniques "naturelles" très proches de ceux qui caractérisent son métier et sa pratique professionnelle de type analogique. Tandis que il est aujourd'hui impossible en pratique d'obtenir une image vectorielle à partir d'une photo et certaines manipulations restent difficiles sur une image vectorielle, par exemple un changement de couleur sur une seule zone de l'image (Net04).

Notons également que le mode de codage des images bitmap (24 bits, codage RVB) les rend adaptées au fonctionnement des principaux périphériques, notamment les contrôleurs d'écran " true colors " (point allumé ou non, codé sur x bits). A son tour, l'image vectorielle présente l'avantage de son indépendance du périphérique sur lequel elle est affichée

Chapitre 1 : la segmentation des images satellitaires : état de l'art

puisqu'elle est composée de formules mathématiques au lieu de pixels, et donc elle doit être calculé avant d'être affichée « rasterisation » (Net04).

Néanmoins, Une image vectorielle est plus légère qu'une image matricielle. Elle occupe moins de place en mémoire (Net03).

Dans ce mémoire, nous utiliserons des images matricielles, c'est pourquoi nous détaillerons dans les sections suivantes cette catégorie.

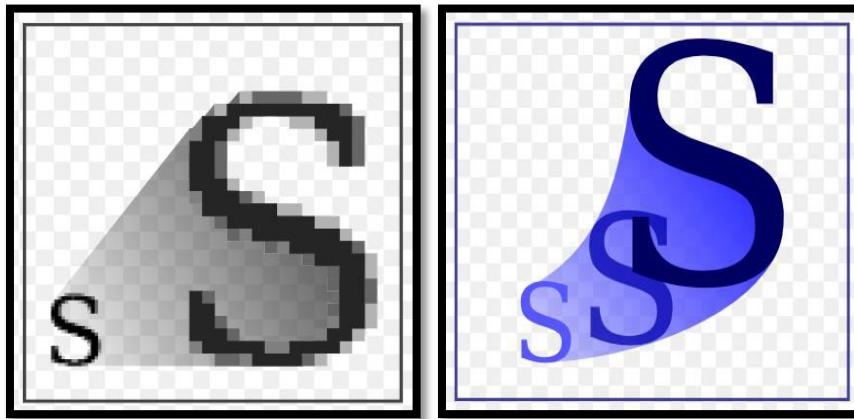


Figure 1.3. Agrandissement d'une image matricielle et d'une image vectorielle

1.2.2. Caractéristiques des images matricielles

a)- Dimension d'une image

Soit la largeur et la hauteur de sa matrice (voire sa profondeur dans le cas d'images tridimensionnelles), soit l'une ou l'autre plus le nombre total de points la constituant. Selon cette caractéristique nous distinguons les images à deux dimensions et les images à plusieurs dimensions.

- **Images 2D :** Dans le cas des images à deux dimensions, les points sont appelés pixels. D'un point de vue mathématique, on considère l'image comme une fonction de $\mathbb{R} \times \mathbb{R}$ dans \mathbb{R} où le couplet d'entrée est considéré comme une position spatiale, le singleton de sortie comme un codage.
- **Images à plusieurs dimensions :** Dans le cas des images à trois dimensions, les points sont appelés des « voxels ». Ils représentent un volume. Ces images sont une généralisation du cas 2D, la dimension supplémentaire représentant le temps (image 2D+t « vidéo ou animation »), une dimension spatiale (image 3D) ou une échelle de résolution (images multi-résolution), il s'agit d'une fonction de $\mathbb{R} \times \mathbb{R} \times \mathbb{R}$ dans \mathbb{R} .

b)- Définition d'une image

La définition d'une image est définie par le nombre de points qui la composent. En image numérique, cela correspond au nombre de pixels qui composent l'image en hauteur (axe vertical) et en largeur (axe horizontal) : 200 pixels par 450 pixels par exemple, abrégé en « 200 × 450 ».

c)-Résolution d'une image

La résolution d'une image est définie par un nombre de pixels par unité de longueur de la structure à numériser (classiquement en ppp « pixels par pouce »). Ce paramètre est défini lors de la numérisation (passage de l'image sous forme binaire), et dépend principalement des caractéristiques du matériel utilisé lors de la numérisation. Plus le nombre de pixels par unité de longueur de la structure à numériser est élevé, plus la quantité d'information qui décrit cette structure est importante et plus la résolution est élevée. La résolution d'une image numérique définit le degré de détail de l'image. Ainsi, plus la résolution est élevée, meilleure est la restitution. Plus la résolution baisse, plus le nombre de pixels dans l'image diminue, et plus la qualité de l'image numérique se dégrade

d)- Représentation des couleurs

Il existe deux principaux types d'images matricielles selon cette caractéristique : les images aux niveaux de gris et les images en couleurs.

- **Image au niveau de gris** : Une image aux niveaux de gris autorise un dégradé de gris entre le noir et le blanc. En général, on code le niveau de gris sur un octet (8 bits) soit 256 nuances de dégradé. Dans ce cas, chaque pixel est codé par une seule composante comprise au sens large entre **0** et **255**, représentant la luminosité du pixel (**MED et al 12**).

L'image binaire est un type d'images à niveaux de gris, où chaque pixel est représenté par un bit (0/1) avec en général (0 pour le noir, intensité nulle et 1 pour le blanc, intensité maximale) (**BEN16**).

- **Les images en couleurs** : Il existe plusieurs modes de codage informatique des couleurs, le plus utilisé est l'espace colorimétrique rouge, vert, bleu (RVB ou RGB « red green blue »). Cet espace est basé sur une synthèse additive¹ des couleurs, c'est-à-dire que le mélange des trois composantes R, V, et B à leur valeur maximum donne du blanc, à l'instar de la lumière (**MED et al2**).

¹-La **synthèse additive** des couleurs est le procédé consistant à combiner les lumières de plusieurs sources colorées dans le but d'obtenir une lumière colorée quelconque

Chapitre 1 : la segmentation des images satellitaires : état de l'art

Les images bitmap en couleurs peuvent être représentées soit par une image dans laquelle la valeur du pixel est une combinaison linéaire des valeurs des trois composantes couleurs, : rouge, vert et bleu (R,V,B) chacune comprise au sens large entre **0** et **255**, qui caractérisent la couleur du pixel(BEN16).

L'image numérique avec ses différents types est utilisée actuellement dans des domaines d'applications très variés. Nous nous intéressons dans ce travail à l'image satellitaire.

1.3. Imagerie satellitaire

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, élaborée à partir des signaux transmis par un satellite (KRI14). Les images satellitaires sont souvent utilisées pour la collecte de données de télédétection.

La télédétection étant l'ensemble des procédés et techniques qui permettent d'acquérir à distance des informations sur les objets terrestres, en utilisant les propriétés des ondes électromagnétiques émises ou réfléchies par ces objets. Il y a une multitude de satellites en orbite qui observent les états de la surface terrestre.

1.3.1. Le processus de la télédétection

La télédétection est un processus résultant de l'interaction entre trois éléments fondamentaux : une source d'énergie, une cible et un capteur. La télédétection comprend les étapes suivantes (BEG12):

a. Source d'énergie ou d'éclairage: la source d'énergie est nécessaire pour la télédétection permettant l'éclairage en fournissant de l'énergie électromagnétique à la cible.

b. Les radiations et l'atmosphère: Au cours du déplacement de l'énergie de la source vers la cible, elle interagit avec l'atmosphère. Cette interaction se présente une deuxième fois lorsque l'énergie se réfléchit à partir de la cible vers le capteur après l'avoir éclairé.

c. Interaction avec la cible: une fois l'énergie rentre en contact avec la cible, elle interagit avec celle-ci selon les propriétés de la cible et aussi le type des radiations.

d. Enregistrement de l'énergie par les capteurs: une fois l'énergie réfléchit par la cible, des capteurs installés sur, des dispositifs aériens tels que les satellites, sont nécessaires pour enregistrer ces radiations électromagnétiques.

Chapitre 1 : la segmentation des images satellitaires : état de l'art

e. Transmission, réception, et traitement: l'énergie enregistrée par les capteurs doit être transmise, la plupart du temps sous forme électronique, vers une station de réception, où ces données vont être traitées.

f. Interprétation et l'analyse: l'image traitée sera par la suite interprétée, visuellement ou numériquement, afin d'extraire les informations sur la cible.

g. Application : à la fin, le processus de la télédétection se termine par l'utilisation des informations extraites, à partir des images, dans des applications afin de donner l'état d'utilisation de la terre.

La figure (1.4) illustre davantage le processus de la télédétection :

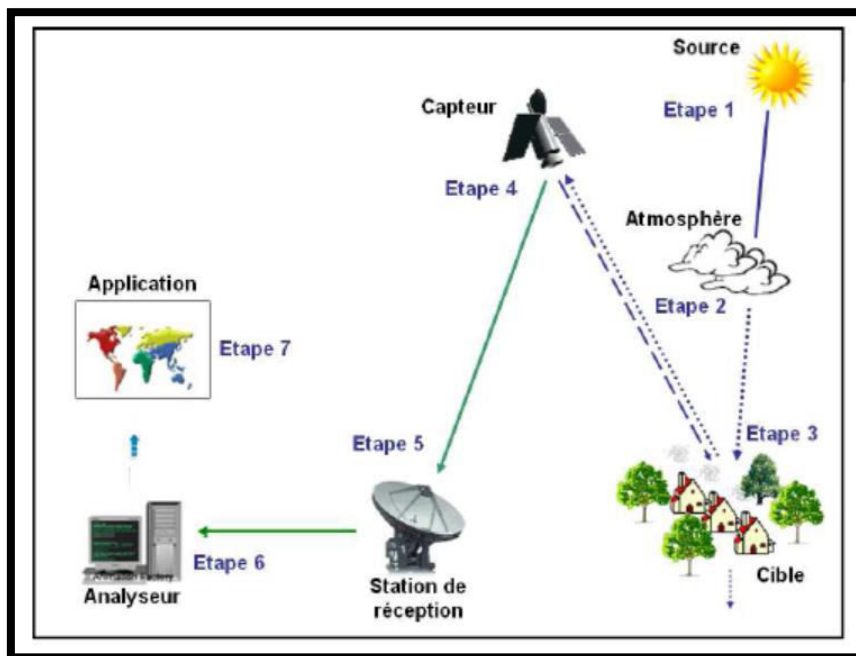


Figure 1.4. Processus de télédétection (BEG12).

Les étapes qui nous intéressent plus sont les étapes 4, 5 et 6. Ainsi, l'enregistrement de l'énergie réfléchie ou émise par la cible, (étape 4) nécessite l'utilisation d'un système d'acquisition. Ce dernier englobe, des instruments de mesure qui sont les capteurs ainsi que des plates-formes ou satellites sur lesquelles ils sont installés. Les données acquises par un capteur aéroporté sont recueillies une fois que l'avion est de retour au sol. Elles peuvent être, par la suite, traitées et remises à l'utilisateur. Cependant, les données satellitaires doivent être transmises électroniquement, réceptionnées puis enfin traitées (étape 5) afin d'être interprétées et utilisées dans différents domaines d'application. Les données de la

Chapitre 1 : la segmentation des images satellitaires : état de l'art

téledétection sont reçues sous forme d'images satellitaire, cette dernière est une image matricielle, constituée de nombreux pixels (Figure 1.5). Le pixel représente la plus petite unité figurant sur une image satellitaire, quelle que soit la longueur d'onde ou le dispositif de téledétection qui a été utilisée pour enregistrer l'énergie électromagnétique (BEG12).

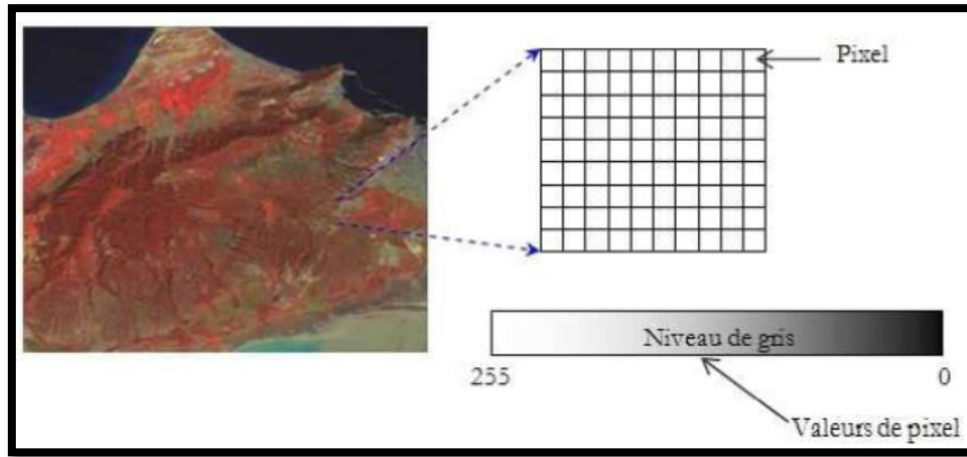


Figure 1.5. Exemple d'une image satellitaire.

Afin d'obtenir des informations différentes, les capteurs observent la terre dans plusieurs bandes de longueurs d'ondes différentes, encore appelées « canaux ». On dit qu'ils sont multi-spectraux.

Chaque pixel d'une image a une valeur. Cette valeur correspond à l'intensité du rayonnement réfléchi par l'objet observé dans la gamme de longueur d'ondes aux quelles le capteur est sensible. Le nombre maximum de niveaux d'intensité disponibles dépend du nombre de bits utilisés pour représenter l'intensité enregistrée.

Mathématiquement c'est une fonction $F(x, y)$ à deux variables entières x et y qui sont respectivement la ligne et la colonne, fournissant une ou plusieurs valeurs entières représentant le niveau de gris du pixel dans les différents canaux.

1.3.2. Résolution d'une image satellitaire

Il est possible de qualifier une image selon ses différentes résolutions qui sont au nombre de quatre : résolution spatiale, spectrale, temporelle et radiométrique (BAY13).

Chapitre 1 : la segmentation des images satellitaires : état de l'art

a)- La résolution spatiale ou géométrique : elle désigne la taille de l'unité de mesure minimale sur la surface terrestre correspondant au pixel de l'image. C'est la distance la plus petite permettant de discriminer deux objets voisins. Cette résolution s'exprime en unité de longueur (centimètres, mètres, kilomètres) ou en unité angulaire (degrés, minutes, secondes). Une résolution spatiale élevée autorise la distinction d'objet spatial de petite taille.

b)- La résolution spectrale : elle correspond au nombre et à la largeur des bandes spectrales (appelée aussi canaux) dans lesquelles est mesurée l'énergie électromagnétique reçue par le capteur.

c)- La résolution temporelle : Elle caractérise la capacité du satellite et de ses instruments à répéter des mesures de la même zone géographique. Elle est exprimée par la durée entre deux mesures de la même zone (en nombre de jours par exemple) ou par une fréquence d'acquisition (en nombre d'images par jours par exemple).

d)- Résolution radiométrique : Elle représente la sensibilité du capteur à l'intensité de l'énergie électromagnétique qu'il reçoit et à la capacité du système d'acquisition à coder numériquement cette information. Elle est exprimée en nombre de niveaux de gris associé à chaque bande spectrale ou en nombre de bits utilisés dans le codage. La plupart des images satellitaires sont codées en 8 bits, correspondant à 256 niveaux de gris.

En télédétection, La résolution d'une photographie ou d'une image nous indique la qualité (du détail visible) sur cette photographie ou image.

En photographie aérienne, les prises de vue se font généralement par avion, c'est-à-dire à une altitude pouvant aller jusqu'à 10 Km. La résolution sera bonne et la photographie pourra comporter beaucoup de détails. A contrario, un satellite se trouve beaucoup plus éloigné de la surface du sol. Le satellite SPOT3 par exemple, se trouve à une altitude de 822 Km. Sa résolution maximale est de 20 mètres ce qui signifie que tout ce qui est inférieur à cette taille sera invisible (**BEG12**).

1.3.3. Acquisition d'images satellitaires

On utilise deux types de capteurs dans l'imagerie satellitaire : Les capteurs radars et les capteurs optiques. Les capteurs radars sont des systèmes d'acquisition actifs qui transmettent un signal radar et mesurent l'intensité du signal que réfléchit la surface de la terre. Par contre, les capteurs optiques sont des appareils passifs qui mesurent le rayonnement électromagnétique provenant du soleil réfléchi par la surface de la terre. Le rayonnement électromagnétique est représenté par un spectre électromagnétique divisé en bandes en

Chapitre 1 : la segmentation des images satellitaires : état de l'art

fonction de la longueur d'onde. Il existe deux types d'images optiques selon la partie du spectre électromagnétique mesurée (MED et al 12) :

- **Une image panchromatique** : est acquise par un capteur qui mesure une seule bande électromagnétique. En général cette bande correspond à la partie visible du spectre. On la représente par une image en niveaux de gris (Figure 1.6).



Figure 1.6. Extrait d'image SPOT panchromatique (FAD11).

- **Une image multi-spectrale** : se compose de plusieurs bandes spectrales. On crée une image couleur à partir des valeurs des différentes bandes. Une image multi-spectrale sert principalement à obtenir des informations qualitatives sur l'occupation du sol. La résolution des images multi-spectrales issues d'un même système de capteurs est en général plus basse que celle des images panchromatiques (Figure 1.7).



Figure 1.7. Extrait d'image IKONOS multi-spectrale.

1.3.4. Satellites et capteurs d'observation de la Terre

Un satellite pour l'observation de la Terre est un dispositif artificiel installé sur orbite autour du globe terrestre. Selon le Centre National d'Etude Spatiale (CNES), environ 2500 satellites gravitent autour de la terre, fournissant en permanence des milliers d'images pour des applications militaires mais aussi, et de plus en plus, des applications civiles. Parmi les satellites les plus utilisés, nous citons SPOT (2,4,5), IKONOS, PLEIADES et LANDSAT7 (BAY13).

L'imagerie satellitaire présente en plus de nombreux avantages par rapport aux autres sources d'observations du sol comme l'imagerie aérienne (BEG12), 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.

1.3.5. Traitement des images satellitaires

Un système d'enregistrement d'images ne restitue pas l'image de manière parfaite. En effet des informations parasites s'ajoutent de manière aléatoire aux détails de la scène d'origine, ce qu'on appelle bruit. Le bruit n'a pas les mêmes origines, mais provoque des effets assez semblables comme la perte de netteté sur les détails ou l'apparition de grains (Figure 1.8) (YAH13).

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 les prétraitements, le rehaussement de contraste, la visualisation de l'image où encore la classification.

a)- Les prétraitements: Les prétraitements sont des opérations effectuées sur les images en amont de toute analyse ou extraction d'information. Cette opération regroupe (Net 05, Net 06) :

Chapitre 1 : la segmentation des images satellitaires : état de l'art

- **Les corrections radiométriques:** Le vieillissement ou le dérèglement des capteurs, des défauts de conception ou encore des perturbations atmosphériques peuvent affecter la qualité des images satellitaires. Ainsi, des corrections radiométriques sont nécessaires. Ces corrections, consistent à réaffecter à chaque pixel une valeur radiométrique au plus proche possible de celle mesurée sur le terrain (**BEG12**).
- **Les corrections géométriques:** Les distorsions géométriques sont généralement dues à l'environnement tel que les courbures de la terre, les variations d'altitude au sol...etc. ou encore les erreurs dues au mouvement de la plate-forme lors de l'enregistrement de la scène. Le processus de correction géométrique consiste à identifier différentes coordonnées de l'image (ligne, colonne) et à les assortir à leurs coordonnées au sol (latitude, longitude) (**BEG12**).

b)-Le rehaussement de contraste: Le rehaussement de contraste a pour but d'augmenter la distinction entre les différents éléments de la scène par un étirement de l'histogramme de façon à ce que la mesure la plus forte soit codée à ($2^{\text{nombres de bits par pixel}-1}$) et la plus faible à 0.

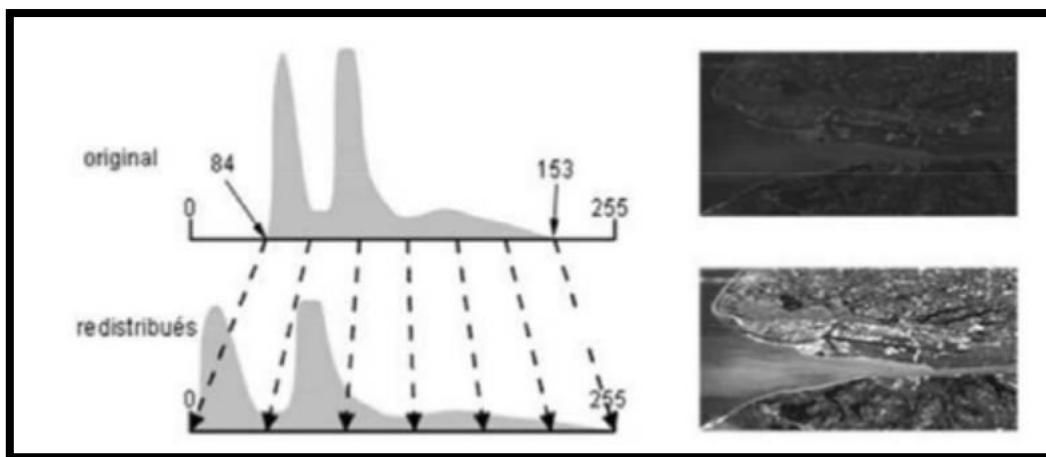


Figure 1.8. Rehaussement de contraste

c)-Visualisations de l'image : Sont des opérations similaires à ceux de rehaussement de l'image. Cependant, alors que le rehaussement de l'image qui est normalement appliqué à une seule bande de données à la fois, la transformation de l'image combine le traitement des données de plusieurs bandes multi spectrales ou multi temporelles pour former une "nouvelle" image qui montre plus clairement certains éléments de la scène.

d)- Classification: La classification consiste à regrouper les pixels selon leur ressemblance spectrale ou à déterminer les contours d'un groupe de pixels pour former des unités spatiales

interprétables en termes de classes ou catégories thématiques. Ce processus est dénommé classification et les algorithmes associés sont les classifieurs.

1.4. Segmentation des images

La segmentation des images est au cœur du processus de la télédétection (**BEG12**). Bien souvent, les résultats de cette étape sont utilisés comme base aux applications d'interprétations. Cette étape est très importante pour l'extraction automatique des caractéristiques géographiques à partir des images satellitaires. Étant donnée une image, il existe en effet plusieurs segmentations possibles sans qu'il soit aisément possible de dire quelle est la « bonne ». Une « bonne » méthode de segmentation sera donc celle qui permettra d'arriver à une « bonne » interprétation, dans un contexte applicatif donné et à une échelle donnée.

La classification figure parmi les méthodes permettant de partitionner l'image en un ensemble de régions homogènes, suivant les caractéristiques de l'image (par exemple, l'intensité des pixels).

1.4.1. Notion de segmentation

La segmentation d'image est une opération de traitement de bas-niveau qui a pour but de rassembler des pixels entre eux suivant des critères prédéfinis. Elle n'est généralement qu'une première étape indispensable dans le processus d'interprétation d'une image ou une scène.

La segmentation est un traitement qui consiste à créer une partition de l'image considérée, en sous-ensemble appelés régions. Une région est un ensemble connexe de pixels ayant des propriétés communes (intensité, texture, ...) qui les différencient des pixels des régions voisines.

Horowitz et Pavlidis (**HOR et al 76**) ont donné une définition formelle d'un algorithme de segmentation complète d'une image comme suit :

Soit X le domaine de l'image et f la fonction qui associe à chaque pixel une valeur $f(x, y)$. Si nous définissons un prédicat P sur l'ensemble des parties de X ; la segmentation de X est définie comme une partition de X en n sous-ensemble $\{R_1, \dots, R_n\}$ tels que :

1. $X = \bigcup_{i=1}^n R_i$
2. $\forall i, R_i \neq \emptyset, R_i$ est connexe
3. $\forall i \in \{1, \dots, n\} P(R_i) = \text{vrai}$

4. $\forall i, j \in \{1, \dots, n\}^2$, R_i est adjacent à R_j et $i \neq j \Rightarrow P(R_i \cup R_j) = \text{faux}$ où \cup représente une union d'ensemble disjoints.

Le prédicat P est utilisé pour tester l'homogénéité des ensembles S_i . Ces sous-ensembles constituent les régions de l'image. Une segmentation de l'image est donc sa décomposition en un ensemble de régions homogènes, le critère d'homogénéité P restant à déterminer.

1.4.2. Approches de Segmentation

De très nombreuses méthodes de segmentation existent permettant de résoudre le problème de la segmentation des images. Nous comptons plus d'un millier d'approches distinctes (BEG12). La taxonomie illustrée par la figure (1.9) résume les approches de segmentation :

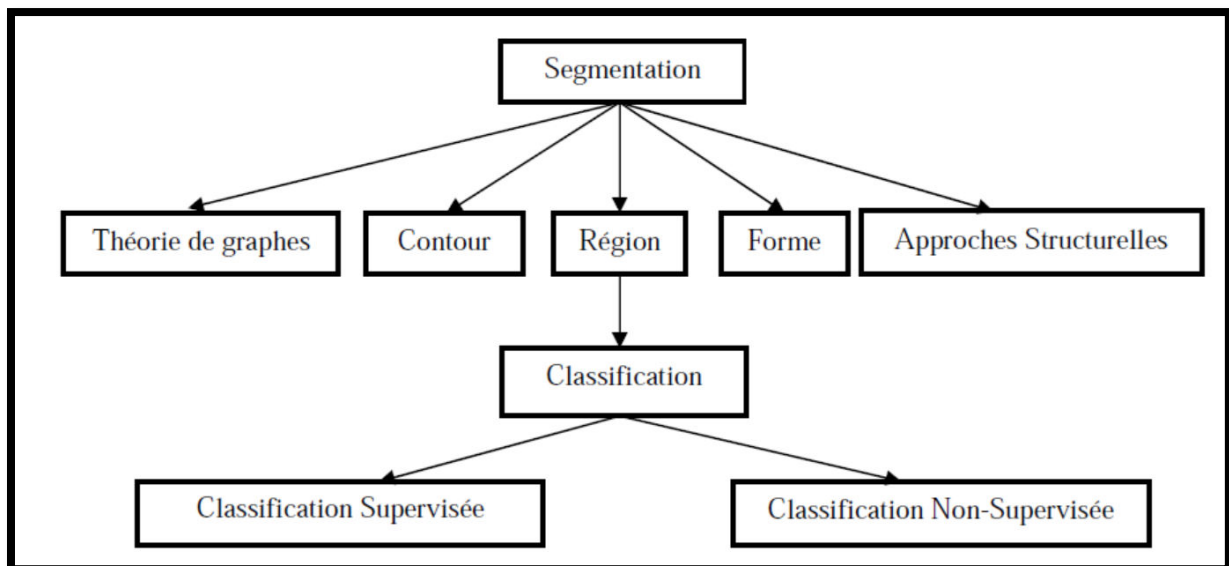


Figure 1.9. Taxonomie des Approches de Segmentation des Images (BEG12).

a)- **Approches Contours (où frontières)** : nous considérons que les primitives à extraire sont les lignes de contrastes séparant les régions de niveaux de gris différents et relativement homogènes.

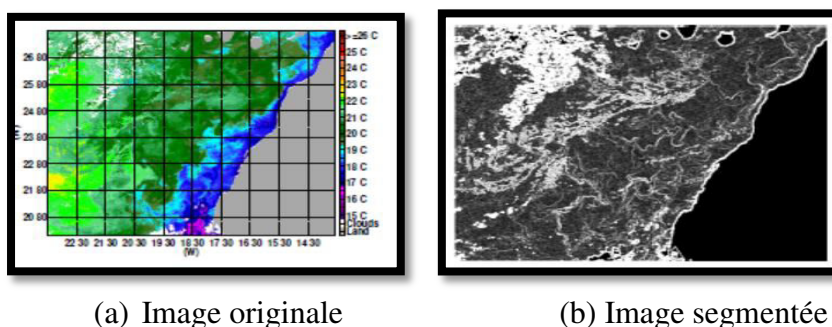


Figure 1.10. Détection des contours par l'application de la norme du gradient

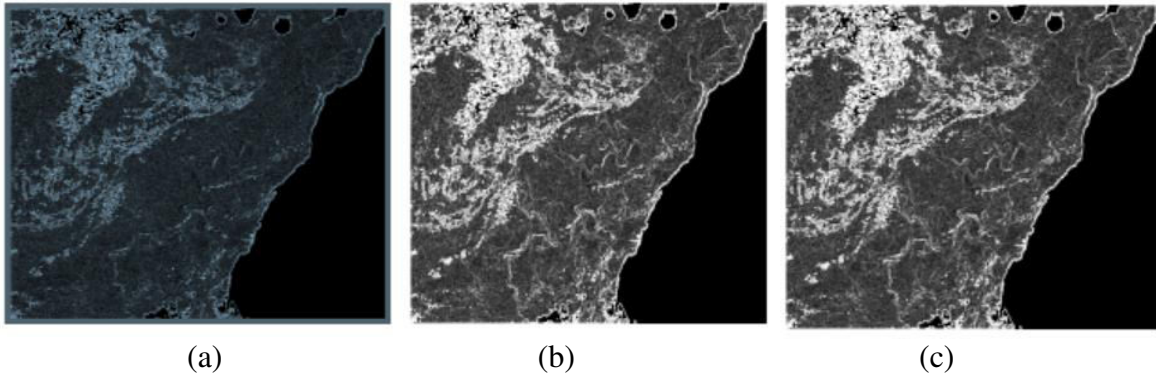


Figure 1. 11. Détection des contours sur l'image de la Fig. 1.. De haut en bas : norme du gradient de Roberts, norme du gradient du Prewitt et norme du gradient de Sobel (**TAM 15**).

b)- Approches structurelles : Dans ces approches, nous trouvons la segmentation par morphologie mathématique et la segmentation par lignes de partage des Eaux.

c)- Approches basées sur les formes : ces approches tendent à rechercher des régions qui dérivent d'une forme donnée à priori.

d)- Approches basées sur Théorie des Graphes : Les approches basées sur la théorie des graphes consistent à créer un graphe à partir de l'image selon des procédés assez simples et de travailler sur ces graphes par la suite, par exemple la méthode de coupe de graphes et la méthode des hypergraphes.

e)- Approches basées sur les régions : Les approche basées régions de la segmentation utilisent des techniques d'identification et de localisation d'ensembles connexes de pixels. Parmi ces méthodes, nous trouvons les méthodes de classification.

1.4.3. La classification des images

Cette approche consiste à regrouper et à classer les pixels d'une image en classes en fonction de leurs propriétés. A chaque point de l'image est associé un vecteur d'attributs. La classification est alors effectuée sur ces vecteurs d'attributs de façon à aboutir à un nombre restreint de régions homogènes au sein de l'image. Donc la classification est définie comme une procédure dans laquelle les pixels similaire d'une image sont identifiés et regroupés dans une même classe. Dans la littérature, Nous distinguons deux types de classification : la classification supervisée (analyse discriminante) et la classification non supervisée(Clustering). Dans les sections suivantes, Dans les sections suivantes, nous allons présenter un état de l'art des méthodes de segmentations et leurs applications sur des données satellitaires.

1.4.3.1. La classification supervisée

La classification supervisée est un processus qui nécessite une étape d'apprentissage. En se basant sur une collection de données étiquetées, où à chaque donnée d'apprentissage est associé la classe dont elle appartient, l'apprentissage consiste à construire un modèle descriptif des différentes classes. Ce modèle servira comme base à la classification des nouvelles données non étiquetées. Dans le cas des images satellitaires, les classes correspondent aux différents types de terrains (Par exemple : Mer, Forêt, Sable, Urbain, etc.)(BAY13)

Parmi ces méthodes on peut citer : la segmentation Bayésienne, la segmentation par les champs de Markov, réseaux de neurones (YAH13)...etc.

Pour notre étude, puisqu'il s'agit de segmenter des images satellitaires, la classification supervisée de ces images nécessite donc la création d'une base d'apprentissage pour chaque classe, ce qui est en elle-même une tâche très fastidieuse pour l'expert. C'est pour cette raison que nous intéressons aux méthodes non supervisées.

1.4.3.2. La Classification Non-Supervisée

La classification non-supervisée consiste à grouper une collection de données non-étiquetées en un ensemble de groupes homogènes, selon des critères de similarité/dis-similarité entre ces données. Donc, la classification non supervisée examine les pixels de l'image afin de les rassembler en un certain nombre de groupes (clusters). Les pixels du même groupe montrent les mêmes caractéristiques (par exemple, les valeurs spectrales), et donc, peuvent représenter un seul type de terrain. La classification non-supervisée est utilisée dans les cas d'absence des informations à priori sur les types de terrains de la région.

L'intérêt des méthodes non supervisées est qu'elles ne nécessitent aucune base d'apprentissage et par là même aucune tâche préalable d'étiquetage manuel. La seule intervention de l'expert se situe à la fin du processus pour identifier les images (YAH13).

De manière formelle, Considérons $\mathbf{P} = \{P_1, P_2, \dots, P_n\}$ un ensemble de n vecteurs de dimension d . Ces vecteurs peuvent être représentés par la matrice $Z_{n \times d}$, où $z_{i,j}$ correspond à la $j^{\text{ème}}$ valeur du vecteur Z_i dans l'ensemble \mathbf{P} et $i = 1, 2, \dots, n$. A partir de $Z_{n \times d}$, un algorithme de classification non-supervisée vise à trouver un partitionnement $\mathbf{C} = \{C_1, C_2, \dots, C_k\}$ telque la similarité entre les composantes de chaque groupe C_i est maximale tandis que les composantes des différents groupes se diffèrent le plus que possible. Le partitionnement doit maintenir les propriétés suivantes :

Chapitre 1 : la segmentation des images satellitaires : état de l'art

- ❖ Chaque groupe doit contenir au moins un élément. $C_i \neq \phi$
- ❖ Deux groupes différents ne doivent pas contenir un élément en commun. Donc,
 - $C_i \cap C_j = \phi$.
- ❖ Chaque vecteur doit être affecté à un groupe.

Depuis que l'ensemble des vecteurs peut être partitionné différemment tout en conservant les propriétés précédentes, une fonction de fitness est définie pour la mesure de la qualité du partitionnement. Ce qui fait, le problème se transforme en un problème de trouver un partitionnement C^* optimal ou proche de l'optimal comparé avec le reste de solutions possible C . Formellement :

$$\text{Optimiser } f(Z_{n \times d}, c)$$

La fonction f est la fonction de fitness qui qualifie la qualité du partitionnement en se basant sur des mesures de similarité. Cependant, le problème de partitionnement est un problème NP-Complet lorsque le nombre de groupes dépasse 3 (TAM 15).

a)- Mesure de Similarité

Dans la littérature, il existe deux types de mesure. Le premier type est connu par les mesures de dissemblance (DM), où dissimilarity en anglais. Ce type prend une valeur large lorsqu'il s'agit de deux vecteurs différents. Cependant, il existe un second type, qui est les mesures de similarités (SM). Ce type de mesure tend à avoir une grande valeur lorsque les vecteurs sont similaires.

Parmi les mesures de dissemblance les plus connues, nous trouvons la distance Euclidienne. Cette distance entre deux vecteurs \vec{Z}_u et \vec{Z}_v est calculée par :

$$d(\vec{Z}_u, \vec{Z}_v) = \sqrt{\sum_{i=1}^d (z_{u,i} - z_{v,i})^2} = \|\vec{Z}_u - \vec{Z}_v\| \quad (1.1)$$

Parmi les mesures de similarité les plus connues, nous trouvons la distance cosinus. Cette distance mesure la différence d'angle entre deux vecteurs de données. Elle est calculée par :

$$\vec{Z}_i^T \cdot \vec{Z}_j = \frac{\sum_{i=1}^d Z_{u,i} \cdot Z_{v,i}}{\|\vec{Z}_u\| \|\vec{Z}_v\|} \quad (1.2)$$

b)- Mesures de Validité (Fitness)

Chapitre 1 : la segmentation des images satellitaires : état de l'art

Une classe de fonctions mathématiques/statistique basées sur les mesures de similarité et dissemblance est employée pour juger la qualité des partitionnements établis par les algorithmes. Cette classe de fonctions est appelée indices de validité. Les indices de validité servent dans deux situations. La première, pour déterminer un nombre optimal de groupes. La deuxième, ils servent à déterminer le meilleur partitionnement des données. L'indice de validité doit prendre en considération les aspects suivants :

- **Cohésion** : Les éléments d'un groupe doivent être similaires les uns aux autres au maximum.
- **Séparation** : Les groupes doivent être bien séparés.

Dans la littérature, il existe plusieurs indices bien connus tels que L'Indice de Dunn (DI), l'indice Calinski-Harabasz , l'indice Davis-Bouldin (DB) et l'indice CS . Dans ce qui suit, nous présentons les formules de calcul de quelques indices:

- **L'Indice de Dunn (DI)**: L'indice vise à maximiser les distances intergroupes tout en minimisant les distances intra-groupes. L'indice est défini comme (**BEG12**):

$$D = \min_{i=1,2,\dots,k} \left\{ \min_{j=i+1,\dots,k} \left(\frac{d(C_i, C_j)}{\max_{p=1,2,\dots,k} \text{diam}(C_p)} \right) \right\} \quad (1.3)$$

Où

$$d(C_i, C_j) = \min_{\bar{Z}_r \in C_i, \bar{Z}_s \in C_j} \{d(\bar{Z}_r, \bar{Z}_s)\} \text{ and } \text{diam}(C_p) = \max_{\bar{Z}_u, \bar{Z}_v \in C_p} \{d(\bar{Z}_u, \bar{Z}_v)\}. \quad (1.4)$$

- **L'Indice Davis-Bouldin (DB)** : Cette fonction représente la portion de la somme des dispersions intergroupes par la séparation entre les groupes. La dispersion dans le *ième* groupe est définie par (**BEG12**):

$$S_{i,q} = \left[\frac{1}{N_i} \sum_{\bar{x} \in C_i} \|\bar{Z} - \bar{m}_i\|_2^q \right]^{1/q} \quad (1.5)$$

La distance entre un groupe *i* et un groupe *j* :

$$d_{ij,t} = \left\{ \sum_{p=1}^d |m_{i,p} - m_{j,p}|^t \right\}^{1/t} = \|\bar{m}_i - \bar{m}_j\|_t \quad (1.6)$$

Chapitre 1 : la segmentation des images satellitaires : état de l'art

Où m_i et le centre du $i^{\text{ème}}$ groupe, r and t sont des entiers et q, t peuvent être sélectionnée indépendamment. N_i le nombre des éléments dans $i^{\text{ème}}$ groupe C_i . $R_{i,rt}$ est défini comme :

$$R_{i,rt} = \max_{j \in K, j \neq i} \left\{ \frac{S_{i,r} + S_{j,r}}{d_{ij,t}} \right\} \quad (1.7)$$

Ce qui fait, l'indice DB est défini par :

$$DB(k) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k R_{i,rt} \quad (1.8)$$

Une valeur minimale de DB indique un partitionnement optimal.

1.4.3.3. Classification Non-Supervisée Floue

Comme il a été défini auparavant, La classification non-supervisée consiste à affecter les éléments à un et un seul groupe. Sauf que dans la réalité, il y a des situations où les données n'appartiennent pas qu'à un seul groupe. Ces situations ne peuvent pas être résolues par une classification exacte déterministe. Contrairement à la classification non-supervisée floue, les vecteurs peuvent appartenir à plus d'un groupe. Une valeur d'appartenance indique le degré d'appartenance d'un élément à chaque groupe. La solution à ce problème réside dans l'introduction de la logique floue. Le degré d'appartenance permet de représenter l'appartenance de l'objet aux différents groupes.

De même que la classification non-supervisée déterministe, il existe plusieurs indices de validité permettant d'évaluer la qualité des partitionnements flou. Parmi les plus connus, nous citons l'indice Jm et l'indice XB .

L'indice Jm a pour but de calculer la variance totale des groupes, cette valeur représente la compacité des groupes. L'indice XB calcule le rapport entre la variance totale et la séparation minimale. Une valeur minimale des indices Jm et XB indique un partitionnement optimal.

En résumé, Les algorithmes non supervisés les plus répandus tendent à découper l'espace des pixels en zones homogènes selon un critère de ressemblance et à minimiser une fonction coût, dépendant de la distance de chaque pixel aux prototypes (ou noyaux) des classes. Selon la certitude de la classification que nous voulons obtenir, et la relation entre les classes, nous pourrions distinguer plusieurs méthodes de classification, dans notre travail nous présentons les méthodes suivantes : K-Means, ensuite la méthode C-Moyennes Flous (FCM).

1.4.4. Les algorithmes de classification

1.4.4.1. La méthode k-moyennes (K-means)

La méthode de classification k-means est une technique de classification classique qui reste actuellement la méthode la plus utilisée, en particulier pour les images avec un nombre de pixels important (le cas des images satellitaires). En effet, à l'instar des méthodes hiérarchiques, cette méthode a l'avantage d'être efficace, rapide et très simple à implémenter (TAM 15).

La méthode K-means est une méthode qui vise à produire un partitionnement des pixels de manière à ce que les pixels d'une même classe soient semblables et les pixels issus de deux classes différentes soient dissemblables. Chaque classe de la partition est définie par ses objets et son centroïde. Le terme "k-means" a d'abord été utilisé par James MacQueen en 1967, Bien que l'idée remonte à Hugo Steinhaus en 1956(BEG12).

Le principe de K-means est de choisir aléatoirement un ensemble de centres fixés a priori et de chercher itérativement la partition optimale. Chaque individu est associé au centre le plus proche (également appelé centroïde), après l'affectation de toutes les données la moyenne de chaque classe est calculée, elle constitue les nouveaux représentants des groupes, lorsqu'on aboutit à un état stationnaire (aucune donnée ne change de groupe) l'algorithme est arrêté.

L'algorithme k-means est le suivant (KRI14) :

1. Choix aléatoire de la position initiale des K clusters.
2. (Ré-) Affecter les objets à un cluster suivant un critère de minimisation des distances (généralement selon une mesure de distance euclidienne).
3. Une fois tous les objets placés, recalculer les K centroïde.
4. Répéter les étapes 2 et 3 jusqu'à ce que plus qu'aucune réaffectation ne soit possible.

Le principe de l'algorithme K-means est de minimiser la fonction objective suivante (TAM 15):

$$J(x, v) = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^c \|x_i - v_k\|^2 \quad (1.9)$$

Tel que :

- c représente le nombre de classe.
- N représente le nombre de données.

Chapitre 1 : la segmentation des images satellitaires : état de l'art

- n représente le nombre de donnée de chaque classe.
- v_k représente le centre de la classe i .
- $\|$ représente la norme Euclidienne qui mesure la similarité entre un pixel est un autre.

Tenant compte de la nouvelle fonction objectif (1.9), la mise à jour des centres des classes v se fait avec l'équation (1.10) (**TAM 15**):

$$v_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (1.10)$$

L'algorithme k-means présente les avantages suivants :

- L'algorithme de k-means est très populaire du fait qu'il est très facile à comprendre et à mettre en œuvre.
- Sa simplicité conceptuelle et sa rapidité.
- Applicable à des données de grandes tailles, et aussi à tout type de données, en choisissant une bonne notion de distance

Néanmoins, cette méthode possède quelques limitations :

- Le nombre de classe doit être fixé au départ.,
- Le résultat dépend de tirage initial des centres des classes
- Les clusters sont construits par rapports à des objets inexistantes (les milieux).

1.4.4.2. Fuzzy C-Means FCM

Le Fuzzy C-means (FCM) est un algorithme de classification non supervisée, issu de l'algorithme K-means. Son apport par rapport à ce dernier est l'introduction de la notion du flou, afin de prendre en compte l'imprécision des données. Développé par Bezdek en 1981 à la suite des travaux de Dunn (**KRI14**), l'algorithme FCM est un algorithme de réallocation floue, dans lequel les classes sont représentées par des prototypes (centres de gravité). Son application fournit donc pour chaque observation à classifier un degré d'appartenance (compris entre 0 et 1) à chaque classe, produisant ainsi une partition floue. Comme pour la plus part des autres algorithmes de classification par partition. (**MOH16**)

Les FCM sont un cas particulier d'algorithmes basés sur la minimisation d'un critère ou d'une fonction objectif.

$$J_m(u(\cdot), v) = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^c \mu_{ij}^m(x) \|x_j - v_i\|^2 \quad (1.11)$$

Avec :

$$\sum_{i=1}^c U_{ij} = 1, U_{ij} \in [0, 1], \quad 1 \leq j \leq N, 1 \leq i \leq c \quad (1.12)$$

Les centres et les degrés d'appartenance sont, pour une valeur de m donnée, calculés à l'aide des deux formules suivantes :

$$U_{ij} = \sum_{k=1}^c \left(\frac{\|x_j - v_i\|}{\|x_j - v_k\|} \right)^{\frac{-2}{m-1}} \quad (1.13)$$

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^N (U_{ij})^m x_j}{\sum_{j=1}^N (U_{ij})^m} \quad (1.14)$$

L'algorithme FCM est défini par les étapes suivantes :

1. Fixer les paramètres C : nombre de classe ε : seuil représentant l'erreur de convergence (par exemple $\varepsilon = 0.001$), m : degré de flou, généralement $m = 2$.
2. Initialiser la matrice de degrés d'appartenances U par des valeurs aléatoires dans l'intervalle $[0, 1]$.
3. Calculer le prototype v par la relation (1.14).
Calculer $J_m(u(\cdot), v)$ par la relation (1.11).
4. Mettre à jour la matrice de degrés d'appartenance par la relation (1.13).
Calculer $J_m(u(\cdot), v)$ par la relation (1.11).
5. Répéter les étapes 3 à 4 jusqu'à satisfaction du critère d'arrêt qui s'écrit :

$$|J_m^-(u(\cdot), v) - J_m(u(\cdot), v)| < \varepsilon$$

L'algorithme FCM présente l'avantage de conserver la complexité des centres mobiles, tout en étant moins sensible au bruit grâce à la pondération par les degrés d'appartenance. En contrepartie, la méthode FCM comme la plupart des méthodes de classification utilisées souffre des défauts suivants :

- Le nombre de clusters doit être fourni à l'avance.

Chapitre 1 : la segmentation des images satellitaires : état de l'art

Chaque région est caractérisée par un centre, et les degrés d'appartenance sont calculés en faisant intervenir la distance euclidienne d'où une forme nécessairement hyper-sphérique (KRI14).

1.5. Conclusion

La segmentation d'image est une opération de traitement d'image de bas niveaux, il existe plusieurs approches de la segmentation mais il est difficile de décider qu'elle est la meilleure par rapport aux autres. Pour cela, il est très difficile de définir de manière absolue, une bonne segmentation.

Dans ce chapitre nous avons présenté brièvement la notion d'image, puis nous avons détaillé quelques concepts liés à l'imagerie satellitaire tels que les capteurs, le processus de télédétection, ...etc. Ensuite nous avons expliqué la technique de segmentation des images en passant en revue les principales approches de segmentation avec quelques exemples d'application en segmentation des images satellitaires.

Nous avons également détaillé dans ce chapitre deux méthodes de segmentations classiques que nous avons utilisé dans notre travail pour la segmentation des images satellitaires, afin de comparer leurs résultats, qui sont la méthode des K-moyennes et la méthode de Fuzzy C-means.

Dans les chapitres suivants, nous présenterons tout d'abord la méthodologie générale de notre approche en développant les divers points clés de notre méthode. Ensuite, nous montrerons la validation de notre approche

Chapitre 1 : la segmentation des images satellitaires : état de l'art



***Chapitre II:
Conception du
système des
images
satellites***

2.1. Introduction

Tenons compte des avantages et des inconvénients des méthodes de segmentations passées en revue dans le premier chapitre nous avons fixé comme objectif l'évaluation et la comparaison de deux méthodes classiques de classification non-supervisées qui sont la méthode K-means et la méthode FCM.

Ce chapitre est consacré à la présentation de la structure globale de notre système destiné à la segmentation des images satellitaires, ainsi que la description détaillée du fonctionnement des différents modules du système proposé.

2.2. Description général du système de segmentation

Le système développé est décomposé en trois principaux modules représentant les trois phases de l'application : Une phase d'acquisition et de prétraitement servant à la préparation de la base d'images. Une phase de segmentation consistant à l'application d'une des deux méthodes de segmentation K-means ou FCM, suivi d'une phase d'évaluation qui soit met fin à ce processus ou réitère la segmentation après une régulation des paramètres. La figure (2.1) illustre les modules du système de segmentation proposé.

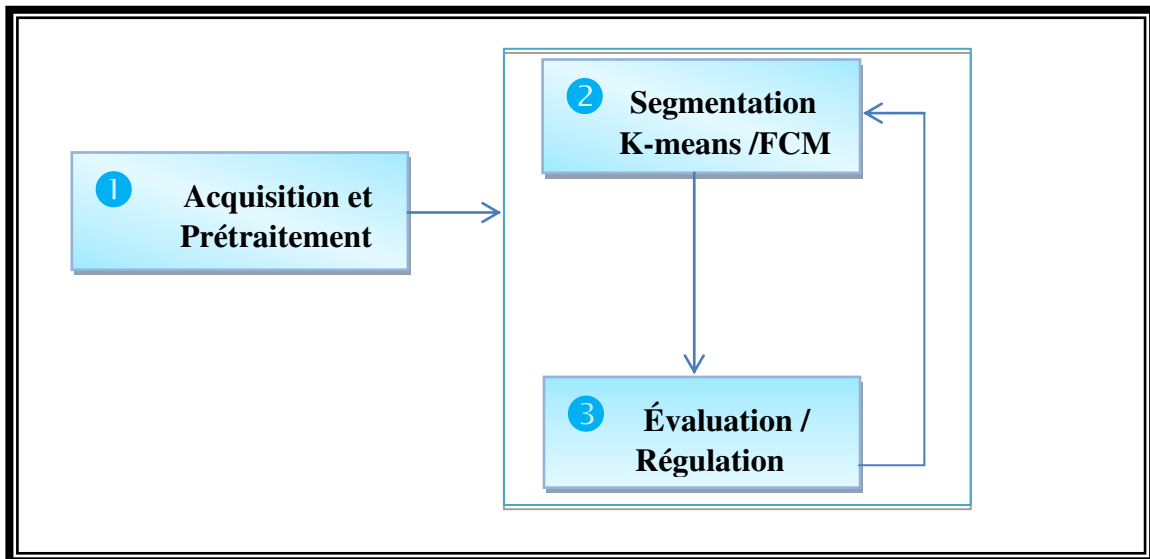


Figure 2.1. Architecture globale du système de segmentation des images satellitaires.

2.3. Description détaillée du système de segmentation

2.3.1. Phase Acquisition et prétraitement

Pour la construction de la base des images de test nous avons sélectionné une variété d'images satellitaires de différentes résolutions et de différentes compositions c'est-à-dire des images comportant plusieurs objets et d'autres comportant un nombre limité d'objets et même de qualité différente : des images nettes, des images sombres et des images où la luminance est élevée, Ensuite nous appliquons sur cette base d'images un filtrage ceci étant un prétraitement pour atténuer les bruits provenant de différentes sources et améliorer les images, et par conséquent faciliter la tâche de segmentation (Figure 2.2). Dans notre travail nous avons choisis d'appliquer un filtre moyen sur les images.

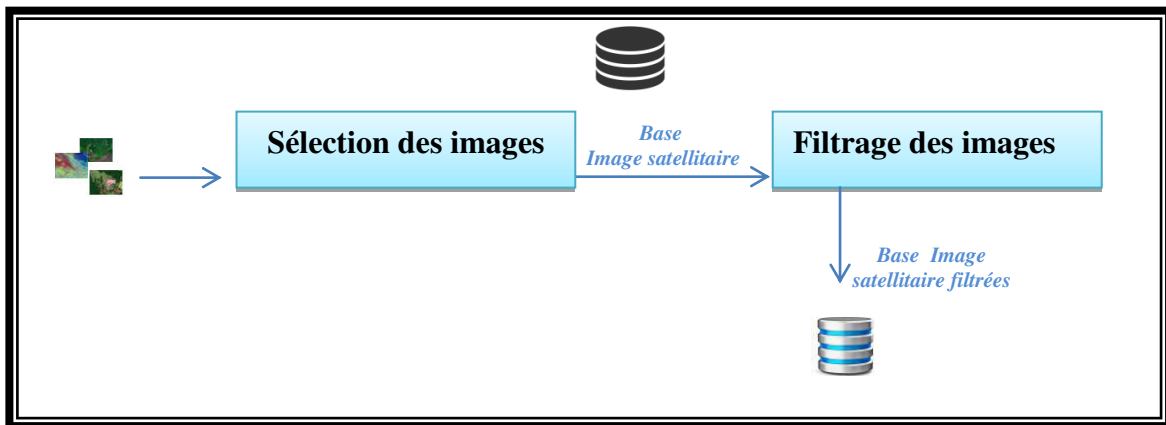


Figure 2.2. Phase Acquisition et prétraitement

2.3.2. Phase Segmentation K-means /FCM

Cette phase consiste à choisir une des deux méthodes de segmentation objets de notre travail et l'appliquer sur une image de la base soit la méthode K-means ou FCM, L'application de la méthode sélectionné est précédé par la fixation des paramètres de la méthode en particulier le paramètre de base, nombre de clusters qu'on appelle également nombre de classe ou segments.

Chacune des deux méthodes se déroule en un ensemble d'étapes et retourne en fin de son exécution une image segmentée. Une analyse est ensuite faite pour évaluer la qualité de l'image segmentée. Si le résultat obtenu est satisfaisant l'algorithme s'arrête sinon une régulation des paramètres est faite et la segmentation réitère.

2.3.2.1 Segmentation par K-means

L'algorithme classique de k-means laisse un paramètre libre : le nombre de classes, ce qui dans le cas de la segmentation d'images correspond au nombre d'intensités utilisées pour représenter l'image. Généralement le choix de k est fait empiriquement en sélectionnant la valeur de k qui minimise l'énergie. Différents critères permettent d'estimer le nombre de classes en minimisant la distance intra-classes et à maximiser la distance inter-classes.

Dans notre cas suite à la fixation du nombre de clusters K , l'algorithme commence par un choix aléatoire de K points pris comme centres des K classes. Cette étape est suivie par un calcul de la distance euclidienne de tous les pixels de l'image par rapport aux K centres. Une affectation est alors faite de chaque pixel à la classe la plus appropriée en considérant la valeur de distance minimale. Le processus réitère en recalculant les centroïdes et en réaffectant les points jusqu'à convergence, qui est atteinte dès que l'affectation des pixels devient stable, c'est-à-dire il n'y aura plus de points qui changent leur segment. Les étapes de l'algorithme K-means utilisé dans notre système sont modélisées par un diagramme d'activité UML illustré par la figure (2.3).

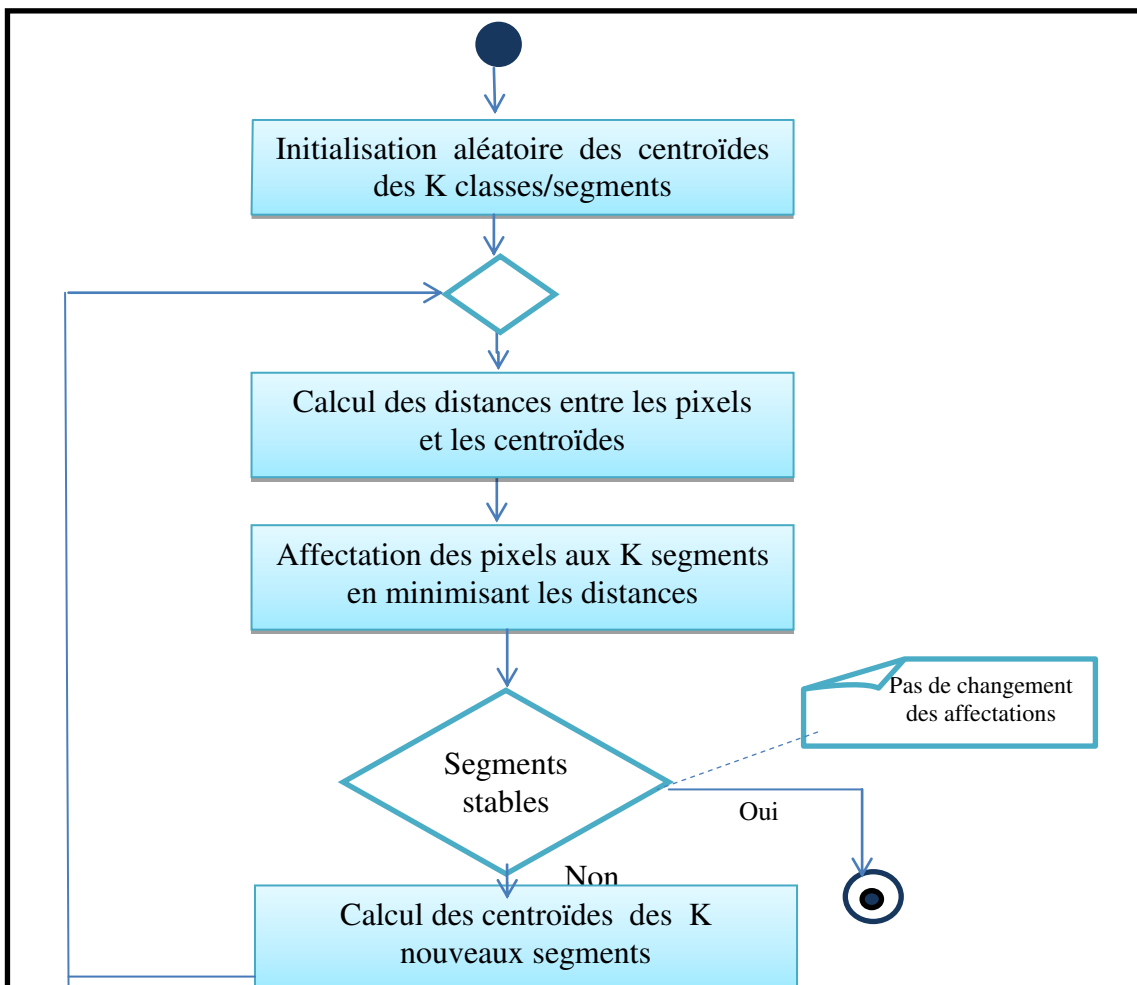


Figure 2.3. Diagramme d'activité de la méthode K-means.

2.3.2.2. Segmentation par Fuzzy C-Means (FCM)

Le principe de la méthode FCM est d'affecter un élément à classer non pas à une classe comme dans (K-Means), mais à toutes les classes avec un certain degré.

L'utilisation de FCM dans notre application consiste d'abord à Fixer le degré de flou m telle que $m > 1$, ainsi qu'une valeur pour les critères d'arrêt ϵ . L'algorithme commence par la fixation d'un nombre de classes C tel que $2 < c < n$, et le nombre d'itération maximum de l'algorithme. Puis il s'agit d'initialiser la c -partition floue en donnant des valeurs aléatoires aux éléments de la matrice des degrés d'appartenances. L'algorithme réitère selon le nombre d'itération maximum fixé en faisant à chaque itération: le calcul des centroïdes V , la mise à jour des degrés d'appartenances ainsi que la fonction objective et enfin la comparaison de l'évolution de la fonction objective par rapport au seuil d'arrêt ϵ .

Le diagramme d'activités UML de la figure (2.4) représente l'enchaînement des traitements utilisés par la méthode Fuzzy C-Means pour la segmentation d'une image.

2.3.3. Phase Évaluation /régulation

Une fois l'image segmentée obtenue par l'application de la méthode K-Means ou FCM. Nous évaluons la qualité de l'image segmentée et nous pouvons procéder à l'enregistrement de ce résultat ou à la réinitialisation de la procédure de segmentation en appliquant des nouveaux paramètres.

2.3.3.1. Évaluation de la segmentation

Le problème de l'évaluation de la qualité de la segmentation est primordial. Généralement les méthodes d'évaluation sont classées en 2 groupes le premier rassemble les méthodes qui évaluent la qualité d'un résultat de segmentation en exploitant des connaissances a priori soient des méthodes dites supervisées. Ces connaissances consistent le plus souvent en une image segmentée de référence appelée vérité terrain. Le second regroupe les méthodes d'évaluation ne nécessitant aucune connaissance sur les résultats de segmentation à évaluer soient des méthodes non supervisées. Leur principe consiste soit à estimer des critères analytiques (besoins, utilité, complexité, convergence, stabilité, etc...), soit à estimer la qualité d'un résultat de segmentation à partir de statistiques calculées sur l'image, région, contour ou texture détectés (CHA97).

Dans notre travail, puisque on ne dispose pas des images références à considérer comme vérité-terrain. Nous avons utilisé pour l'évaluation de la qualité relative de notre méthode de segmentation deux approches d'évaluation :

Chapitre 2 : conception du système des images satellitaires

- Une évaluation visuelle reposant sur la netteté de l'image, et la préservation de l'information.
- Une évaluation statistique reposant sur deux paramètres qui sont : l'entropie IE, PSNR.

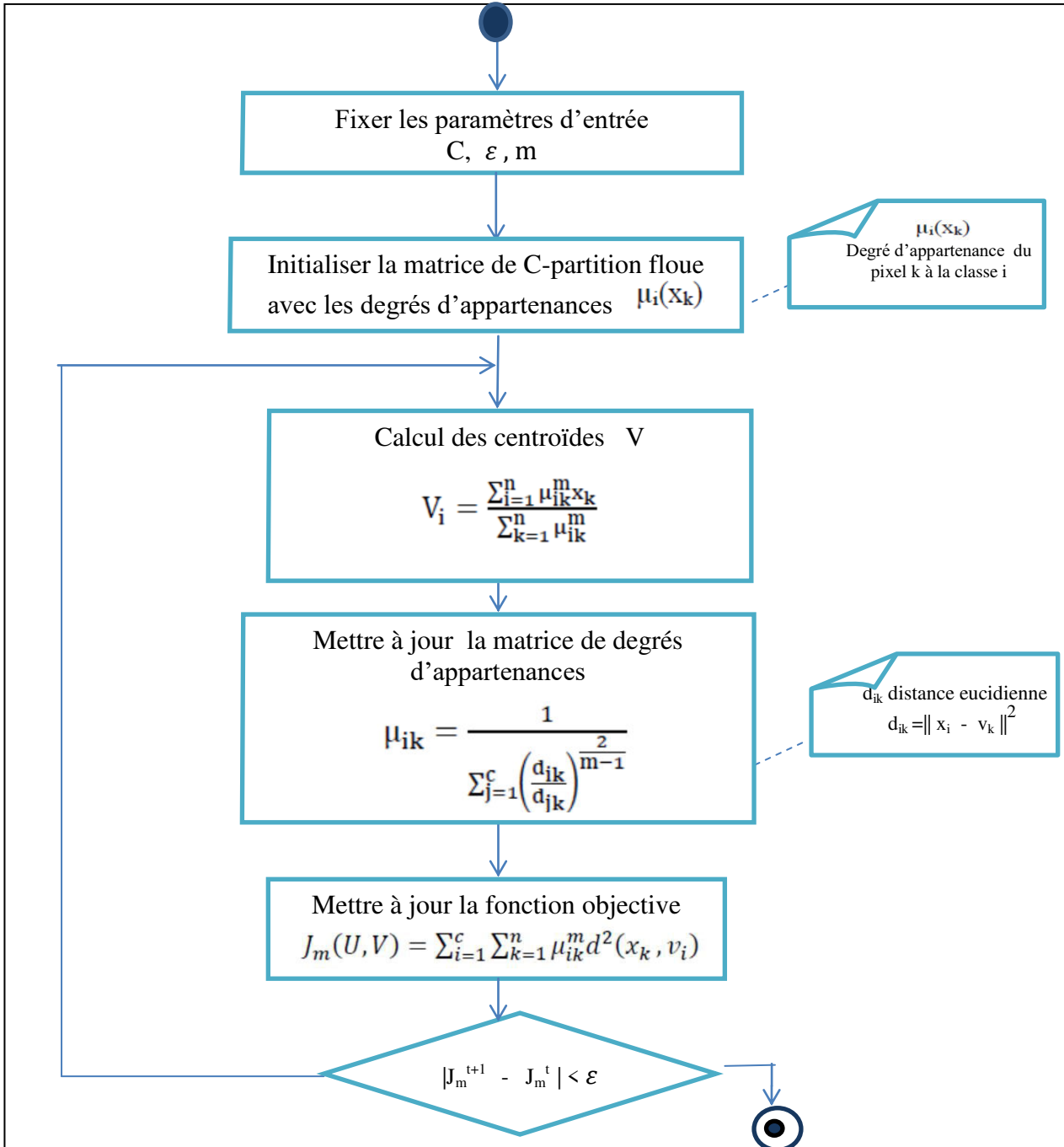


Figure 2.4. Diagramme d'activité de la méthode FCM.

a)- L'entropie de l'information IE

En anglais *information Entropy* est un critère qui mesure le degré d'information dans l'image, plus l'IE est grande, plus l'image diffuse d'information.

$$IE = - \sum_{i=0}^{L-1} P_f(i) * \log_2(P_f(i)) \quad (2.1)$$

Avec P_f le rapport du nombre de pixels avec la valeur de niveau de gris a sur le nombre total de pixels.

b)- Pic de signal sur bruit PSNR

Le PSNR (Peak Signal to Noise Ratio) est le rapport entre la puissance maximale du signal et la puissance du bruit qui affecte la fidélité de sa représentation. Il est défini par l'erreur quadratique moyenne (MSE) entre les deux images d'entrée I est l'image initiale et K est la version restaurée ou améliorée de I, dans notre cas K est l'image segmenté.

En conséquence, plus le PSNR est élevé, meilleure est le signal et donc le traitement de restauration ou d'amélioration.

Le PSNR est défini comme suit :

$$PSNR = 10 * \log_2\left(\frac{MAX^2}{MSE}\right) \quad (2.2)$$

Où le MSE (Mean Squared Error) est:

$$MSE = \frac{1}{m*n} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i, j) - K(i, j)]^2 \quad (2.3)$$

- I : est image original.
- MAX : est la valeur de pixel maximale possible de l'image I.
- K : est image segmenté.
- m: représente le nombre de lignes de pixels des images et i représente l'indice de cette ligne.
- n: représente le nombre de colonnes de pixels de l'image et j représente l'indice de la colonne.

Dans le système de segmentation proposé nous passons en paramètre l'image segmentée pour obtenir la valeur de l'entropie de l'information et nous prenons en paramètre l'image originale

Chapitre 2 : conception du système des images satellitaires

et l'image segmentée pour calculer la valeur du PSNR. Ces deux paramètres avec le temps d'exécution de la procédure de segmentation ainsi que la qualité visuelle de l'image segmentée nous permettent d'estimer la performance de la segmentation. Ceci peut éventuellement nous conduire à une régulation de la segmentation.

2.3.3.2. Régulation de la segmentation

Il s'agit de changer les paramètres de la méthode KMeans ou FCM. Il s'agit du paramètre de base qui a une influence sur la qualité de la segmentation qui est le nombre de segments ou clusters. Les autres paramètres ont été fixés.

2.4. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons fixé comme objectif l'utilisation des deux méthodes K-means et FCM pour la segmentation des images satellitaires afin d'évaluer et comparer leur performance, pour cela nous avons proposé un système composé de trois modules pour la construction de la base d'images, la segmentation et l'évaluation des résultats. Une description détaillée a été donnée pour chaque module.

Chapitre 2 : conception du système des images satellitaires



Chapitre III: Implémentation et tests

3.1. Introduction

Après avoir présenté l'architecture générale de notre système de segmentation des images satellitaires en utilisant: la méthode K-means et la méthode FCM. Nous présentons dans ce chapitre les résultats de notre application ainsi qu'une comparaison des deux méthodes. Afin de mieux évaluer notre application nous avons choisi une variété d'images tests et nous avons également changé les paramètres d'application des deux méthodes pour les tester sur les mêmes images afin d'évaluer l'impact de variation de ces paramètres sur chaque méthode.

3.2. Environnement du travail

3.2.1 Environnement matériel

Pour la réalisation de cette application nous avons utilisé un ordinateur personnel possédant les caractéristiques suivantes :

- Type du système : Système d'exploitation 32 bits ;
- Windows 7 professionnel
- Processeur : Intel inside CORE i3
- Mémoire installé (RAM) : 4 Go



3.3.2 Les outils logiciels MATLAB

Pour ce travail, nous avons utilisé l'environnement MATLAB. MATLAB_ (Matrix LABORatory) est un logiciel interactif basé sur le calcul matriciel. Pour réaliser le développement de notre projet, nous avons utilisé MATLAB Release 2009a. Développé par MathWorks ©, MATLAB est un langage de calcul évolué et aussi un environnement de programmation interactif pour le développement d'algorithmes, l'analyse de données, la visualisation et le calcul numérique et matriciel. L'interface Matlab se compose d'une fenêtre principale divisée en quatre sous-fenêtres.

- Une fenêtre Workspace qui permet de gérer les variables utilisées.
- Une fenêtre Command History qui indique les dernières commandes effectuées.
- Une fenêtre Command Windows permettant d'interaction avec Matlab.
- Une fenêtre CurrentFolder qui contient la hiérarchie du dossier de travail Matlab.

Chapitre 3 : implémentation et tests

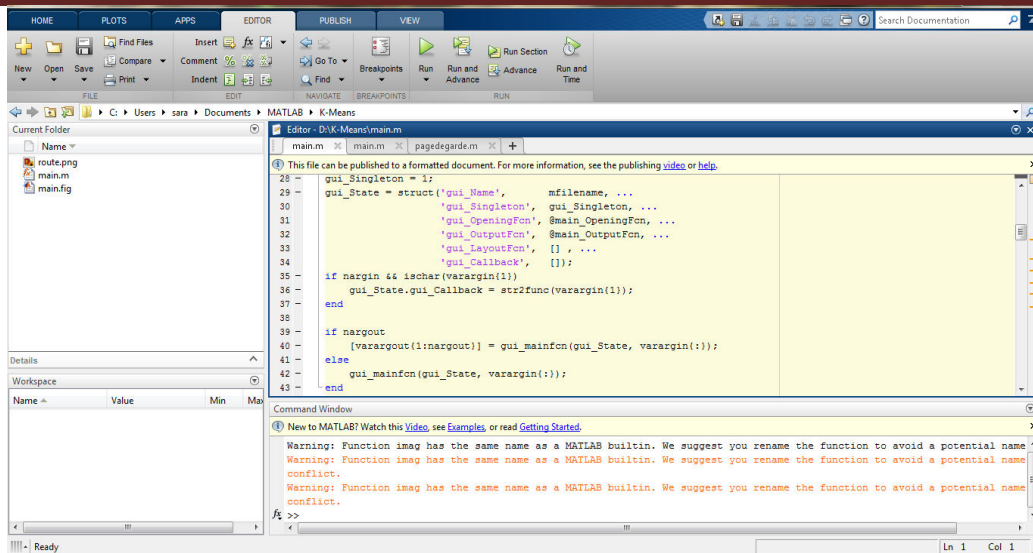
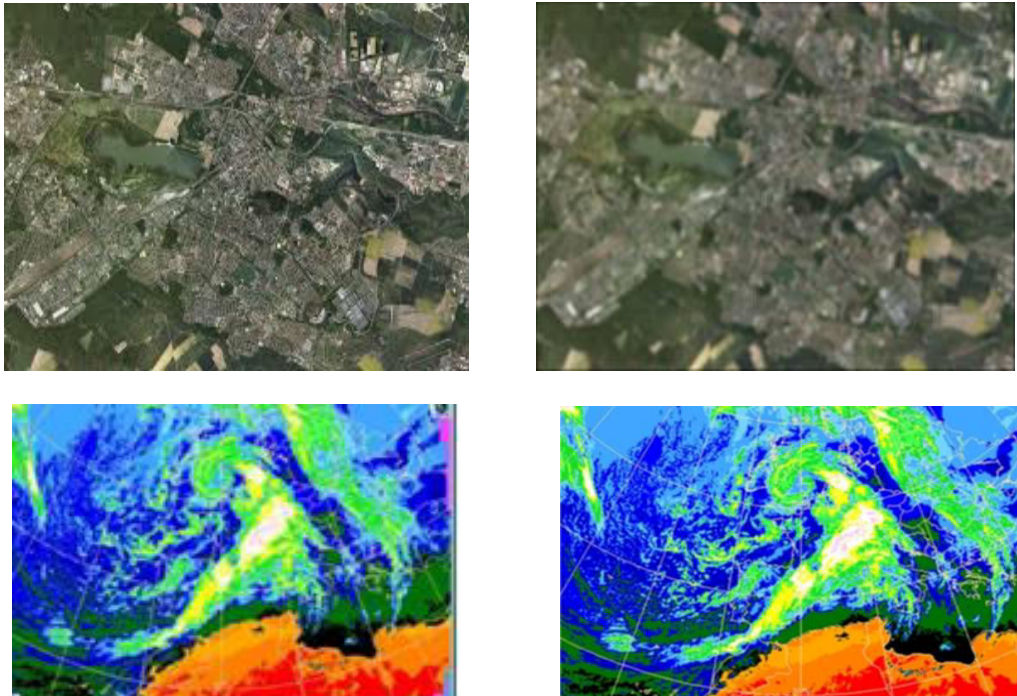


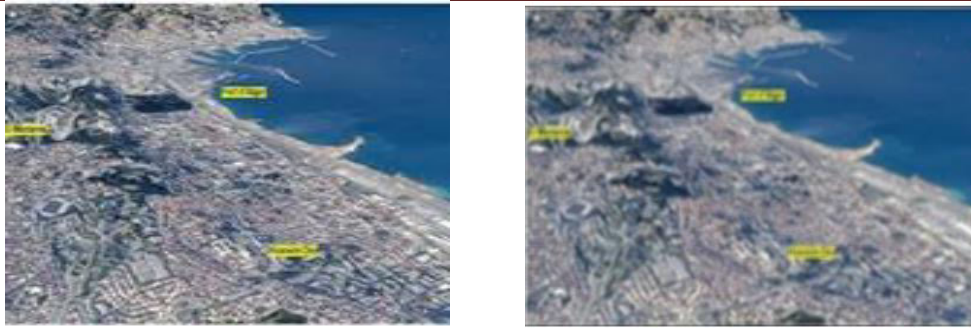
Figure 3.1. Environnement de Matlab

3.3. Résultats et discussion

3.3.1. Acquisition et prétraitement

Pour la construction de notre base d'images utilisée dans les tests et l'évaluation de notre application nous avons sélectionné une dizaines d'images satellitaires, puis nous avons appliqué un filtre moyen sur ces images. La figure (3.2) représente des exemples des images satellitaires utilisées avec le résultat d'application du filtre moyen sur ces images.





(a) image originale

(b) image filtrée

Figure 3.2. Application du filtre moyenneur sur des images satellitaires.

3.3.2. Résultats

Dans notre expérimentation pour évaluer la performance de la méthode de segmentation K-means ainsi que la méthode FCM proposées dans notre application, nous avons utilisé une base d'une dizaine d'images satellitaires en couleurs. Nous avons appliqué sur la séquence d'images sélectionnées la méthode Kmeans dans le cas où (nombre de cluster = 3), dans le cas où (nombre de cluster = 4) et dans le cas où (nombre de cluster = 8).

Nous avons appliqué par la suite la méthode FCM en changeant ses paramètres et en particulier le nombre de clusters. Dans les sections qui suivent nous présentons les résultats de la segmentation selon différents cas d'expérimentation.

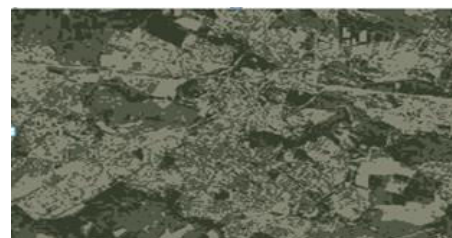
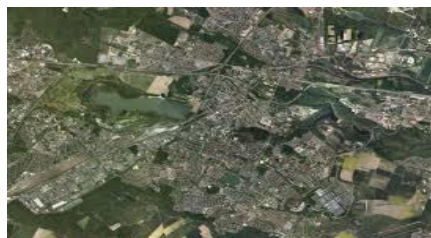
a)- segmentation avec K-means

- Expérimentation 1

Application de la méthode K-means avec 3 clusters (K=3)

La figure (3.3) illustre les images segmentées par la méthode K-means avec K=3 clusters.

01

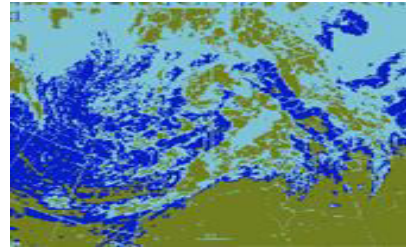
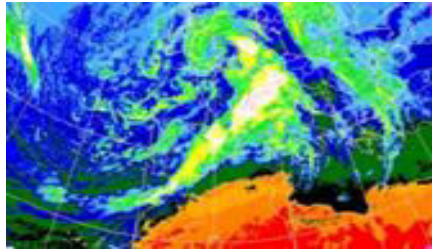


Chapitre 3 : implémentation et tests

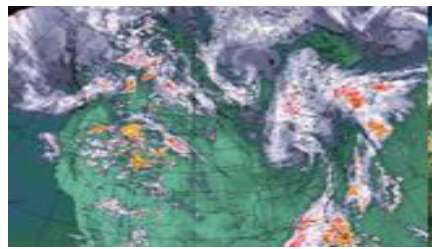
02



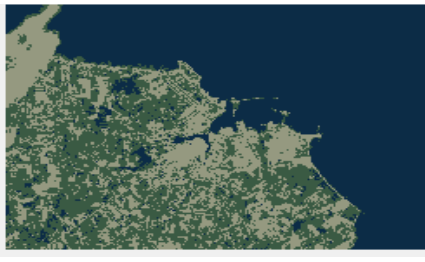
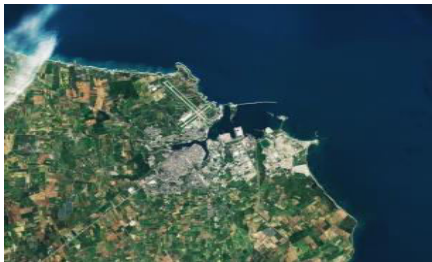
03



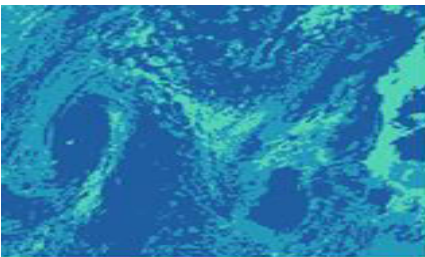
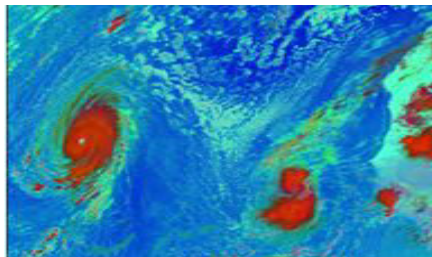
04



05



06



07



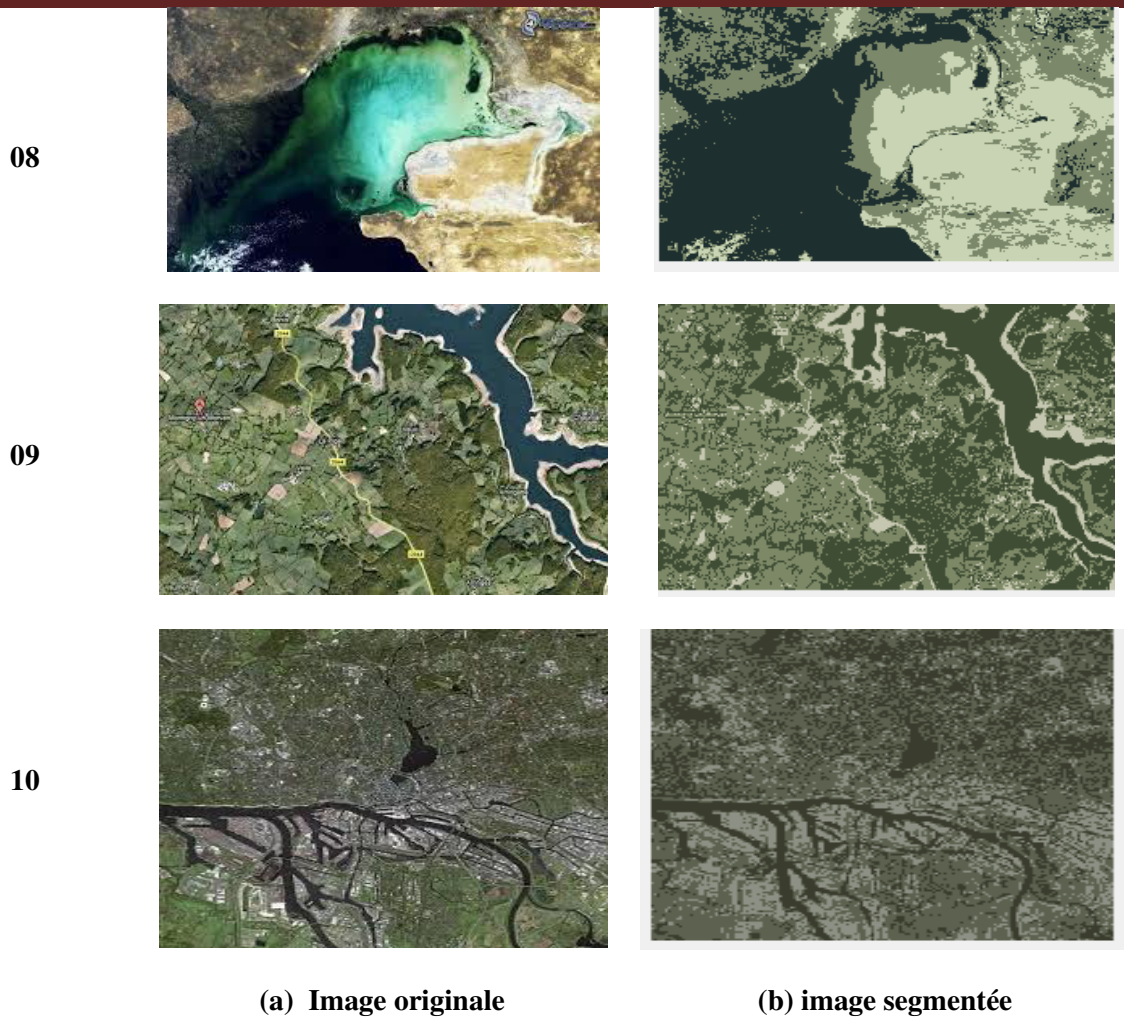


Figure 3.3. Résultats de segmentation des images satellitaires par K-means ($k=3$).

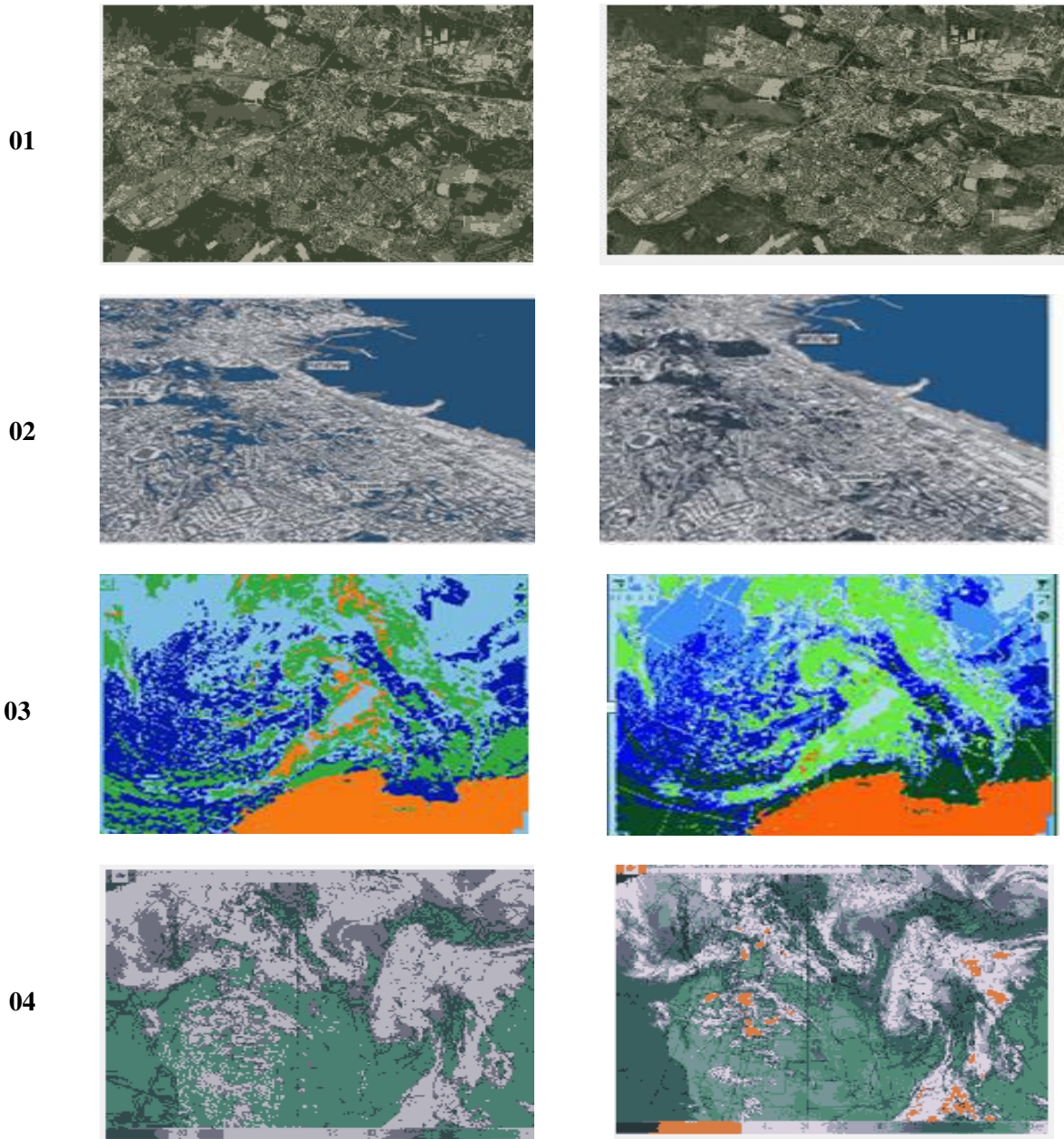
Le tableau (3.1) ci-dessous, présente les résultats de l'application de la première expérimentation selon les critères (PSNR, IE).

Tableau 3.1. Évaluation de l'application de Kmeans ($K=3$)

	PSNR	IE
1	24.5902	4.6930
2	21.5386	5.9071
3	12.9456	5.9773
4	20.3514	5.0195
5	22.3902	4.7238
6	18.6397	4.9617
7	21.6110	5.0291
8	18.7712	4.5540
9	21.9081	4.8513
10	23.9874	4.3366
Moyenne	20.67621	5.0034

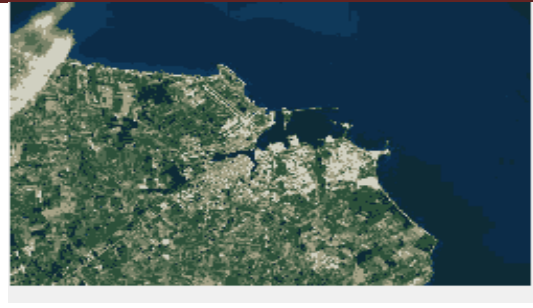
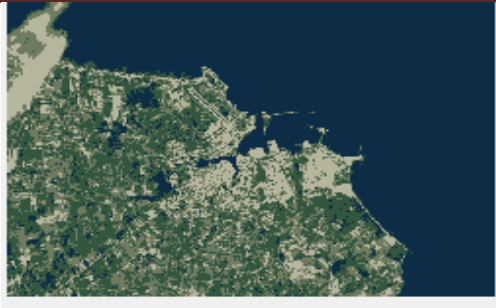
- Expérimentation 2

La deuxième expérimentation consiste à appliquer la méthode K-means avec comme paramètre 4 clusters ($K=4$). La figure (3.4) illustre les images segmentées par la méthode K-means avec ($K=4$) les images sont prises dans le même ordre de la figure (3.3). Le tableau (3.2) donne les valeurs des critères IE et PSNR pour cette expérimentation.

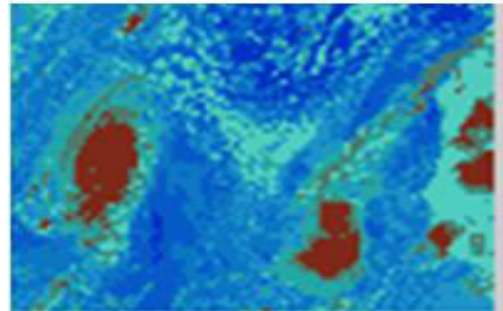
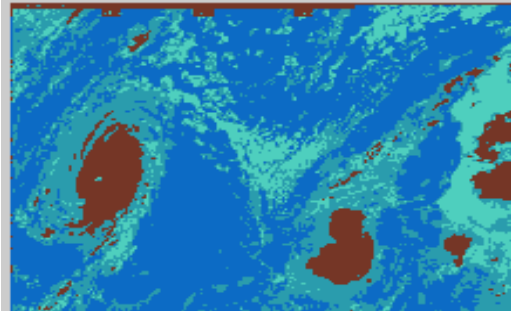


Chapitre 3 : implémentation et tests

05



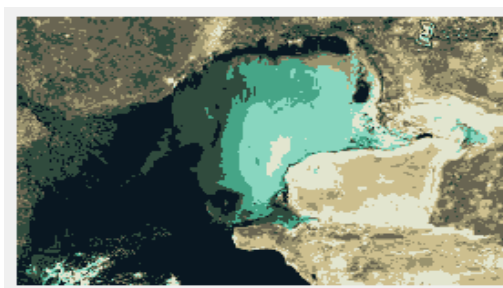
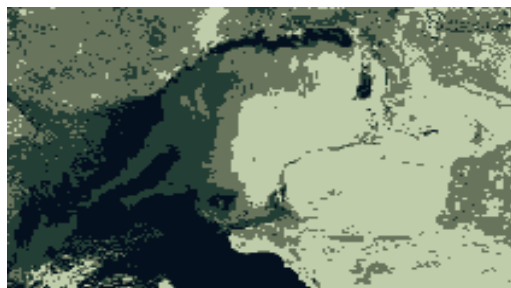
06



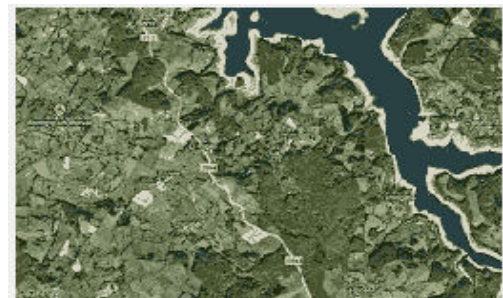
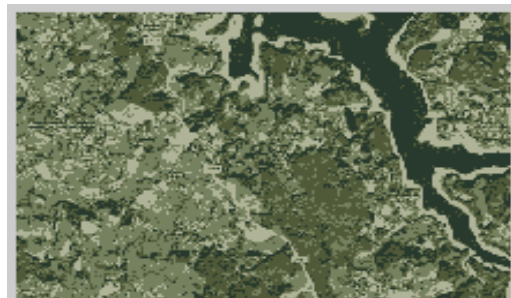
07



08



09



10



(a) K=4

(b) K=8

Figure 3.4. Résultats de segmentation des images satellitaires par K-means

(a) k= 4 (b) K= 8

Le tableau (3.2) ci-dessous, présente les résultats de l'application de la deuxième expérimentation selon les critères (PSNR, IE).

Tableau 3.2. Evaluation de l'application de Kmeans (K =4)

Image	PSNR	IE
1	26.5785	4.9570
2	22.5943	5.7895
3	14.7304	6.4175
4	21.4321	5.5822
5	22.4984	5.0082
6	19.7559	6.2591
7	23.5992	5.5576
8	19.4045	5.2920
9	23.0935	5.4835
10	26.0112	4.6587
Moyenne	21,9698	5,50053

- Expérimentation 3

Application de la méthode Kmeans avec (K=8). La figure (3.4(b)) illustre les images segmentées par la méthode K-means avec (K =8). Les images sont prises dans le même ordre de la figure (3.3). Le tableau (3.3) résume les valeurs des critères IE et PSNR pour cette expérimentation.

Chapitre 3 : implémentation et tests

Tableau 3.3. Évaluation de l'application de Kmeans (K =8)

Image	PSNR	IE
1	28.9282	5.6512
2	25.6206	6.1103
3	18.3211	6.9584
4	24.4338	6.8226
5	27.1626	5.6628
6	21.4118	7.2493
7	25.3692	6.4715
8	28.8784	6.6981
9	33.0690	6.1907
10	33.4342	5.5907
Moyenne	26,66289	6,34056

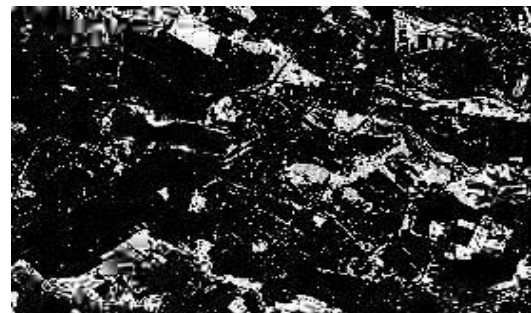
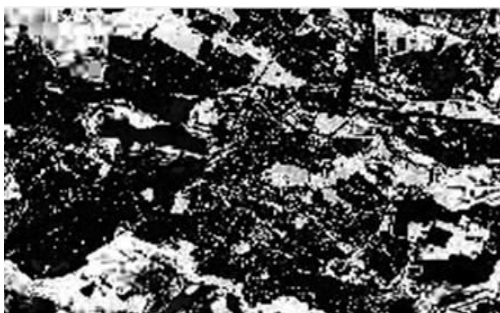
b)- Segmentation avec FCM

Il s'agit maintenant de l'application de la méthode FCM pour segmenter les images satellitaires. FCM possède en réalité plusieurs paramètres le degré de flou m , généralement ce paramètre est fixé à 2. Le seuil ε généralement fixé à 0,001 et le nombre d'itération. Dans notre application nous avons fixé ces paramètres comme suit ($m= 2$, $\varepsilon=0.001$ et nb itération =100) et nous avons changé le nombre de clusters pour tester son impact sur la segmentation.

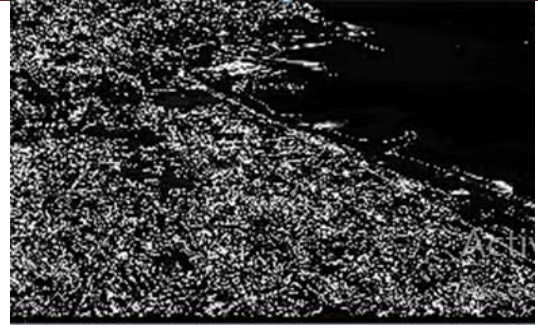
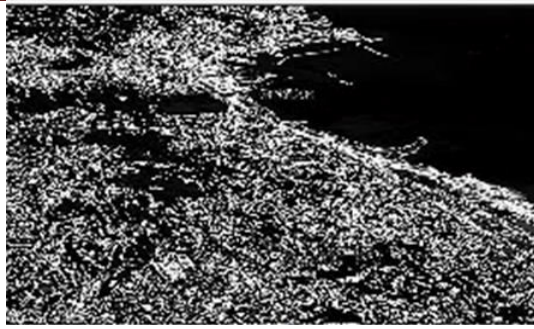
- Expérimentation 1

Application de la méthode FCM avec le nombre de clusters égal à 4. La figure (3.5) représente les images segmentées en utilisant la méthode FCM avec 4 clusters. Le tableau (3.4) résume les valeurs des critères IE et PSNR pour cette expérimentation. Nous avons pris dans cette expérimentation les cinq premières images originales de la séquence présentée en figure (3.4).

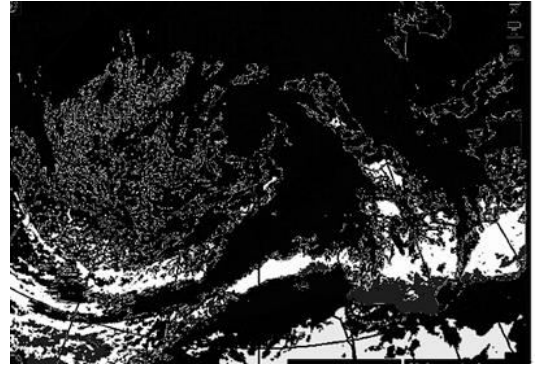
01



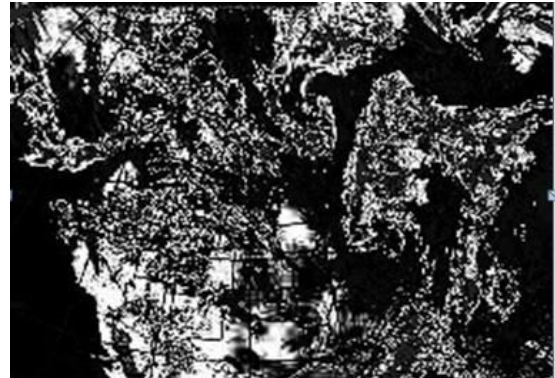
02



03



04



05



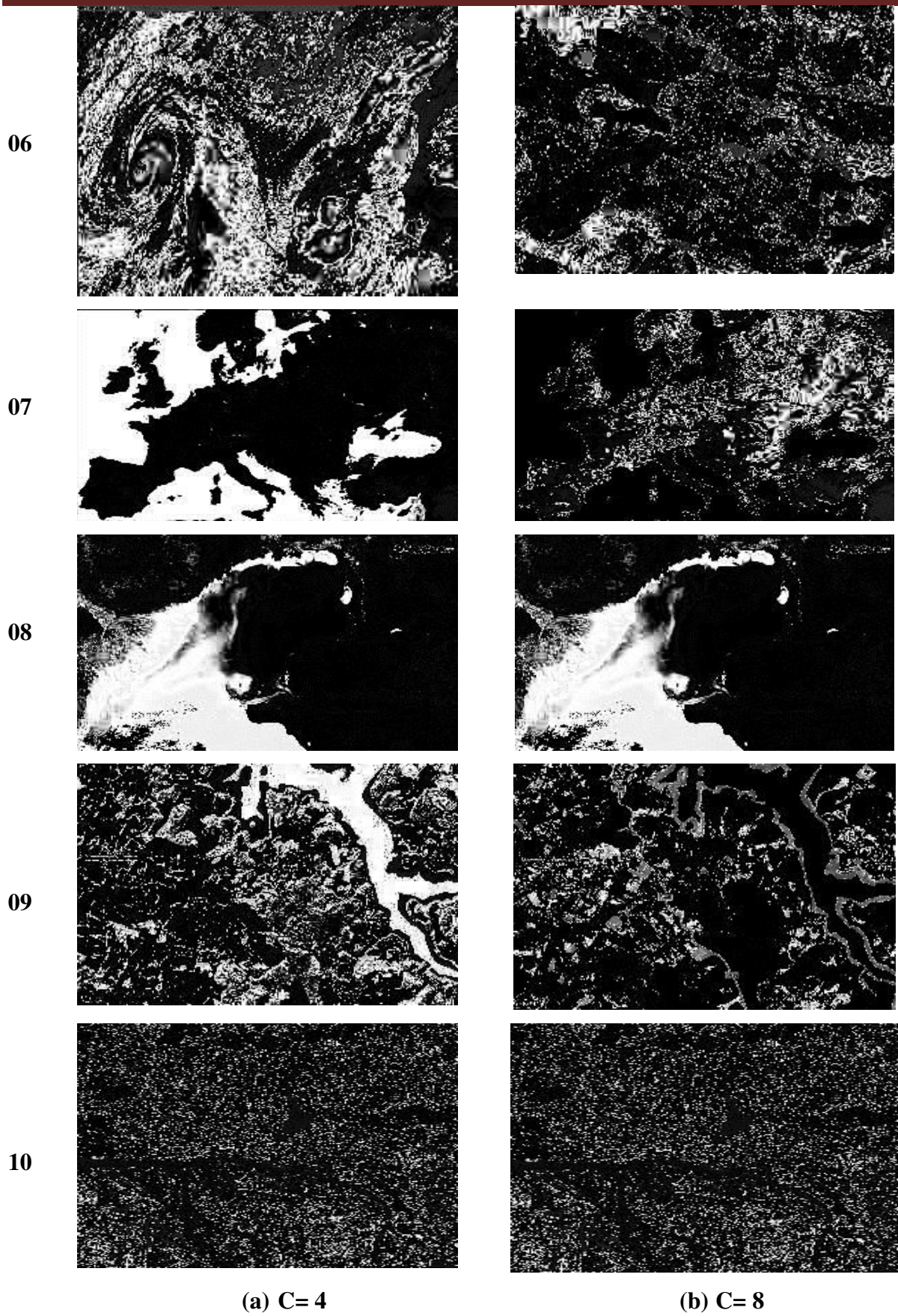


Figure 3.5. Résultats de segmentation des images satellitaires par FCM
(a) C=4 (b) C=8

Tableau 3.4. Évaluation de l'application de FCM (C = 4)

Image	PSNR	IE
1	8.3066	5.63061
2	8.3066	5.6306
3	4.6378	4.7401
4	6.1322	5.9255
5	3.46651	4.69214
6	7.47975	6.02336
7	3.48126	3.44068
8	3.54747	4.80855
9	5.37082	5.28855
10	9.19579	5.93722
Moyenne	5,99248	5,211731

- Expérimentation 2

Dans cette dernière expérimentation nous avons appliqué la méthode FCM avec les paramètres suivants : ($m=2$, $\varepsilon=0,001$ nb itération =100) sur les 10 images originales. Le résultat obtenu est illustré sur la figure (3.5). Le tableau (3.5) représente les valeurs d'IE et PSNR pour cette expérimentation.

Tableau 3.5. Évaluation de l'application de FCM (C = 8)

Image	PSNR	IE
1	7.46241	4.26496
2	5.63634	4.25189
3	6.51321	2.99967
4	5.70178	4.86937
5	10.1512	2.98964
6	7.67896	4.64291
7	8.87847	4.28235
8	7.78198	3.91795
9	8.855	3.38815
10	8.87564	4.61484
Moyenne	7,753499	4,022173

c) Évaluation du temps d'exécution

Le tableau ci-dessous, présente le temps d'exécution consommé pour la segmentation de chaque image par la méthode K-means et FCM pour les différentes expérimentations.

Tableau 3.6. Temps d'exécution consommées pour la segmentation des images satellitaires dans les différentes expérimentations (en secondes « s »)

	Kmeans (K=3)	Kmeans (K=4)	Kmeans (K=8)	FCM (C = 4)	FCM (C=8)
1	4.09	4.5277	5.075	3.0741	7.45044
2	3.2765	3.5717	5.5951	3.0741	7.14108
3	17.077446	15.5020	21.345	15.3042	48.6498
4	3.652	3.695026	5.5109	3.0686	8.05667
5	12.244250	13.3706	29.895855	10.1588	40.7896
6	3.883562	4.42838	5.920495	3.12221	8.65435
7	3.549071	3.943300	6.779243	3.35998	8.38627
8	3.106687	4.053735	5.9092	3.1879	9.11728
9	3.180429	4.552860	6.2596	3.20356	8.93327
10	3.547785	4.339660	5.3723	3.08657	9.01906
Moyenne	5,760773	6,1984961	9,7662693	5,064	15,619782

3.3.3. Interprétation et discussion des résultats

Pour la méthode K-means, Le paramètre nombre de classes K est le paramètre essentiel. D'après les trois expérimentations nous pouvons remarquer qu'un bon choix du nombre k est nécessaire, car un mauvais choix de k produit de mauvais résultats. Par exemple, la segmentation de l'image satellitaire 3 avec 8 classes est meilleure que le résultat de la segmentation lorsque le nombre de clusters est égal à 3 ou 4. En fait ceci peut être expliqué par le type de l'image originale qui est un peu complexe c'est-à-dire comportant plusieurs objets. La qualité de la segmentation est visiblement évaluée bonne dans le cas (K=8) relativement au cas (K=3), ceci est également confirmé par l'augmentation significative de la valeur de IE pour l'image segmentée N°3 dans le cas à trois clusters soit (5.9773) relativement à la valeur IE de la même image segmentée avec 8 clusters soit (6.9584). La qualité de la segmentation améliorée est aussi confirmée par l'augmentation de la valeur du PSNR de l'image 3 segmentée dans les deux cas (K=3) et (K=4), soient 12,9456 et 14.7304 respectivement.

Selon le tableau (3.6) nous remarquons également que l'algorithme K-means est un algorithme rapide. Cependant la résolution de l'image peut influencer la rapidité de cet algorithme, par exemple l'image 3 et l'image 5 ont consommé un temps important pour leur segmentation relativement aux autre images dans les trois expérimentations, soient

(17.077446, 15.5020, 21.345) pour l'image 3 dans les trois cas et (12.244250, 13.3706, 29.895855) pour l'image 5.

Nous avons remarqué également que l'application plusieurs fois de l'algorithme k-means sur la même image et avec le même nombre de clusters donne des résultats différents, à cause de l'initialisation aléatoire des centroïdes utilisée au début de l'algorithme.

Nous avons remarqué aussi que pour les images où la luminance a été un peu élevée telles que l'image 3, l'image 4 et l'image 6 le résultat de la segmentation a été de qualité moindre relativement aux images qui sont un peu sombre (moins de luminance). Ceci est confirmé par le fait que ces images segmentées ont donné les valeurs les plus faibles du PSNR dans les trois expérimentations comme indiqué sur les tableaux (3.1, 3.2 et 3.3).

Pour la méthode FCM, après la série des expérimentations effectuées en fixant le facteur de flou (fuzzification), le nombre d'itérations et la précision tout en changeant le nombre de clusters, nous remarquons que la qualité de la segmentation augmente mais avec un temps d'exécution un peu long, ceci est bien illustré sur le tableau (3.6). Par exemple l'image satellitaire 1 de la figure (3.2) a été segmentée en 4 clusters en (3.08657 s) par elle la segmentation de la même image en 8 clusters a nécessité (9.01906 s), soit presque trois fois le temps de la segmentation.

Nous avons pu constater que ces deux algorithmes s'avèrent efficaces lorsque les objets de l'image sont clairement séparés. Nous avons remarqué également que le temps d'exécution moyens pour la segmentation des images satellitaires testées avec K-means dans le cas où le nombre de clusters est élevé est moins que celui de la segmentation avec FCM.

D'après les résultats obtenus nous avons remarqué également que la segmentation avec FCM est de qualité un peu améliorée par rapport à K-means pour certains type d'images et en moyenne FCM présente un résultat plus satisfaisant que Kmeans dans le cas où le nombre de cluster est 4, par contre en moyenne le résultat de Kmeans est mieux dans le cas où $K=8$. Ceci est confirmé par les valeurs moyennes de IE pour les différentes expérimentations.

D'une manière générale, les algorithmes K-means et FCM étudiés donnent une bonne segmentation. Néanmoins, les images comportant des défauts donnent un résultat qui semble visuellement correct. Nous avons constaté que les deux algorithmes nécessitent une connaissance préalable du nombre de clusters. Par leur caractère itératif, ils s'avèrent inefficaces lorsque le nombre de clusters devient important.

3.4. Quelques interfaces de l'application

Dans ce travail nous avons développé une application destinée à la segmentation des images satellitaires en utilisant deux méthodes K-means et FCM. La figure (3.6) présente la description générale de l'application.

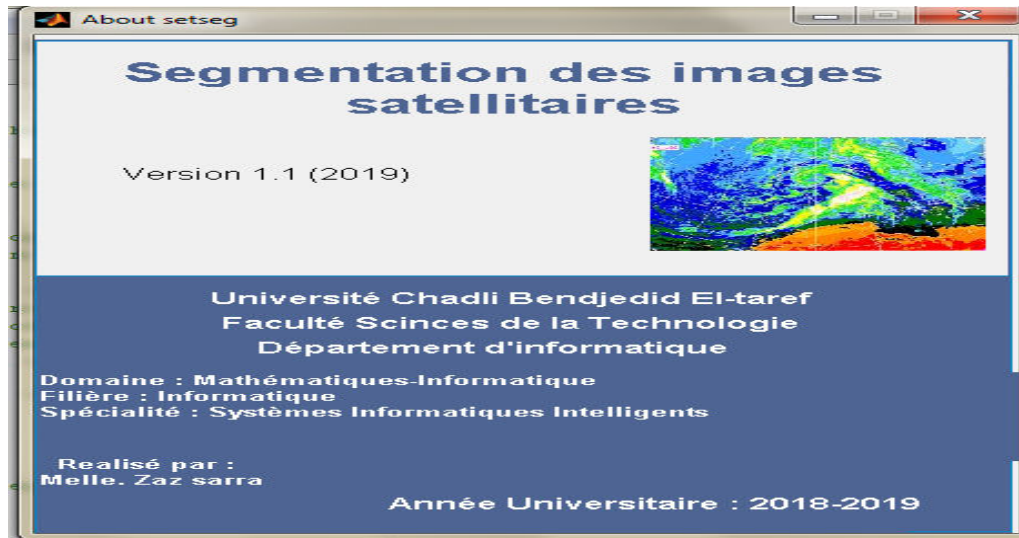


Figure 3.6. Description générale de l'application.

L'interface principale de notre application est présentée par la figure (3.7). Elle est constituée d'un menu pour accéder à ses différentes fonctionnalités.

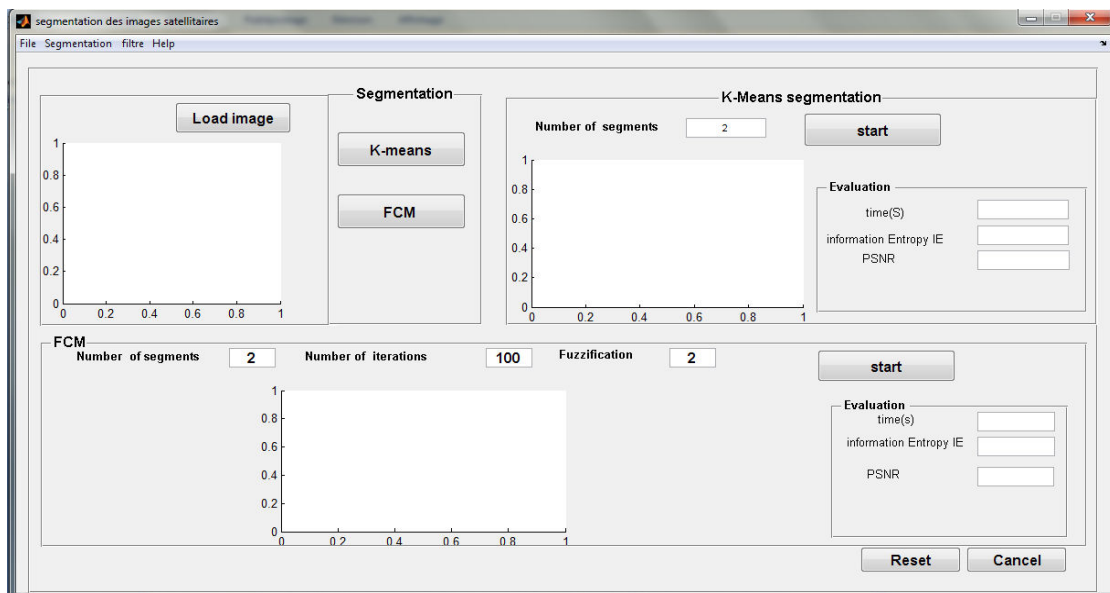


Figure 3.7. Interface principale de l'application

3.4.1. Différentes fonctionnalités de l'application

➤ Chargement de l'image

Il est possible de charger une image satellitaire grâce au bouton « Image Load» qui existe dans l'interface principale de l'application ou bien à partir du menu {File - Image Load}, ceci permet d'ouvrir une boîte de dialogue pour choisir un fichier image à partir d'un emplacement local.

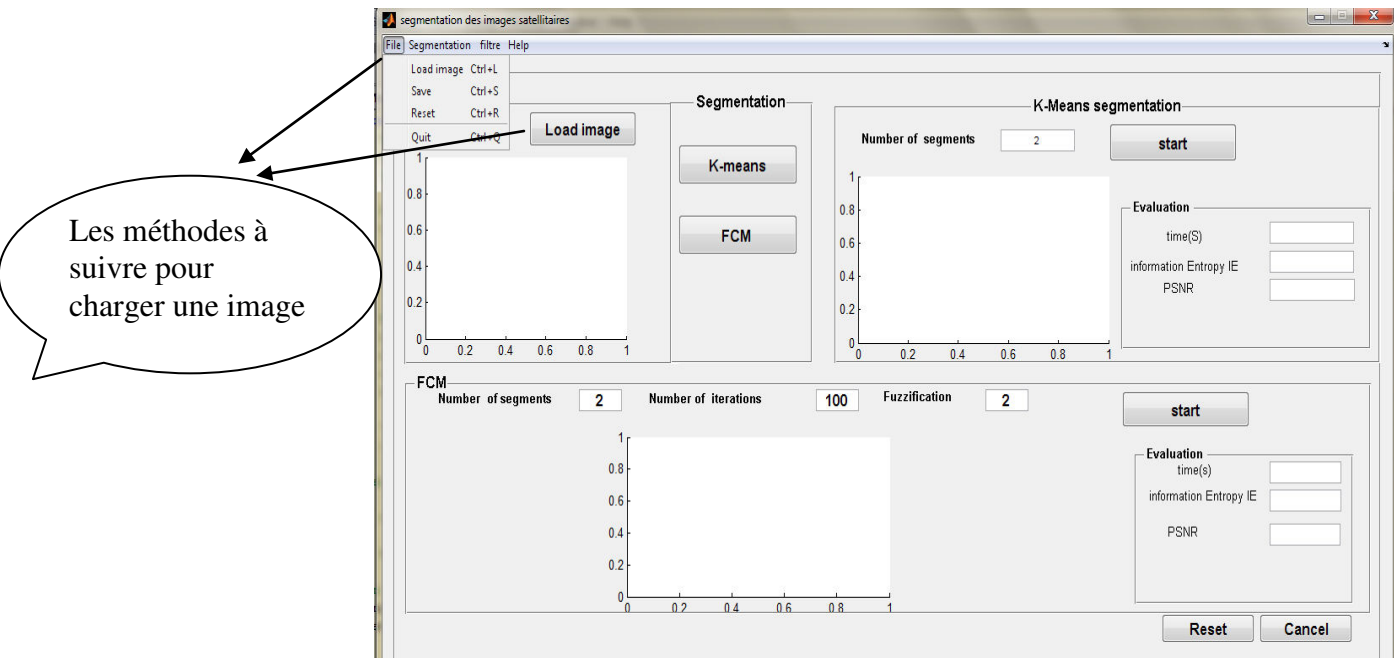


Figure 3.8. Chargement de l'image

- **Choix de la méthode de segmentation :** Une fois une image est sélectionnée comme entrée à notre application, Nous avons le choix entre deux méthodes, soit la méthode K-means ou FCM.
- **Choix des paramètres et exécution :** Après le choix de la méthode de segmentation, avant de lancer l'exécution du programme de segmentation, il est possible de changer les paramètres de la méthode, puis le bouton « Start » est utilisé pour lancer la segmentation, une fois l'opération terminée l'image segmentée sera affichée sur la même fenêtre avec des résultats d'évaluation de la segmentation (voir Figure 3.9 et 3.10).

Chapitre 3 : implémentation et tests

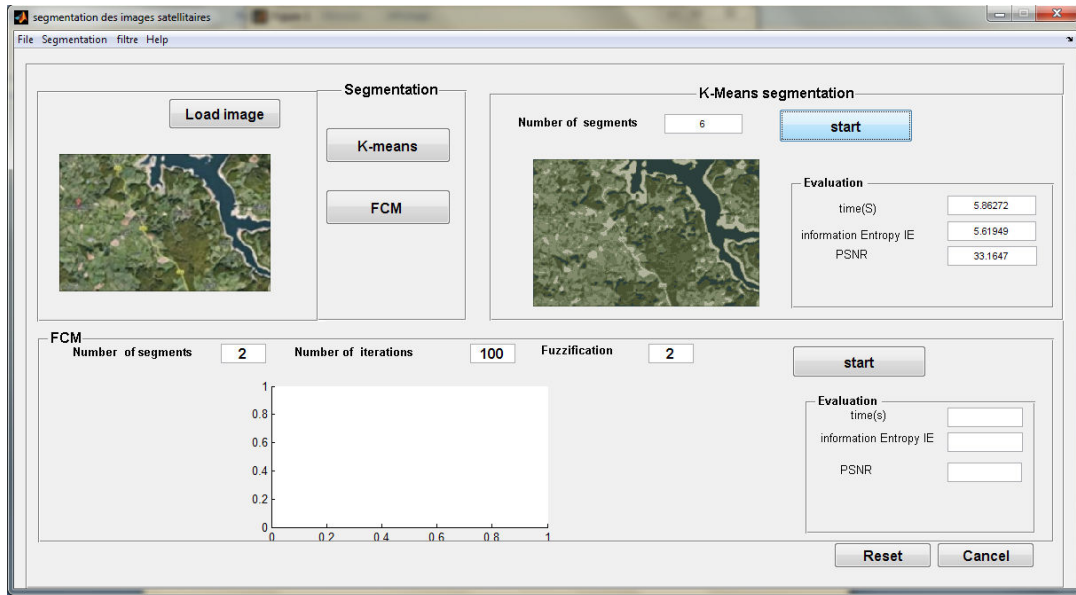


Figure 3.9. Segmentation d'une image satellitaire par Kmeans.

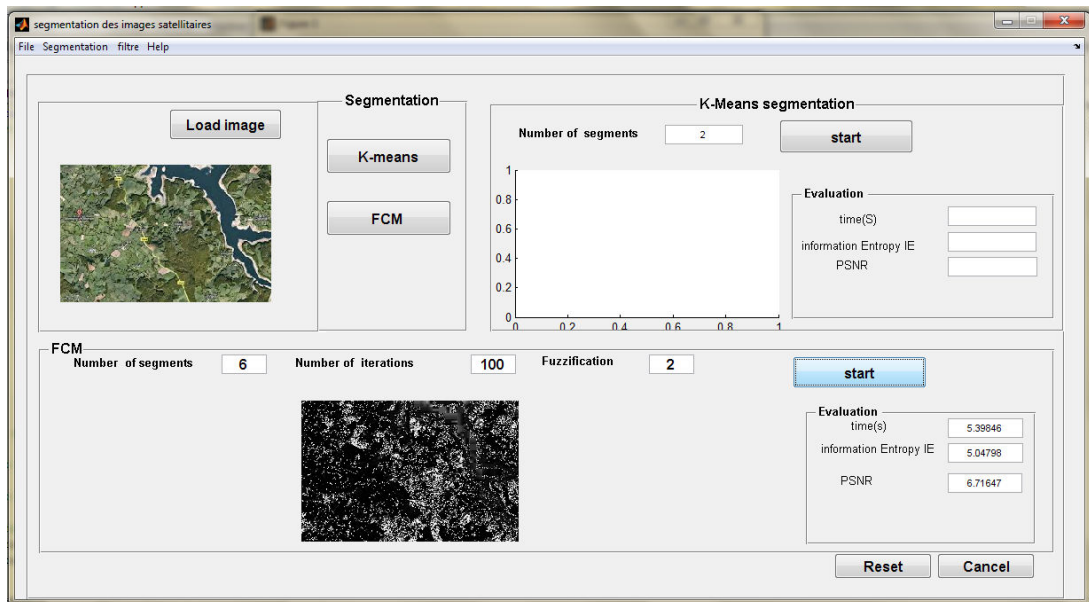
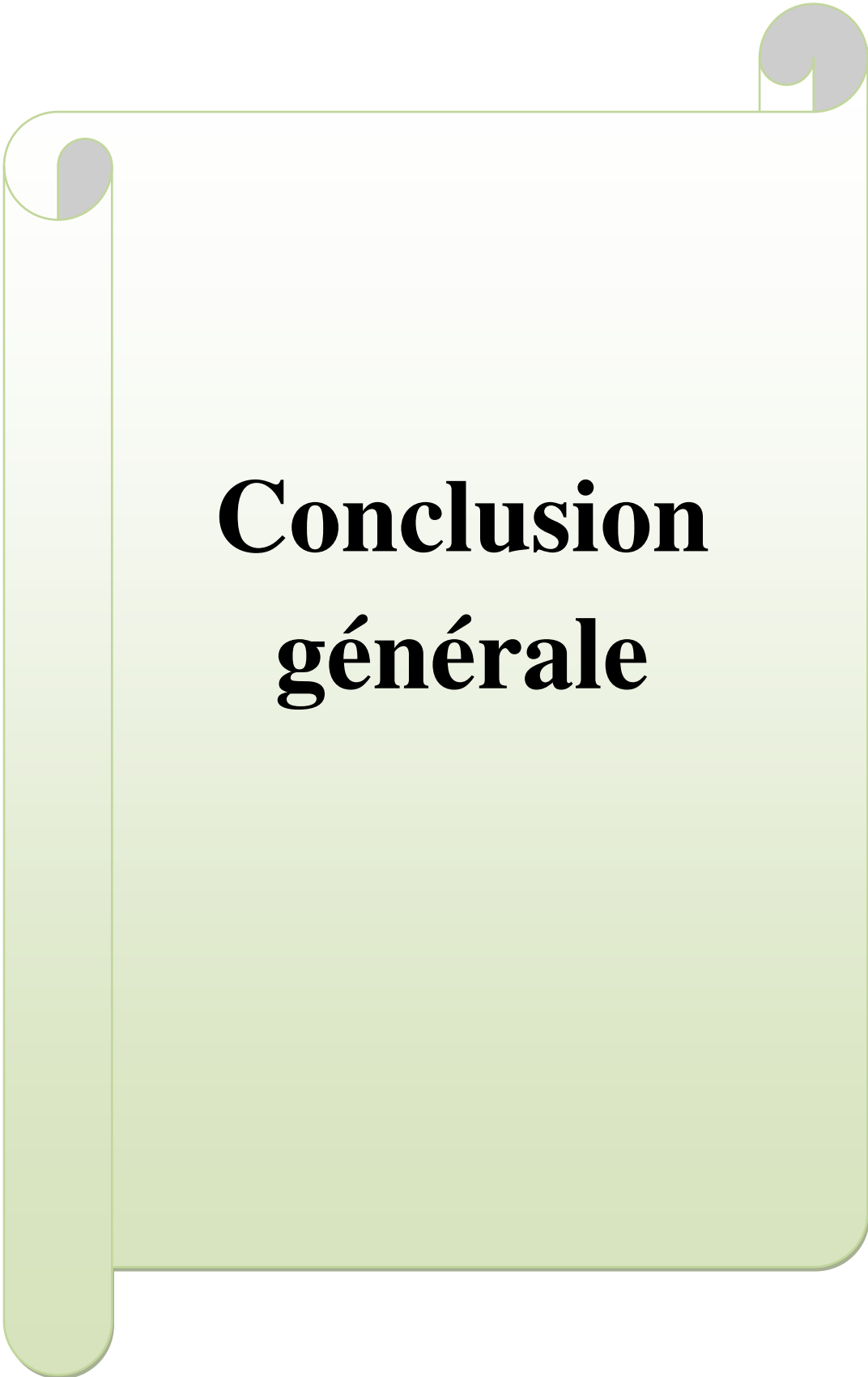


Figure 3.10. Segmentation d'une image satellitaire par FCM.

3.6. Conclusion

Ce chapitre a été dédié à l'évaluation des deux méthodes de segmentation d'images satellitaires : la méthode K-means et la méthode FCM. En effet, les résultats obtenus affirment, que l'utilisation de K-means permet d'obtenir un résultat satisfaisant. Tandis que la méthode FCM permet d'augmenter la performance de la méthode de segmentation avec un temps d'exécution raisonnable. Nous avons pu constater que ces deux algorithmes s'avèrent efficaces lorsque les objets de l'image sont clairement séparés. Nous avons mesuré le temps d'exécution des deux algorithmes pour chaque image et il en ressort que FCM est plus rapide pour les images de grande résolution et que k-means est plus approprié dans le cas des images à faible résolution. De manière générale, les deux algorithmes étudiés convergent toujours donnent un bon résultat mais présentent cependant deux inconvénients : d'une part, ils nécessitent le choix préalable du nombre K de clusters, qui influence la qualité de la segmentation; d'autre part, ils requièrent un temps de calcul qui augmente significativement avec la résolution de l'image, du fait de leur nature itérative.

A decorative graphic of a scroll with a light green gradient background and a thin green border. The scroll is partially unrolled, with the top and bottom edges curving outwards. Three grey circular elements are positioned at the top corners, resembling the ends of the scroll's binding or the tips of the unrolled edges.

Conclusion générale

Notre mémoire touche à sa fin et nous avons appris que la segmentation est l'étape la plus intéressante au traitement d'image.

Dans ce mémoire nous avons fait un survol sur plusieurs méthodes de segmentation où chacune d'elles est destinée à un domaine spécifique, et présente des avantages et des inconvénients, mais aucune n'est efficace sur tous les types d'images. D'où ce domaine de recherche reste ouvert pour trouver des méthodes plus évoluées et plus efficaces

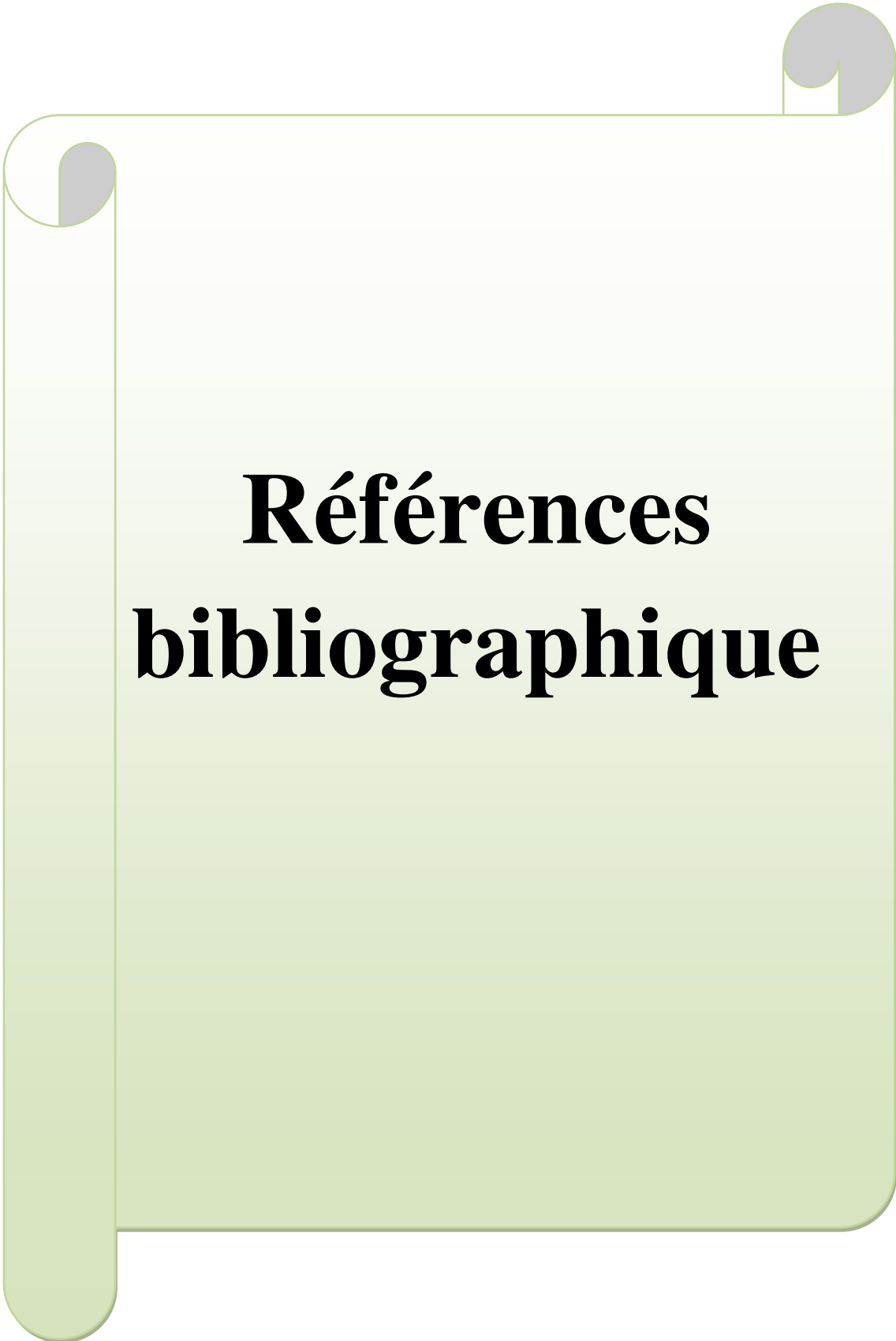
L'objectif de notre travail était de réaliser une étude comparative entre deux techniques de classification classique (k-means, FCM) et de les appliquer sur des images satellitaires pour l'exploiter dans différents domaines. En fait, le processus de classification pour ces deux méthodes dépend fortement de la phase d'initialisation, le bon choix du nombre de clusters conduit certainement à une bonne segmentation surtout lorsqu'il s'agit des images de nature complexe et bruitées telles que les images satellitaires.

Notre système a été testé avec de nombreuses images. Pour les évaluer, nous avons mesuré le temps d'exécution ainsi que l'entropie de l'information et le PNSR pour chaque image et pour les deux méthodes utilisées. Les résultats ne sont pas toujours excellents avec toutes les images, mais ils sont satisfaisants puisque pour les deux méthodes les algorithmes convergent vers un résultat au bout d'un intervalle de temps acceptable.

Nous avons constaté que l'algorithme FCM est plus efficace que l'algorithme de k-means, pour les images à haute résolution du point de vue qualité de segmentation malgré que le temps d'exécution est plus intéressant pour Kmeans. Un simple coup d'œil sur les résultats obtenus montre clairement que les classes obtenues sont disjointes et plus ou moins homogènes en même temps, ceci est dû au fait de l'introduction de la logique floue dont l'apport a été bien traduit par la qualité de la segmentation obtenue.

A l'issue des travaux menés dans le cadre de ce mémoire, nous dégageons quelques perspectives.

En fait, l'image satellitaire est une image de nature complexe surtout s'il s'agit d'une image avec un petit zoom, ce qui va laisser apparaître plusieurs objets sur l'image. Nous envisageons d'utiliser d'autres méthodes de segmentation pour tester leur efficacité avec les images satellitaires. Et il est également souhaitable de proposer des approche basé sur FCM . Ce travail peut également être améliorée en faisant l'acquisition d'une base d'images plus importantes et plus représentative. Les méthodes supervisées sont également très intéressantes nous envisageons d'utiliser une sur les images satellitaires.

A decorative graphic of a scroll with a light green gradient and a thin dark green border. The scroll is partially unrolled, with the top and bottom edges curving upwards. There are three grey circular elements: one at the top left corner, one at the top right corner, and one at the bottom left corner, resembling the ends of the scroll's binding or the tips of the unrolled edges.

Références bibliographique

Références Bibliographiques

- (MED et al 2) MEDJAOUI Amina et FARES Fadia « *Segmentation des Images par Contours Actifs : Application sur les Images Satellitaires à Haute Résolutions* » Université Abou Bakr Belkaid– Tlemcen, Soutenu le 02 Juillet 2012
- (BEN 16) BENDAOUH Mohammed Habib « *Développement de méthodes d'extraction de contours sur des images à niveaux de gris* », Thèse de doctorat, l'Université Oran, 2016 / 2017
- (MOH16) MESSAOUDI Mohammed « *Segmentation d'image en statistique décisionnelle* », Université Sidi Mohamed ben Abdellah , le 16/06/2016
- (YAH 13) YAHIAOUI ZAHRA « *Etude et implémentation de l'algorithme c moyenne floue et ses variantes* », Université M'SILA, 2013
- (KRI14) Krim Mohamed Houssein Eddine, « *Etude de l'algorithme FCM pour la segmentation des images satellite landsat 5* » Université Dr. Tahar Moulay – SAIDA, Promotion : Jun 2014
- (BEG 12) Beghoura Mohamed Amine (2012) « *Segmentation multi sources des Images Satellitaires par l'algorithme Firefly* » mémoire de magister Université des sciences et de la technologie d'Oran Mohamed Boudiaf, Oran, Algérie, 2012.
- (BAY 13) Bayouh Meriam « *Apprentissage de connaissances structurelles à partir d'images satellitaires et de données exogènes pour la cartographie dynamique de l'environnement Amazonien* », Thèse de doctorat, l'Université des Antilles et de la Guyane, Soutenu le 06 Décembre 2013.
- (HOR et al 76) S. Horowitz et T. Pavlidis « *Picture segmentation by a tree traversal algorithm* », Journal of The Association for Computing Machinery, 23(3):368-388, avril 1976.
- (TAM 15) Ayoub Tamim. « *Segmentation et classification des images satellitaires : application à la détection des zones d'upwelling côtier marocain et mise en place d'un logiciel de suivi spatiotemporel* » Université Mohamed, Rabat 2015.

- (FAD11)** FADHLI Fatima Zohra, « *Segmentation des images satellites très haute résolution spatiale* », mémoire de magistère, Université d'Oran- Mohamed Boudiaf, 2011
- (CHA 97)** Sébastien CHABRIER, (1997) ,« *Evaluation de résultats de segmentation d'images* »

Sites internet consulté

- (Net01)** :https://fr.wikipedia.org/wiki/Image_numérique(consulté le 02/05/2019)
- (Net02)** :https://fr.wikipedia.org/wiki/Image_vectorielle(consulté le 02/05/2019)
- (Net03)** :<https://www.baches-publicitaires.com/blog/actualites/vectorisation-cest/>
- (Net04)** :http://edutechwiki.unige.ch/fr/Image_matricielle
- (Net05)** :https://fr.wikipedia.org/wiki/Imagerie_satellite
- (Net06)** :https://fr.wikipedia.org/wiki/Traitement_d%27images

Résumé

La segmentation d'image est une opération de traitement d'image de bas niveau qui consiste à localiser dans une image les régions (ensembles de pixels) appartenant à une même structure. Les méthodes qui lui sont liées sont variées et peuvent s'appuyer sur diverses bases théoriques (probabilités, logique floue) et se répartissent en deux grandes familles supervisées et non supervisées

Dans notre travail nous nous intéresserons essentiellement à la segmentation par approche classification non supervisée qui fournit une partition de l'image en regroupant des pixels ayant des niveaux de gris similaires dans une même classe de pixels.

Le but de notre travail est d'établir une étude comparative entre deux techniques de classification classiques : K-means et FCM en matière de performances sur deux aspects : qualité de segmentation et temps d'exécution.

Mots clés : segmentation, image satellitaire, Fuzzy C-Means(FCM), K-means.

Abstract

Image segmentation is a low level processing technique which consists to localize into an image the regions (set of pixels) belonging to the same structure. It has multiple related methods which rely on diverse theoretical bases such as (probabilities and fuzzy logic) and can be divided in two principal categories (supervised and unsupervised).

In our work, we are particularly interested to the satellite image segmentation by unsupervised classification approach which provides an image partitioning by clustering (grouping) pixels with similar level of intensity into the same class.

The purpose of our work is to establish a comparative study between two classical classification techniques: K-means and FCM in terms of performance in two aspects: segmentation quality and execution time.

Key words: segmentation, satellite imaging, Fuzzy C-Means (FCM), K-means.

ملخص:

تجزئة الصورة هي عملية معالجة صور منخفضة المستوى تتكون من تحديد المناطق (مجموعات البكسل) في نفس الصورة في نفس الصورة. الأساليب المرتبطة بها متنوعة ويمكن أن تستند إلى قواعد نظرية مختلفة (الاحتمالات، والمنطق الضبابي) وتنقسم إلى عائلتين كبيرتين خاضعتين للإشراف وغير خاضعتين للإشراف.

في عملنا ، سنركز بشكل أساسي على تجزئة نهج التصنيف غير الخاضع للإشراف والذي يوفر قسمًا للصورة عن طريق تجميع البكسل بمستويات رمادية مماثلة في نفس فئة البكسل.

الغرض من عملنا هو إنشاء دراسة مقارنة بين تقنيتي التصنيف الكلاسيكي: FCM ، K-means من حيث الأداء في جانبيين: جودة تجزئة ووقت التنفيذ.

الكلمات الأساسية: تجزئة، صورة الأرقام الصناعية، FCM، K-means.