

Table des matières :	
Dedicace :	I
Introduction generale :	III
Chapitre I : La télédétection et l'imagerie	
I.1.Introduction :	01
I.2.Télédétection :	01
I.2.1.Définition :	01
I.2.2. Type de Télédétection :	01
I.2.3. Processus de la télédétection :	02
I.2.4.Bases physiques de la télédétection:	03
I.2.5.Eléments de la Télédétection :	05
I.2.6. Domaines d'application :	06
I.3.Imagerie :	07
I.3.1. Définition d'image :	07
I.3.2. Image numérique :	07
I.3.3. Caractéristiques d'une image numérique :	07
I.3.4. Photo aérienne :	10
I.3.5. Type des images numériques :	11
I.3.6. Acquisition des données image :	11
I.3.7. Dispositif de numérisation d'images :	12
I.3.8. Traitements numériques des images:	12
I.3.9. Phase de traitement :	12
I.3.10. Types de traitement d'images :	13
I.3.11. Segmentation :	13
I.3.12. Domaines d'application traitement d'images :	13
I.4.Conclusion :	14
Chapitre II :La segmentation	
II.1.Introduction :	15
II.2.Segmentation :	15
II.2.1.Définition :	15
II.2.2.Objectifs de la segmentation :	15
II.2.3.Différentes méthodes de la segmentation :	16
II.3.Conclusion :	22

Chapitre III :La classification

III.1.Introduction :	23
III.2. Apprentissage automatique :	23
III.2.1. Types d'apprentissage automatique :	23
III.3. Classification :	23
III.2.1. Classification supervisée :	23
III.2.1. Classification non supervisée :	23
III.2.1. Classification semi supervisée :	23
III.4. Types de classification :	23
III.5. Algorithmes d'apprentissage :	24
III.6. Types d'algorithmes classification :	24
III.6.1. Classifieur bayesien :	24
III.6.2. Arbres de décision :	25
III.6.3. Réseaux de neurones :	26
III.6.4. Rocchio :	27
III.6.5. Algorithme génétique :	27
III.6.6. Algorithme de cuckoo search :	28
III.6.7. Séparateurs à vaste marge :	28
III.6.8. K plus proches voisins :	29
III.6.9. K-means :	30
III.7.Conclusion :	31

Chapitre IV :La Conception et la réalisation

IV.1.Introduction :	32
IV.2. Ressources utilisées :	32
IV.3. Outil de développement :	32
IV.4.Conception :	32
IV.5. Présentation d'application:	34
IV.6. Résultats	39
IV.7.Discussions :	39
IV.8.Conclusion :	40
Conclusion générale :	
Bibliograpie :	

Résumé : Ce projet est une **recherche bibliographique** des **algorithmes de détection de région d'intérêt** à partir d'une **image** numérique et la réalisation d'une application de détection de région sur **une image aérienne** par la **segmentation** et la **classification**. Ce traitement permet de mettre en évidence la zone jugée intéressante. La **détection** à partir d'une **image aérienne** est une approche prometteuse pour la surveillance, la **sécurité** et le changement des **régions**. De ce fait, la **segmentation** d'image est une démarche qui a pour but de rassembler les pixels de l'image selon des critères prédéfinis pour les regrouper en **régions**. Ainsi la **classification** consiste à regrouper des ensembles de pixels similaires en classes tout en se basant sur les valeurs radiométriques des pixels ou en intégrant les relations de voisinage entre eux.

Mots clés : Détection de région, Image aérienne, Région d'intérêt, Sécurité, Segmentation.

Summary: This project is a literature of region of interest detection algorithms from a digital image and the realization of a region detection application on an aerial image **segmentation** and **classification**. Detection from an **aerial image** is a promising approach for surveillance, security and changing areas. Therefore, the segmentation of image is an approach that aims to bring together the pixels of the image according to predefined criteria to group regions. Thus the classification is to group sets of all similar pixels into classes based on the radiometric values of the pixels or integrating neighborly relations between them.

Keywords: region detection, aerial picture, Region of Interest, Security, Segmentation.

Liste des figures

Figure I.1 : Différence entre télédétection active et passive	02
Figure I.2 : Processus de la télédétection	02
Figure I.3 : Onde électromagnétique.....	03
Figure I.4 : Longueur d'onde	04
Figure I.5 : Emission électromagnétique.....	04
Figure I.6 : Avion comme processus de la télédétection.....	05
Figure I.7 : Image prise par un avion.	05
Figure I.8: Image satellitaire	05
Figure I.9:Exemples de champ d'application de télédétection.....	07
Figure I.10:Groupe de pixels.....	08
Figure I.11:Comparaison entre image bruitée et filtrée	09
Figure I.12:Comparaison entre deux images lumineuses différentes.....	09
Figure I.13:Histogramme d'une image	10
Figure I.14:Détection contour d'une image	10
Figure I.15:Photo aérienne capté par avion.....	11
Figure I.16:Comparaison entre image bitmap et vectorielle	11
Figure I.17:Traitements numériques des images.....	12
Figure I.18:Exemples de champ d'application de traitement image	13
Figure II.1 : Exemple de segmentation d'image	15
Figure II.2 : schéma générale de méthode de segmentation par régions.....	16
Figure II.3: Exemple de segmentation par fusion de régions.....	18
Figure II.4: Principe de la division (quadtree)	18
Figure II.5: Décompositions successives des blocs	18
Figure II.6: Exemple de segmentation par croissance de régions	19
Figure II.7: Segmentation image par division-fusion.....	20
Figure II.8: Principe de Ligne de partage des eaux(LPE)	20
Figure II.9: Segmentation image par Ligne de partage des eaux	21
Figure II.10 : Image analysée par optimisation.....	21
Figure III.1: la classification d'un nouvel exemple selon le classifieur bayésien.....	25
Figure III.2: Exemple de classification avec les arbres de décision.....	26
Figure III.3: Représentation d'un réseau de neurones multicouches	26
Figure III.4: Principe de SVM.....	28
Figure III.5: Exemple de fonction noyau SVM.....	29
Figure III.6: Exemple de classification avec les k-PPV.....	30
Figure III.7: Exemple de classification d'image couleurs en deux classes par l'algorithme des K-means	31
Figure III.5: Exemple de fonction noyau SVM.....	29
Figure IV.1 : Organigramme de l'application.	33
Figure IV.2 : A propos	34

Figure IV.3 : Interface d'accueil.	34
Figure IV.4 : Interface d'Histogramme.	35
Figure IV.5 : Chargement des images aériennes.	35
Figure IV.6 : Interface des images charger.	36
Figure IV.7 : Segmentation de régions par Histogramme.	36
Figure IV.8 : Segmentation par LPE.	37
Figure IV.9 : Classification par K-means.	37
Figure IV.10 : Classification par Cuckoo.	38
Figure IV.11 : Segmentation par LPE amélioré.	38

Liste de tables

Table IV.1 : Résultat de la segmentation.	39
Table IV.1 : Résultat de la classification.	39

Chapitre I :

La télédétection et

l'imagerie

I.1.Introduction

L'image de la télédétection tant aérienne que satellitaire est le modèle visuel le plus riche de l'espace géographique. Elle est la source d'informations abondantes et précises sur l'occupation du sol et sur les phénomènes qui se déroulent à la surface de la planète. Avec l'image de la télédétection, de nombreuses perspectives et applications s'ouvrent à la recherche, telles que: l'hydrologie, l'agriculture, la détection de feux de forêts, le suivi de nuage...etc.

L'objectif de ce chapitre est de préciser les notions fondamentales de la télédétection qui est un ensemble de techniques pour capter des images à l'aide d'un satellite puis de les enregistrer sous forme numérique(image numérique),pour ensuite les analyser et les traiter en utilisant des moyens informatiques.

I.2.Télédétection

Depuis un siècle on a su "prendre de la hauteur" pour observer la Terre à bord de ballons, avions, drones, satellites. La télédétection c'est l'art d'acquérir à distance des informations, en général des images, et l'art de traiter ces informations pour répondre à des problèmes.

I.2.1.Définition

La télédétection (remote sensing) est : « l'ensemble des techniques qui permettent, par l'acquisition d'images, d'obtenir de l'information sur la surface de la Terre sans contact direct avec celle-ci. La télédétection englobe tout le processus qui consiste à capter et enregistrer l'énergie d'un rayonnement électromagnétique émis ou réfléchi, à traiter et analyser l'information qu'il représente, pour ensuite mettre en application cette information » [CLA 04].

I.2.2.Type de Télédétection

- **Télédétection passive**

Le radiomètre (l'instrument de mesure) embarqué sur l'avion ou le satellite capte le rayonnement réfléchi par la surface de la terre, lorsque le soleil illumine la terre. Le soleil est la source d'énergie. Il n'est donc pas possible de réaliser des observations la nuit ou quand des nuages masquent le sol.

L'observation des régions tropicales n'est pas toujours facile en raison de la couverture nuageuse.

Les régions polaires en période hivernale avec peu d'éclairement ne sont pas facilement observables.

- **Télédétection active**

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

Les images obtenues sont plus difficiles à analyser, mais elles permettent d'obtenir des renseignements sur la topographie, sur la teneur en eau et la rugosité superficielle du sol, sur

La télédétection et l'imagerie

l'agencement des éléments du paysage ou de détecter la présence de nappes d'hydrocarbures en mer.

La figure suivante montre la différence entre télédétection active et passive:

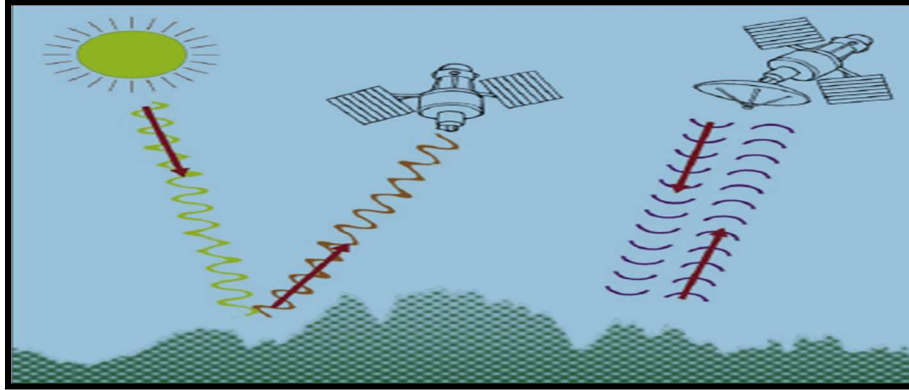


Figure I.1 : Différence entre télédétection active et passive.

I.2.3. Processus de la télédétection

On peut schématiser la télédétection comme un ensemble de 7 étapes clés (Figure I.2) :

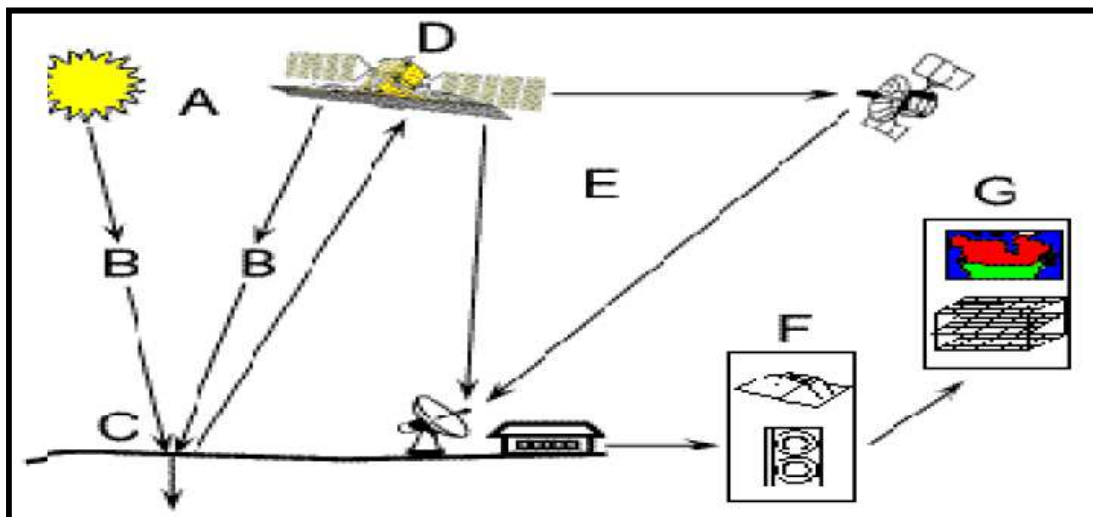


Figure I.2 : Processus de la télédétection.

- **Source d'énergie ou d'illumination (A)** - À l'origine de tout processus de télédétection se trouve nécessairement une source d'énergie pour illuminer la cible.
- **Rayonnement et atmosphère (B)** - Durant son parcours entre la source d'énergie et la cible, le rayonnement interagit avec l'atmosphère. Une seconde interaction se produit lors du trajet entre la cible et le capteur.
- **Interaction avec la cible (C)** - Une fois parvenue à la cible, l'énergie interagit avec la surface de celle-ci. La nature de cette interaction dépend des caractéristiques du rayonnement et des propriétés de la surface.
- **Enregistrement de l'énergie par le capteur (D)** - Une fois l'énergie diffusée ou émise par la cible, elle doit être captée à distance (par un capteur qui n'est pas en contact avec la cible) pour être enfin enregistrée.

- **Transmission, réception et traitement (E)** - L'énergie enregistrée par le capteur est transmise, souvent par des moyens électroniques, à une station de réception où l'information est transformée en images (numériques ou photographiques).
- **Interprétation et analyse (F)** - Une interprétation visuelle et/ou numérique de l'image traitée est ensuite nécessaire pour extraire l'information que l'on désire obtenir sur la cible.
- **Application (G)** - La dernière étape du processus consiste à utiliser l'information extraite de l'image pour mieux comprendre la cible, pour nous en faire découvrir de nouveaux aspects ou pour aider à résoudre un problème particulier [Web 01].

I.2.4. Bases physiques de la télédétection

• Rayonnement électromagnétique

Le rayonnement électromagnétique est une forme de propagation de l'énergie dans la nature, dont la forme qui nous est la plus familière est la lumière visible telle que la perçoit l'œil humain. Le rayonnement est reconnu par les physiciens comme un phénomène ondulatoire, en relation avec l'électricité et le magnétisme. Ainsi, une onde électromagnétique correspond à la vibration simultanée dans l'espace d'un champ électrique et d'un champ magnétique et la sens de la propagation et vitesse et longueur d'onde et vitesse (Figure I.3).

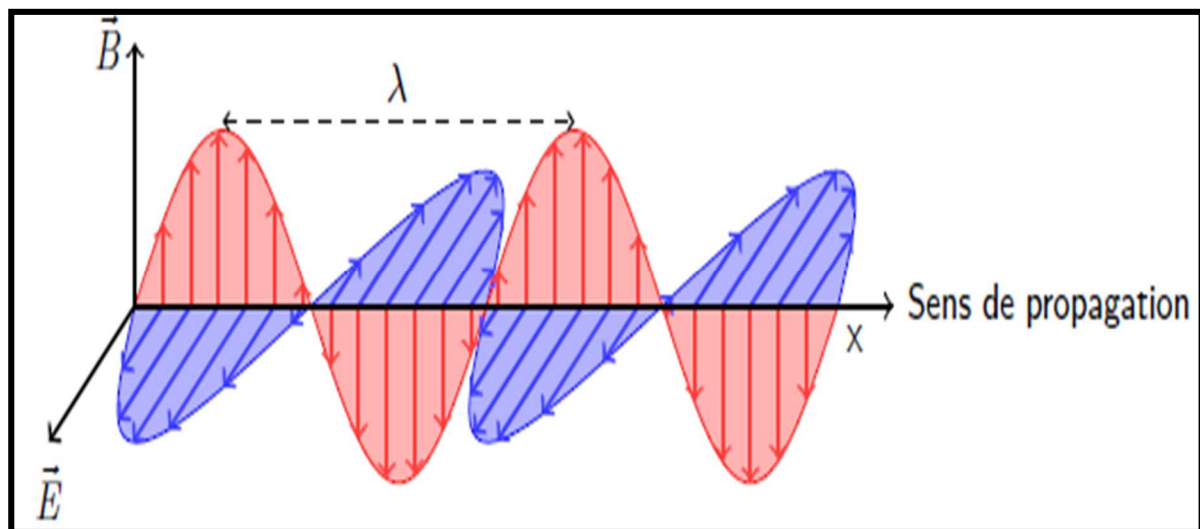


Figure I.3 : Onde électromagnétique.

Une onde électromagnétique est une perturbation des champs électrique et magnétique qui se propage dans l'espace. Elle est composée de :

- \vec{E} : champ électrique.
- \vec{B} : champ magnétique.
- λ : longueur d'onde. Distance minimale entre 2 points de l'espace atteints par l'onde et pour lesquels \vec{E} et \vec{B} retrouvent les mêmes valeurs.
- C : vitesse de propagation (dans le vide 3.10^8)
- Fréquence $\nu = C/\lambda$ il représente le nombre d'oscillations par unité de temps. La fréquence est normalement mesurée en Hertz (Hz) (c.-à-d. en oscillations par seconde) ou en multiples d'Hertz [Web 01].

• Longueur d'onde

La longueur d'onde équivaut à la longueur d'un cycle d'une onde, ce qui correspond à la distance entre deux crêtes successives d'une onde. La longueur d'onde est représentée habituellement par la lettre grecque lambda (λ), et est mesurée en mètres ou en l'un de ces sous-multiples tels que les nanomètres (nm, 10^{-9} mètres), micromètres (μm , 10^{-6} mètres) ou centimètres (cm, 10^{-2} mètres).

La figure suivante montre la longueur d'onde:

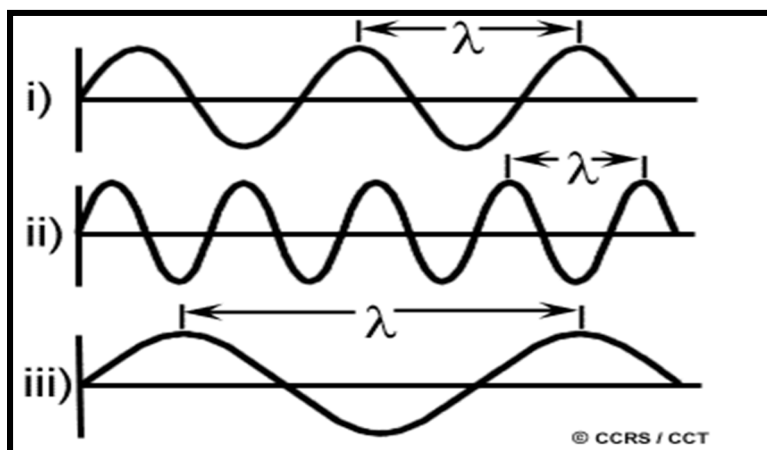


Figure I.4 : Longueur d'onde.

• Spectre électromagnétique

Le spectre électromagnétique représente l'ensemble des longueurs d'ondes. On a 4 types d'émission électromagnétique pour une surface :

- Rayonnement d'origine naturelle (Soleil) : visible et proche-infrarouge.
- Rayonnement à la fois émis et réfléchi : moyen infrarouge.
- Rayonnement émis : infrarouge thermique.
- Rayonnement d'origine artificielle (radar) : hyper fréquence (télédétection active).

La figure suivante montre l'émission électromagnétique:

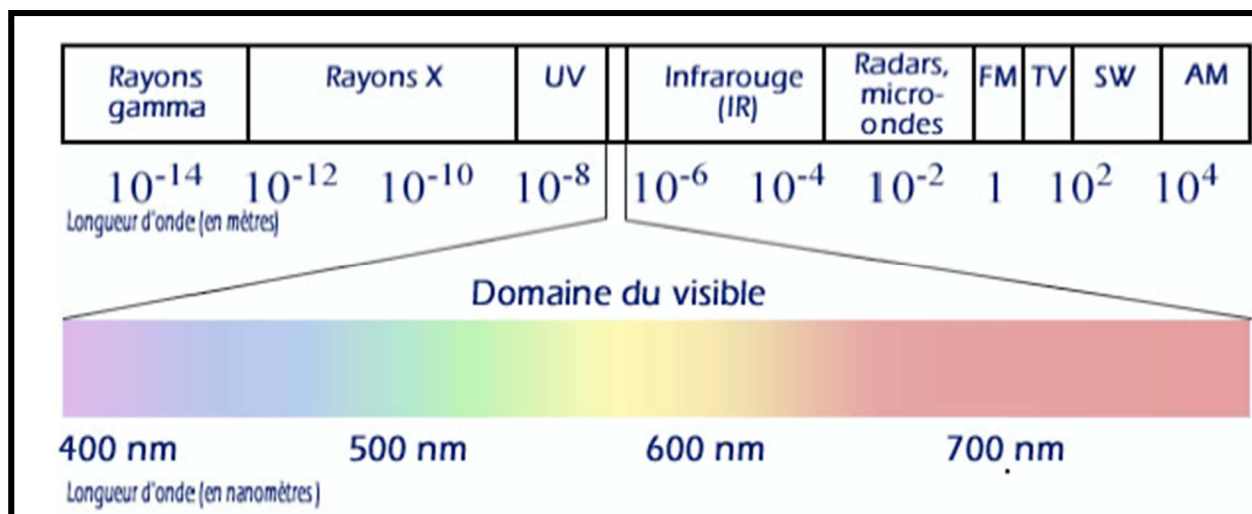


Figure I.5 : Emission électromagnétique.

I.2.5. Éléments de la télédétection

➤ **Avions** : L'avion est une machine volante (ou aéronef) avec des ailes et un moteur. Pour que les avions d'étude puissent voler, les conditions météo doivent être suffisamment bonnes, de manière à ce qu'il soit possible de prendre de nombreuses photographies, les photos prises par les appareils photos embarqués sur ces avions sont par conséquent généralement assez claires (peu de nuages). Cela étant, les avions ne peuvent pas voler à tout moment (durant la nuit ou par temps de brouillard ou de pluie, alors qu'il est possible que des images soient nécessaires à ces moments) [Web 02].

La figure suivante montre un avion comme processus de la télédétection:



Figure I.6 : Avion comme processus de la télédétection.

Satellites : Aujourd'hui, les satellites sont des plates-formes utilisées communément en télédétection, ils véhiculent des capteurs extrêmement variés, et souvent spécialisés dans l'observation de la météo, des paysages ou catastrophes naturelles, de la végétation,....

Un satellite est un appareil issu de l'activité de l'homme et mis en orbite par lui. Ces termes désignent donc un objet humain envoyé dans l'espace et animé d'un mouvement périodique autour d'un corps de masse prépondérante, ce mouvement étant principalement déterminé par le champ de gravité de ce dernier et les lois de Kepler. Les figures suivantes montrent une image prise par un avion et une image satellitaire [Web 02] .



Figure I.7 : Image prise par un avion.



Figure I.8: Image satellitaire.

❖ Différents types de satellites

- Les satellites d'astronomie.
- Les satellites de navigation.
- Les satellites météorologiques.
- Les satellites militaires.
- Les satellites de communication [BEN 05].

❖ Capteurs

La fonction d'un capteur consiste à détecter le signal radiatif émis ou réfléchi par la surface et à l'enregistrer soit sous forme analogique, soit sous forme numérique. Trois grands types de capteurs peuvent être distingués:

- ✓ les appareils photographiques.
- ✓ les radiomètres imageurs.
- ✓ les capteurs actifs (radars) [Web02].

❖ Objets observés

La mise en œuvre des techniques de télédétection dépend ce qui doit être observé. Par exemple, les paramètres orbitaux sont étroitement liés aux réquisits de l'observation. Ainsi, la terre peut être observée à différentes échelles.

I.2.6. Domaines d'application

❖ Agriculture

- Classification des types de cultures.
- Etude de la santé des cultures.
- Cartographie des pratiques agricoles.
- Contrôle des subventions.

❖ Foresterie

- Estimation de la biomasse.
- Gestion des incendies.
- Inventaires des espèces.
- Discrimination du type de couvert forestier.

❖ Hydrologie

- Cartographie des ressources en eau.
- Surveillance et gestion des inondations.

❖ Géographie – Urbanisme

- Etude de l'étalement urbain, de son évolution.
- Analyse et cartographie de l'occupation et/ou utilisation des sols.
- Etude du réseau routier, des espaces verts.

❖ Météorologie

- Analyse de la dynamique des masses atmosphériques.
- Préviation du temps.
- Prévention des risques naturels (tempêtes, cyclones).

La figure suivante montre les différents domaines d'application de la télédétection:



Figure I.9: Exemples de champ d'application de télédétection.

I.3. Imagerie

Les images numériques sont de plus en plus présentes dans notre quotidien : télévision numérique terrestre, photographie, imagerie médicale... Les termes techniques décrits dans les spécifications des appareils nécessitent alors de faire la distinction entre les performances des différents appareils.

I.3.1. Définition d'image

L'image est une représentation d'une personne ou d'un objet par la peinture, le dessin, la photographie,...

Elle peut être décrite sous la forme d'une fonction $I(x,y)$ de brillance analogique continue, définie dans un domaine borné, tel que x et y sont les coordonnées spatiales d'un point de l'image et I est une fonction d'intensité lumineuse et de couleur. Sous cet aspect, l'image est inexploitable par la machine, ce qui nécessite sa numérisation [AND 06].

I.3.2. Image numérique

Contrairement aux images obtenues à l'aide d'un appareil photo, ou dessinées sur du papier, les images manipulées par un ordinateur sont numériques (représentées par une série de bits).

L'image numérique est l'image dont la surface est divisée en éléments de tailles fixes appelés cellules ou pixels, ayant chacun comme caractéristique un niveau de gris ou de couleurs prélevé à l'emplacement correspondant dans l'image réelle, ou calculé à partir d'une description interne de la scène à représenter [GON 02].

La numérisation d'une image est la conversion de celle-ci de son état analogique (distribution continue d'intensités lumineuses dans un plan (x,y)) en une image numérique représentée par une matrice bidimensionnelle de valeurs numériques $f(x,y)$ où :

x, y : coordonnées cartésiennes d'un point de l'image.

$f(x, y)$: niveau de gris en ce point.

Pour des raisons de commodité de représentation pour l'affichage et l'adressage, les données images sont généralement rangées sous formes de tableau I de n lignes et p colonnes. Chaque élément $I(x, y)$ représente un pixel de l'image

I.3.3. Caractéristiques d'une image numérique

L'image est un ensemble structuré d'informations caractérisée par les paramètres suivants:

- **Pixel**

Une image numérique est constituée d'un ensemble de points appelés pixels (abréviation de Picture Élément) pour former une image. Le pixel représente ainsi le plus petit élément constitutif d'une image numérique. L'ensemble de ces pixels est contenu dans un tableau à deux dimensions constituant l'image [GON 02].

La figure suivante montre un groupe de pixels:

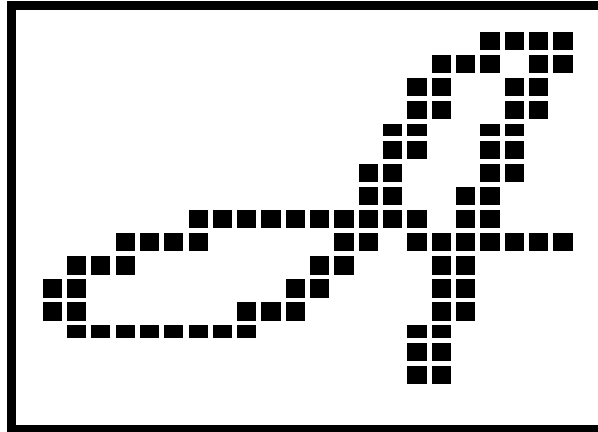


Figure I.10:Groupe de pixels.

- **Définition**

On appelle définition le nombre de points (pixels) constituant une image: c'est le nombre de colonnes de l'image que multiplie son nombre de lignes. Une image possédant 10 colonnes et 11 lignes aura une définition de 10 x11.

- **Dimension**

C'est la taille de l'image. Cette dernière se présente sous forme de matrice dont les éléments sont des valeurs numériques représentatives des intensités lumineuses (pixels). Le nombre de lignes de cette matrice multiplié par le nombre de colonnes nous donne le nombre total de pixels dans une image [HAD 07].

- **Résolution**

La résolution d'une image est définie par le nombre de pixels par unité de longueur. Usuellement, on compte le nombre de pixels par pouce (1 pouce = 2,54 cm, noté ppp ou dpi) ou par centimètre. Plus le nombre de pixels par unité de longueur est élevé, plus la quantité d'information décrivant l'objet est importante donc la résolution est grande. La résolution permet ainsi d'établir le rapport entre la définition en pixels d'une image et la dimension réelle « Résolution = définition / dimension »[ENC 08].

Remarque :

1 pouce = 2,54 cm.

1 pouce = 25,4 mm = 100 pixels.

1 inch = 2,54 cm = 1 pouce.

- **Bruit**

Un bruit (parasite) dans une image est considéré comme un phénomène de brusque variation de l'intensité d'un pixel par rapport à ses voisins, il provient de l'éclairage des dispositifs optiques et électroniques du capteur [GON 02].

La figure suivante montre une comparaison entre image bruitée et filtrée:

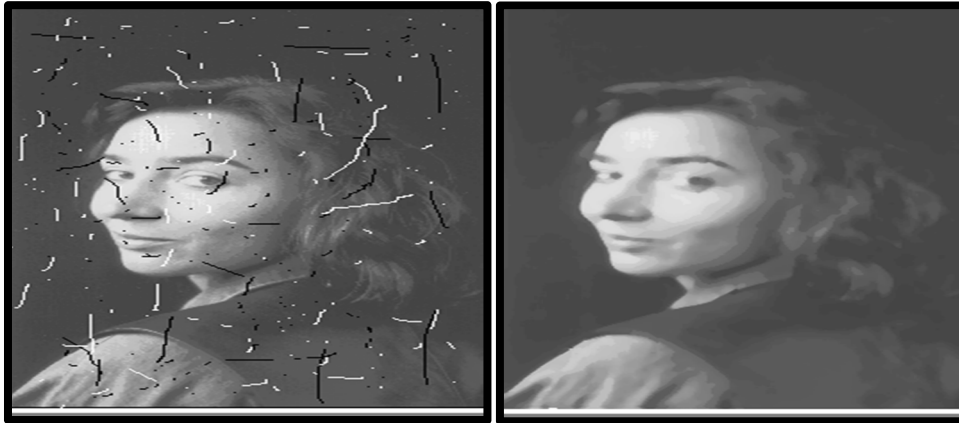


Figure I.11: Comparaison entre image bruitée et filtrée.

- **Luminance**

C'est le degré de luminosité des points de l'image. Elle est définie aussi comme étant le quotient de l'intensité lumineuse d'une surface par l'aire apparente de cette surface, pour un observateur lointain, le mot luminance est substitué au mot brillance, qui correspond à l'éclat d'un objet. Une bonne luminance se caractérise par :

- ✓ Des images lumineuses (brillantes).
- ✓ Un bon contraste : il faut éviter les images où la gamme de contraste tend vers le blanc ou le noir, ces images entraînent des pertes de détails dans les zones sombres ou lumineuses.
- ✓ L'absence de parasites [TAB 09].

La figure suivante montre une comparaison entre deux images lumineuses différentes:



Figure I.12: Comparaison entre deux images avec luminances différentes.

- **Histogramme**

Soit une image comportant n lignes et p colonnes, donc $n * p$ pixels. Chacun de ces pixels est codé sur q bits (si $q = 8$, on a 256 niveaux). On peut effectuer une statistique sur les niveaux en comptant, pour chaque niveau, combien de pixels possèdent ce niveau.

La représentation graphique de cette statistique est un histogramme par niveau.

Notation : $h(i)$ = nombre de pixels dans l'image ayant le niveau de gris i .

La figure suivante montre l'histogramme d'une image:

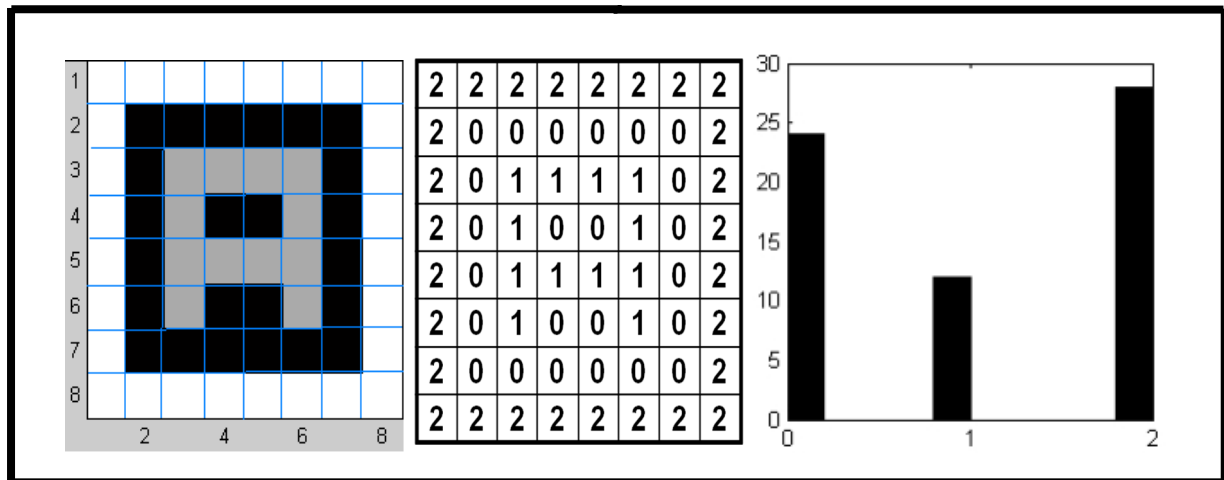


Figure I.13:Histogramme d'une image.

- **Contours et textures**

Les contours représentent la frontière entre les objets de l'image, ou la limite entre deux pixels dont les niveaux de gris représentent une différence significative. Les textures décrivent la structure de ceux-ci. L'extraction de contour consiste à identifier dans l'image les points qui séparent deux textures différentes [KUN 10].

La figure suivante montre la détection de contour d'une image:

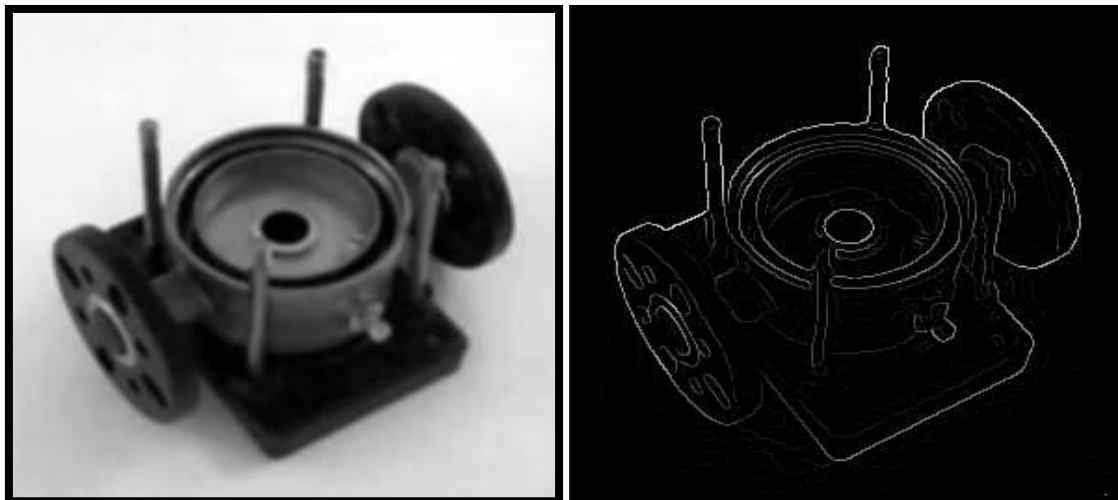


Figure I.14:Détection contour d'une image.

I.3.4.Photo aérienne

La photo est la base de nombreuses données géographiques à partir d'appareil photo ou de caméra aéroportée (avion, ballon, ...) il est possible d'avoir de nombreux détails de la surface de la terre. Elle peut être :

- ✓ scannée.
- ✓ numérique (directement intégrable sur un disque dur).
- ✓ ortho rectifiée (corrigée des déformations d'échelle dues aux différentes altitudes, à l'assiette de l'avion, ... on obtient une ortho photographie).

La précision de la photo aérienne dépend de la dimension du plus petit détail visible (notion de résolution).La figure suivante montre une photo aérienne captée par avion:



Figure I.15:Photo aérienne capté par avion.

I.3.5.Type des images numériques

- **Images matricielles:** Les images matricielles (ou image en mode point, en anglais « bitmap » ou « raster ») sont celles que nous utilisons généralement pour restituer des photos numériques.

Elles reposent sur une grille de plusieurs pixels formant une image avec une définition bien précise. Lorsqu'on les agrandi trop, on perd de la qualité (« pixellisation »).

- **Images vectorielles :** sont des images dont la particularité est que chaque forme qui la compose est décrite mathématiquement à partir de points et de tangentes. Elle ne peut pas décrire une image trop complexe comme une photographie, mais sont tout à fait adaptées au rendu typographiques, aux logos et autres formes composées de tracés simples. La figure suivante montre une comparaison entre image bitmap et vectorielle :



Figure I.16:Comparaison entre image bitmap et vectorielle.

I.3.6.Acquisition des données image

- **Acquisition à partir de photos**

De la photo (scannée) ortho-rectifiée à la donnée vecteur, c'est une des principales sources pour une numérisation précise sur de grands territoires (la constitution de la donnée topographique de l'IGN pour l'ensemble du territoire se fait par photogrammétrie). La précision de la donnée est en relation avec la précision de la photo. Ce type d'acquisition

nécessite soit des enquêtes terraines soit des croisements avec d'autres données pour qualifier la donnée, la photo est une simple collection des pixels [KUN 10].

- **Acquisition à partir d'image satellite**

L'acquisition des données à bord d'un satellite à l'aide de capteur faisant des mesures de rayonnement issu du sol et de l'atmosphère. Les images de télédétection sont réalisés la plupart du temps à partir des informations qu'envoi les radiomètres.

Les satellites imageurs (conçus pour l'acquisition d'images) sont équipés de radiomètres, appareil calculant la quantité de lumière issue d'une surface de la Terre. Les radiomètres sont composés de détecteurs CCD (Charge-Coupled Device ou dispositif à transfert de charge) à partir desquelles les rayonnements de la surface de la terre vont être perçus (méthode identique à celui d'un appareil photo numérique)[KUN 10].

I.3.7. Dispositif de numérisation d'images

Suivant l'objet ou le document à numériser et le domaine d'application dans lequel l'image va être utilisée, il existe divers dispositifs de numérisation d'images allant du simple scanner à main au satellite de télédétection.

I.3.8. Traitements numériques des images

Le schéma suivant montre les traitements numériques des images :

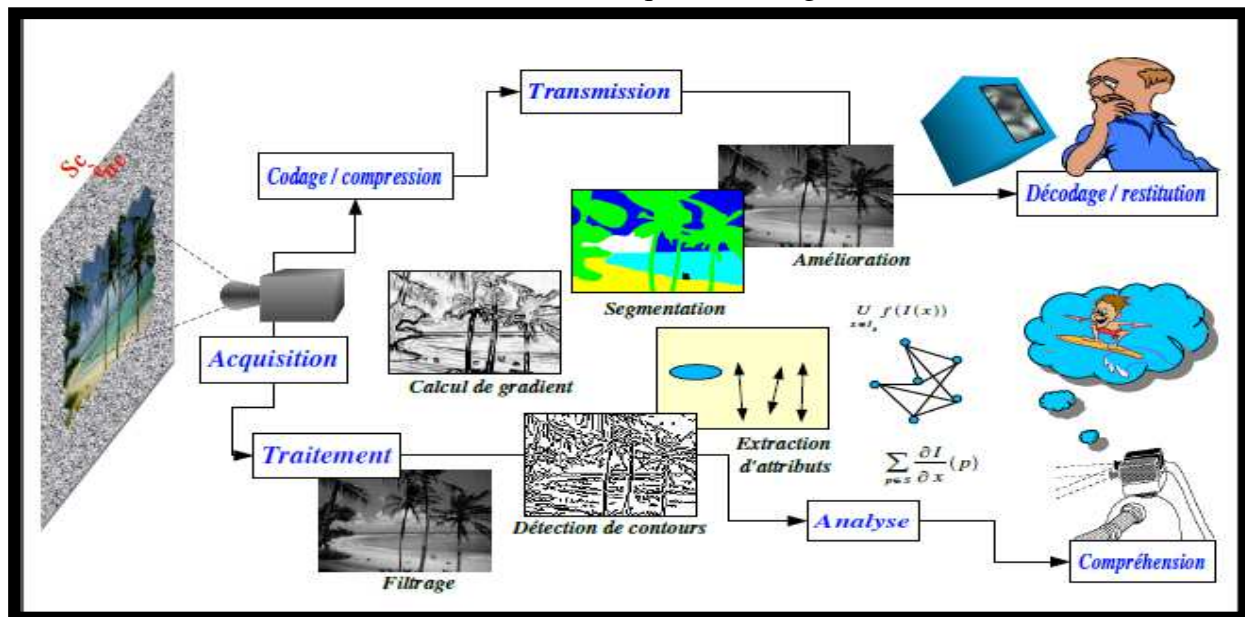


Figure I.17: Traitements numériques des images.

I.3.9. Phase de traitement

On regroupe le traitement de l'image en quatre phases :

- **Acquisition** : par exemple comme la télédétection.
- **Prétraitement** : Il regroupe l'ensemble de processus visant à améliorer les caractéristiques de l'image.
- **Traitements** : par exemple la segmentation ou classification.
- **Analyse et interprétations** du résultat de la phase précédente.

I.3.10. Types de traitement d'images

- **Compression**

C'est une modification de la représentation de l'image. La compression d'image est une application de compression de données sur des images numériques. Les techniques de

compression d'image ont pour fonction de réduire la taille mémoire occupée par les images numériques sans trop nuire la qualité. La compression facilite le stockage des images et accélère leur transmission.

- **Restauration**

La restauration a pour but d'inverser l'effet du phénomène dégradant. Il s'agit donc de produire une image la plus proche de la réalité physique de la scène observée.

- **Amélioration**

L'amélioration a pour but de satisfaire l'œil de l'observateur humain. C'est pourquoi l'image produite peut être différente de la réalité. Cette amélioration peut servir dans un premier temps à faciliter la visualisation de l'image sur un écran d'ordinateur. Dans les deux cas, la qualité a été accrue [KAD 11].

I.3.11.Segmentation

La segmentation d'images est l'une des opérations les plus importantes dans le domaine de l'analyse d'images. L'objectif de cette opération est de diviser l'image en zones homogènes appelées régions.

Ainsi, la segmentation d'une image permet de retrouver des formes ou des zones ayant un sens pour l'utilisateur ou pour une autre opération de traitement d'images [HNR 12].

I.3.12.Domainses d'application traitement d'images

Il existe plusieurs domaines d'applications traitement d'image on a essayé montrée quelques exemple dans La figure suivante :

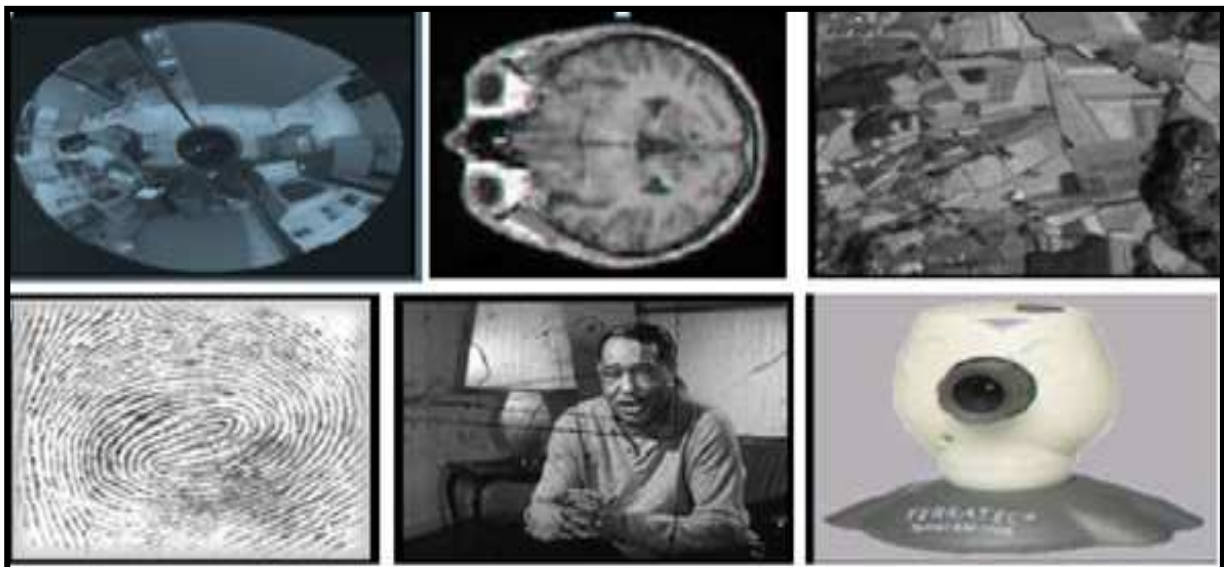


Figure I.18:Exemples de champ d'application de traitement image.

➤ **Dans notre vie :**

- Grand public
- Médical
- Imagerie Aérienne
- Robotique
- Analyse
- Cinéma

- **Dans l'industrie**
 - Contrôle de processus, de qualité, Etc.
- **Dans le monde de la recherche**
 - Le domaine militaire.
 - Météorologie.
 - La climatologie.
 - L'océanographie.

I.4. Conclusion

Au terme de ce chapitre, nous avons vu un aperçu général sur la télédétection qui est une science vaste, ainsi nous avons survolé les concepts fondamentaux de l'image numérique. D'abord, nous avons présenté les caractéristiques de l'image numérique pixel, dimension, résolution, taille et bruit. Ensuite, les différentes modes d'images existantes (matricielle et vectorielle).

Enfin, on a donné une vue générale sur la segmentation dont on va la développer dans le prochain chapitre.

Chapitre II :

La segmentation

II.1.Introduction

L'objectif du traitement d'images aériennes est d'en extraire le maximum d'information qui intéresse le futur utilisateur de l'image, et d'évacuer tout ce qui est superflu. La segmentation d'images est une tâche importante dans tout processus de traitement et analyse d'images. Cette tâche est présente dans plusieurs applications de vision par ordinateur telles que l'imagerie médicale, l'analyse vidéo, la télédétection, etc.

Dans ce chapitre nous allons voir un aperçu général sur différentes méthodes de segmentation par région.

II.2.Segmentation

II.2.1. Définition

Classiquement, on peut définir la segmentation comme étant une partition de l'image I en un nombre N de sous-ensembles R_i appelés régions, homogènes dans le sens d'un ou plusieurs critères, comme le niveau de gris, tels que :

- ❖ La segmentation doit être complète (c'est-à-dire, chaque pixel doit être affecté à une classe).
- ❖ Les pixels appartenant à la même région doivent être connectés.
- ❖ Les régions doivent être disjointes.

En termes mathématiques :

$$\left\{ \begin{array}{l} \bigcup_{i=1}^n R_i = I \\ R_i \neq \Phi \quad \forall i = 1 \dots n \\ R_i \cap R_j = \Phi \quad \forall i, j \text{ avec } i \neq j \end{array} \right. \dots(1)$$

Où R_i est l'ensemble des régions formant l'image I (Figure II.1) [COC03].

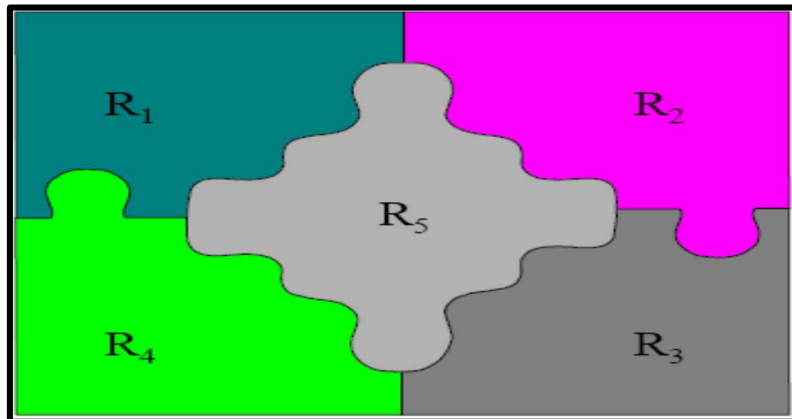


Figure II.1 : Exemple de segmentation d'image.

II.2.2. Objectifs de la segmentation

C'est important pré requis pour les étapes de mesure, de compréhension de la scène :

- Indexation : rechercher dans une base d'images, les images « ressemblantes » à une image initiale.
- Compression.
- Recalage d'images, mises en correspondance.

Chapitre II : La segmentation

- Reconnaissance d'objets [COC03].

II.2.3. Différentes méthodes de la segmentation

Le choix d'une méthode est lié :

- à la nature des images (éclairage, texture, ...).
- à la forme des primitives à extraire.
- aux contraintes de temps.

Le schéma suivant montre les différentes méthodes de segmentation par régions :

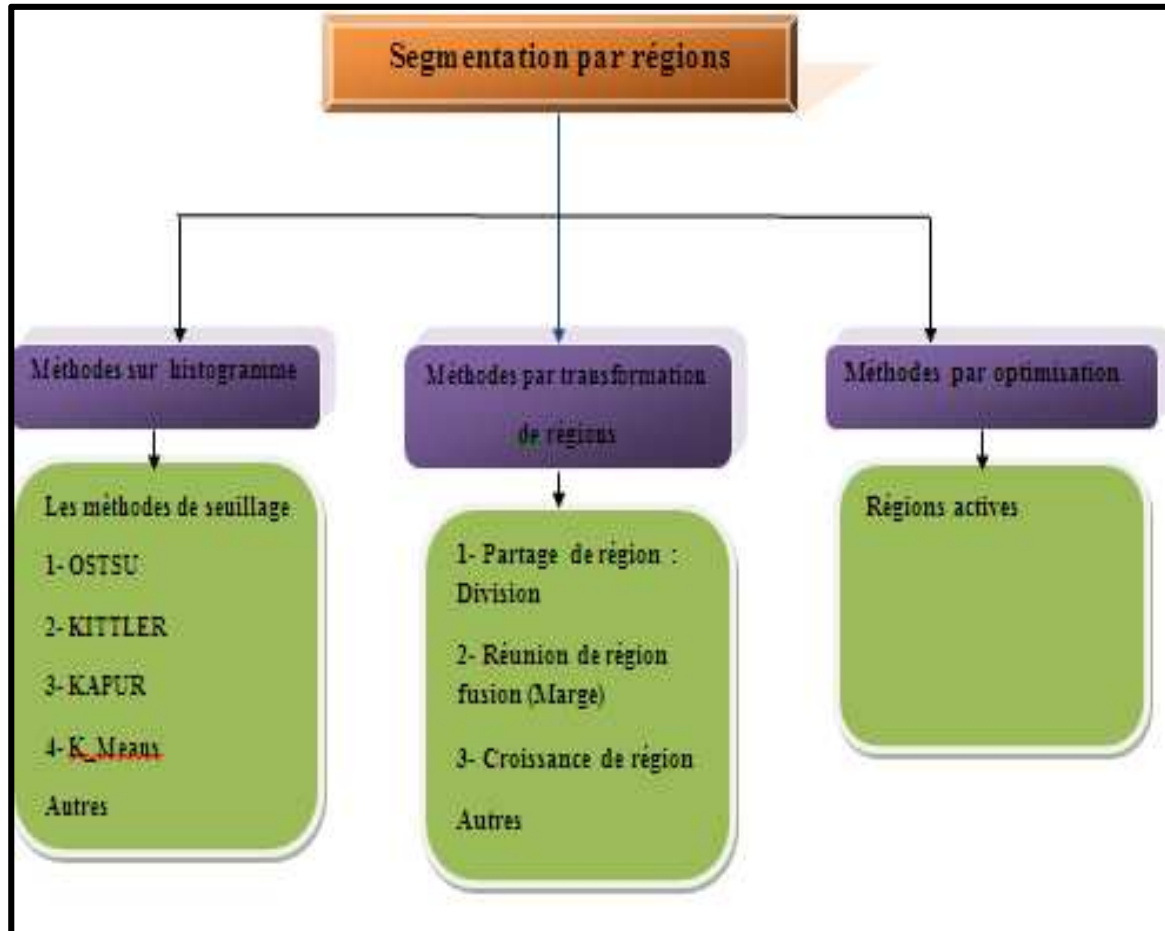


Figure II.2 : schéma générale de méthode de segmentation par régions.

II.2.3.1. Méthodes par histogramme

L'idée générale de ces méthodes consiste à isoler des pics de l'histogramme, puis de seuillage les zones correspondantes.

❖ **Méthode de KITTLER** : On balaie toutes les valeurs de seuil possible T [0 255]. Pour chaque valeur de T on calcule les moyennes et les variances de chaque classe [HEN13].

Classe1

μ_1 = la moyenne des niveaux de gris;

$$P_1 = \sum_{i=0}^{T-1} h(i) \quad \dots(2)$$

σ_1^2 = la variance des niveaux de gris

Classe2

μ_2 = la moyenne des niveaux de gris;

$$P_2 = \sum_{i=T}^{255} h(i) \quad \dots(3)$$

σ_2^2 = la variance des niveaux de gris

Chapitre II : La segmentation

Le seuil optimal est obtenu en minimisant la fonction

$$J(T) = 1 + 2 \left[P_1(T) \log(\partial_1(T)) + P_2(T) \log(\partial_2(T)) \right] - 2 \left[P_1(T) \log(P_1(T)) + P_2(T) \log(P_2(T)) \right] \quad \dots(4)$$

❖ **Méthode KAPUR :** Est basée sur le principe de maximiser l'entropie de Shannon. Elle suppose que les classes « objet » et « fond » possèdent deux densités de probabilité indépendantes. On balaye toutes les valeurs de seuil possible T [0 255].

Pour chaque valeur de T on calcule les probabilités et les entropies de chaque classe [HEN13].

$$\begin{aligned} &\underline{\text{Classe 1}} \\ P_i &= \frac{h(i)}{N}, P_1 = \sum_{i=0}^{T-1} P_i \quad \dots(5) \\ H_1 &= - \sum_{i=0}^{T-1} \frac{P_i}{P_1} \log \left(\frac{P_i}{P_1} \right) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &\underline{\text{Classe 2}} \\ P_i &= \frac{h(i)}{N}, P_2 = \sum_{i=T}^{255} P_i \quad \dots(6) \\ H_2 &= - \sum_{i=T}^{255} \frac{P_i}{P_2} \log \left(\frac{P_i}{P_2} \right) \end{aligned}$$

Le seuil optimal est obtenu en maximisant $T^* = \underset{0 \leq T \leq 255}{M a x} \{ H_1(T) + H_2(T) \} \dots(7)$

II.2.3.2. Méthodes par transformation de régions

C'est un traitement qui consiste à créer une partition de l'image I en sous-ensembles Ri appelés régions. On a plusieurs méthodes qui se basent par la transformation de régions, comme:

❖ **Segmentation par fusion des régions (Merge) :** Les techniques de réunion (*régions merging*) sont des méthodes ascendantes où tous les pixels sont visités. Pour chaque voisinage de pixel, un prédicat P est testé. S'il est vérifié, les pixels correspondants sont regroupés dans une région. Après le parcours de toute l'image, les groupes de voisinages se voient appliquer le même test, et sont réunis si P est vérifié. Le processus est itéré jusqu'à satisfaction d'un critère d'arrêt.

Les inconvénients de cette méthode se situent à deux niveaux :

- Cette méthode dépend du critère de fusion qui peut influencer sur le résultat final de la segmentation.
- Elle peut introduire l'effet de sous-segmentation [AND 06].

La figure suivante montre une image segmentée par fusion de régions :



Figure II.3: Exemple de segmentation par fusion de régions.

❖ **Segmentation par division de régions (Split) :** La division consiste à partitionner l'image en régions homogènes selon un critère donné. Le principe de cette technique est de considérer l'image elle-même comme région initiale, qui par la suite est divisée en régions. Le processus de division est réitéré sur chaque nouvelle région (issue de la division) jusqu'à l'obtention de classes homogènes [AND 06].

La figure suivante montre une image segmentée par division de régions :

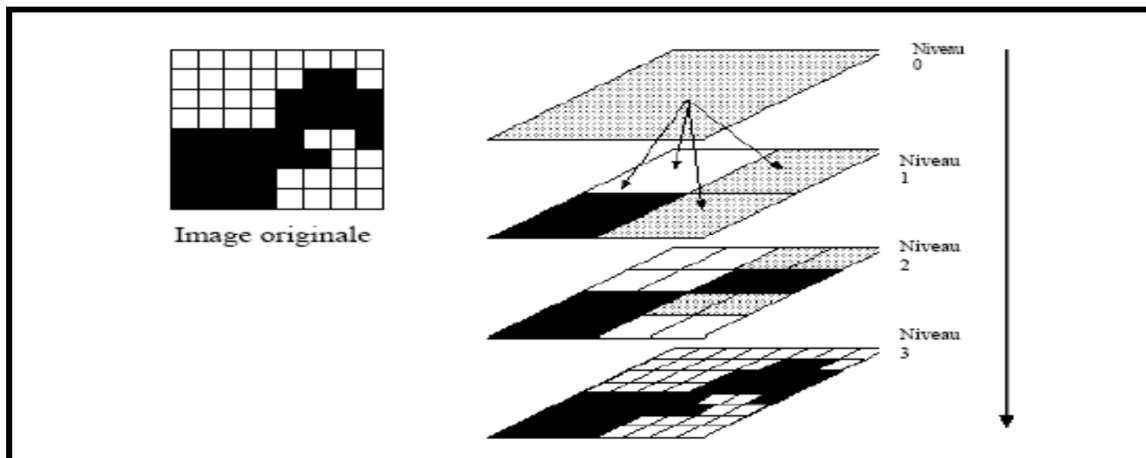


Figure II.4: Principe de la division (quadtree).

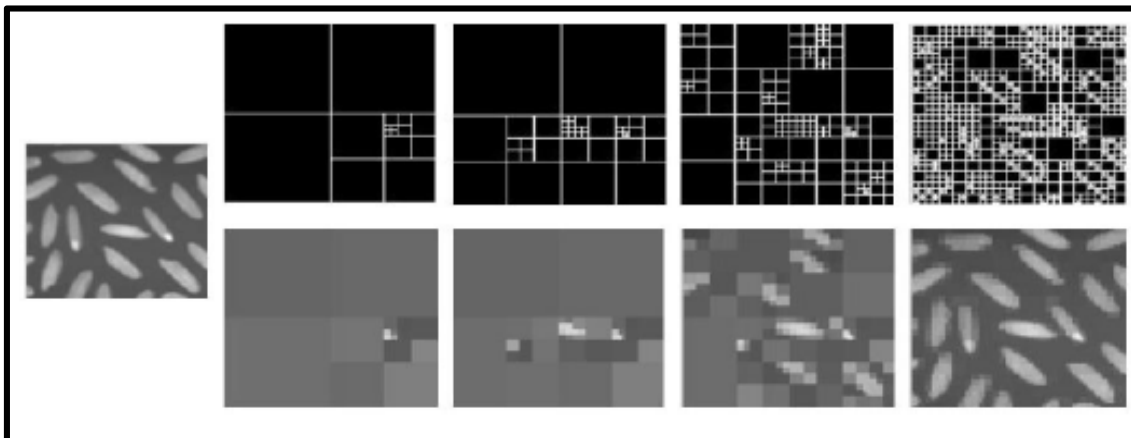


Figure II.5: Décompositions successives des blocs.

Chapitre II : La segmentation

❖ **Segmentation par croissance de régions :** Cette méthode se base sur la notion de germe. Un germe est un pixel ou un ensemble de pixels (région), défini initialement automatiquement ou manuellement par l'utilisateur. Cette région va croître, en agrégeant itérativement, les pixels voisins vérifiant les mêmes propriétés. La croissance de régions consiste, à partir d'un pixel de départ, appelé germe, à déterminer itérativement la région en gardant les pixels connexes à la région de l'itération précédente qui satisfont un critère donné [ZUC 14].

La figure suivante montre une image segmentée par croissance de régions :



Figure II.6: Exemple de segmentation par croissance de régions.

❖ **Segmentation par division-fusion (split and merge) :** L'algorithme split and merge a été proposé par Horowitz et Pavlidis en 1974. Le processus est décomposé en deux étapes. L'image initiale peut être une première partition résultant d'une analyse grossière ou bien l'image brute. Dans la première étape, ou division, on analyse individuellement chaque région X_i . Si celle-ci ne vérifie pas le critère d'homogénéité, alors on divise cette région en blocs (le plus généralement en 4 quadrants) et l'on réitère le processus sur chaque sous-région prise individuellement. On peut tout à fait initier le processus en considérant que la première région est composée de toute l'image.

Dans la deuxième étape, ou réunion, on étudie tous les couples de régions voisines (X_k, X_i) . Si l'union de ces deux régions vérifie le critère d'homogénéité, alors, on fusionne les régions. La principale difficulté de cette approche réside bien sûr dans le parcours de l'ensemble de tous les couples de régions voisines.

La figure suivante montre une image segmentée par division-fusion:

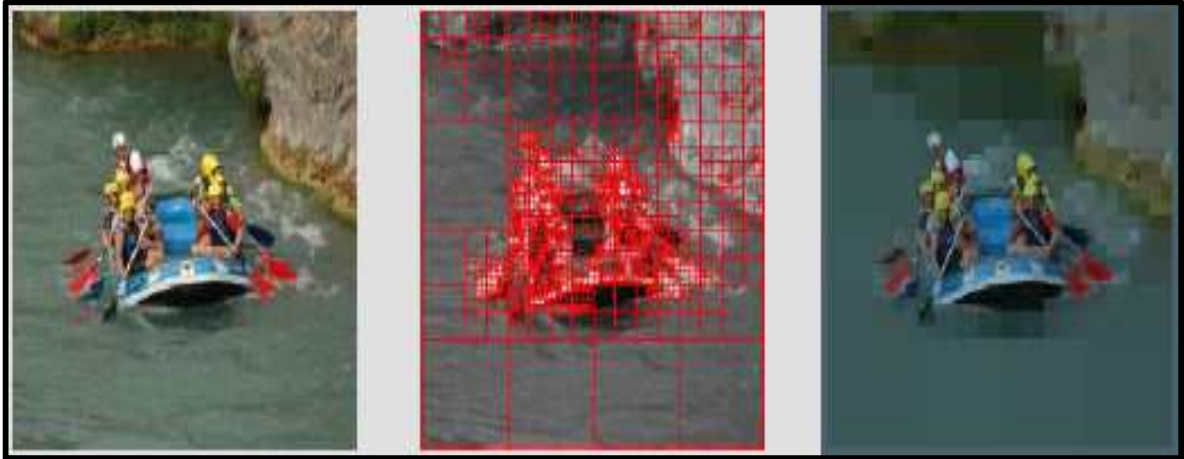


Figure II.7: Segmentation image par division-fusion.

- ❖ **Ligne de partage des eaux:** ligne de partage des eaux (LPE) est un algorithme de segmentation d'images proposé par Digabel et Lantuéjoul, ce qui revient à décomposer une image en régions homogènes. Une image peut en effet être perçue comme un relief si l'on associe le niveau de gris de chaque point à une altitude. Il est alors possible de définir la ligne de partage des eaux comme étant la crête formant la limite entre deux bassins versants (Figure II.8).

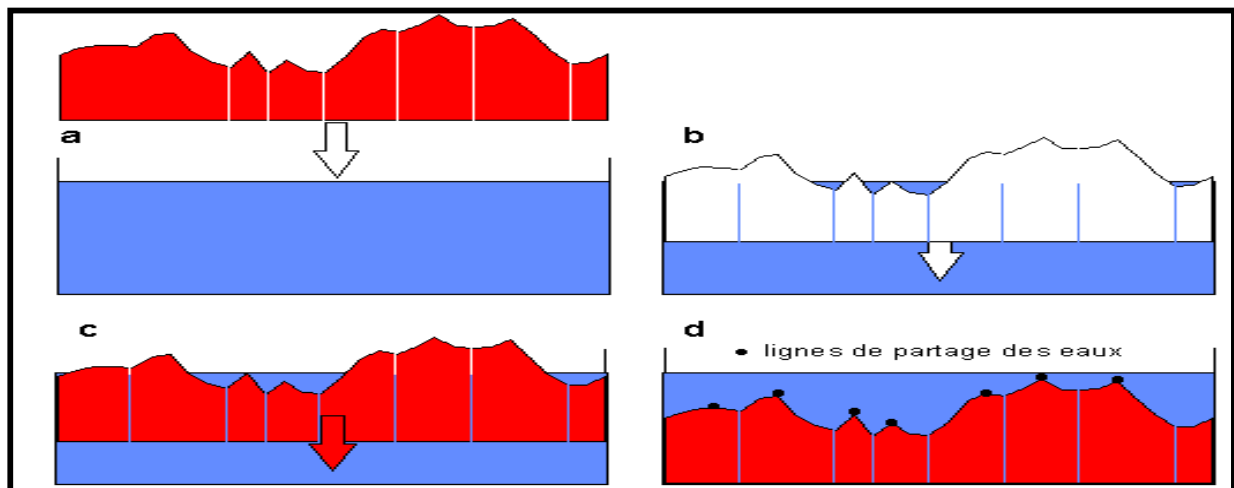


Figure II.8: Principe de Ligne de partage des eaux(LPE).

Pour l'obtenir, il faut imaginer l'immersion d'un relief dans de l'eau, en précisant que l'eau ne peut pénétrer dans les vallées que par ses minima. La ligne de partage des eaux est représentée par les points où deux lacs disjoints se rejoignent au cours de l'immersion.

La figure suivante montre une image segmentée par Ligne de partage des eaux:

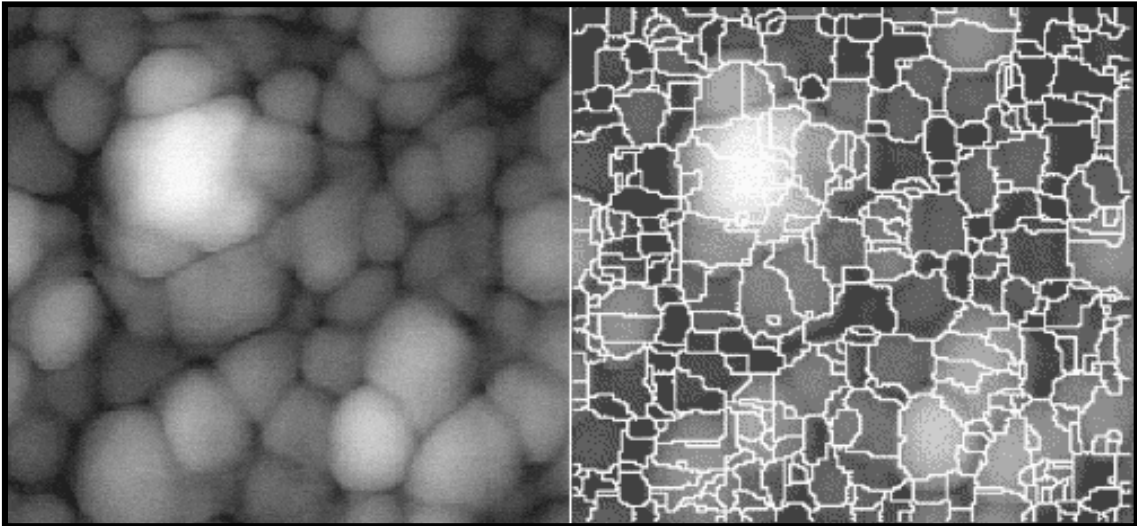


Figure II.9: Segmentation image par Ligne de partage des eaux.

II.2.3.3.Méthodes par optimisation

Dans les méthodes par optimisation, le problème de la segmentation est formalisé par l'estimation d'une fonction f bidimensionnelle qui doit avoir certaines propriétés : régulière, constante par morceaux, aux bords réguliers, etc., tout en étant « proche » de l'image analysée I . On recherche un compromis entre ces différentes propriétés antagonistes, en minimisant une fonctionnelle de coût K qui va dépendre de [Web 03]:

- I l'image analysée.
- $\{R_i\}_{i \in P}$ la partition (segmentation) calculée.
- $\{\Gamma_j\}_{j \in Q}$ les courbes frontières (contours) associées à la segmentation.
- f la fonction recherchée, représentant l'image I segmentée. La fonction f est représentée par ses restrictions f_i sur chaque région R_i , soit : $f \equiv \{f_i\}$, $i \in P \dots (8)$.

La figure suivante montre le principe segmentation par optimisation:

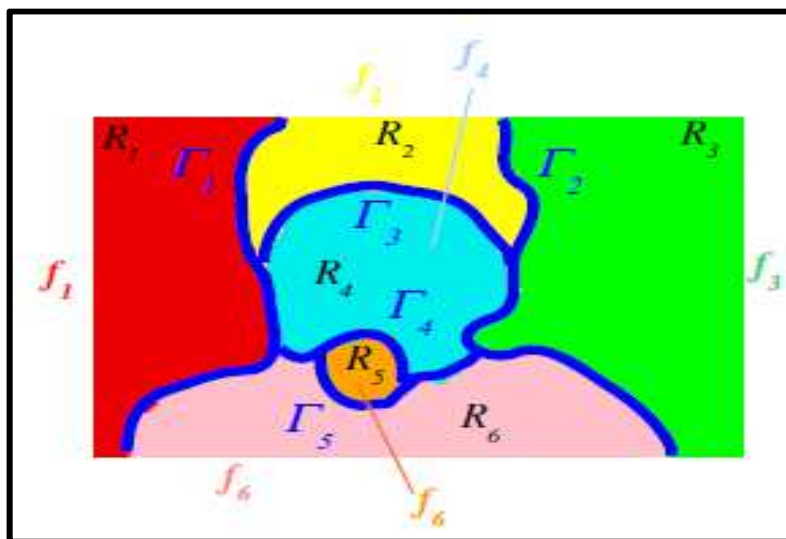


Figure II.10 : Image analysée par optimisation.

II .3.Conclusion

Nous avons vu à travers ce chapitre qu'il existe plusieurs méthodes pour la segmentation par région qui se base sur l'histogramme, la transformation de régions ou sur l'optimisation. On a ensuite donné quelques définitions et exemples sur les différentes méthodes de segmentation par région, Pour cela, plusieurs chercheurs se sont intéressés aux segmentations par région qui ont donné une meilleure segmentation pour la détection des régions. Cela va faire l'objectif du prochain chapitre.

Chapitre III :

La classification

III.1.Introduction

Aujourd'hui pour accéder à une information, on peut avoir recours à des journaux électroniques, à des sites spécialisés, à des réseaux sociaux... Pour pouvoir gérer cette quantité grandissante de données et en tirer le plus d'information possible, il devient nécessaire de l'organiser et de la catégoriser, dans ce cadre l'apprentissage automatique est la meilleure solution qui fait référence au développement, à l'analyse et à l'implémentation de méthodes qui permettent à une machine d'évoluer grâce à un processus d'apprentissage, et ainsi de remplir des tâches qu'il est difficile ou impossible de remplir par des moyens algorithmiques plus classiques. Son objectif est d'extraire et d'exploiter automatiquement l'information présente dans un jeu de données [HAS 15].

Dans ce chapitre nous allons voir une vue générale sur différents types d'algorithmes de classification.

III.2.Apprentissage automatique

III.2.1.Types d'apprentissage automatique : On a trois types d'algorithmes d'apprentissage :

- **L'apprentissage supervisé :** Un expert est employé pour étiqueter correctement des exemples.
- **L'apprentissage non-supervisé :** Aucun expert n'est disponible, l'algorithme doit découvrir par lui-même la structure des données. Le clustering est un algorithme d'apprentissage non supervisé.
- **L'apprentissage par renforcement :** L'algorithme apprend un comportement étant donné une observation. L'action de l'algorithme sur l'environnement produit une valeur de retour qui guide l'algorithme d'apprentissage.

III.3.Classification

La classification automatique de documents est un problème connu en informatique, il s'agit d'assigner un document à une ou plusieurs catégories ou classes. Le problème est différent selon la nature des documents en question, en effet la classification de textes diffère de la classification de documents images, vidéo ou encore son. On peut aussi imaginer des classifications selon des paramètres associés aux documents tels que par exemple l'auteur, la date de parution... Dans le cadre de ce projet et dans la suite de rapport nous nous basons sur la classification de documents de type image [HAS 15].

III.4.Types de classification

III.4.1.Classification supervisée : L'objectif de la classification supervisée est principalement de définir des règles permettant de classer des objets dans des classes à partir de variables qualitatives ou quantitatives caractérisant ces objets. Les méthodes s'étendent souvent à des variables Y quantitatives (régression). On dispose au départ d'un échantillon dit d'apprentissage dont le classement est connu. Cet échantillon est utilisé pour l'apprentissage des règles de classement. Il est nécessaire d'étudier la fiabilité de ces règles pour les comparer et les appliquer, évaluer les cas de sous apprentissage ou de sur apprentissage (complexité du modèle). On utilise souvent un deuxième échantillon indépendant, dit de validation ou de test [MAT16].

III.4.2.Classification non supervisée: Les méthodes de classification non supervisée regroupent les objets en un nombre restreint de classes homogènes et séparées. Homogènes signifie que les éléments d'une classe sont les plus proches possible les uns des autres.

Séparées veut dire qu'il y a un maximum d'écart entre les classes. La proximité et l'écart ne sont pas nécessairement au sens de distance. L'homogénéité et la séparation entrent dans le cadre des principes de cohésion et d'isolation de Cormack. Cet objectif est à distinguer des procédures de discrimination, ou encore déclassement pour lesquelles une typologie est a priori connue, au moins pour un échantillon d'apprentissage. Nous sommes dans une situation d'apprentissage non-supervisé [ZAH17].

III.4.3. Classification semi supervisée: L'apprentissage semi-supervisé trouve ses racines dans les problèmes d'apprentissage en présence de données manquantes. Ainsi de nombreux travaux ont été effectués ce sujet à la fin des années 1970. Cependant l'utilisation des données non étiquetées pour améliorer la précision de la règle de classement apprise connaît un regain d'intérêt depuis la fin des années 1990 ou la communauté du Machine Learning a commencé à s'intéresser à ce sujet. Ceci suite à la disponibilité d'un grand nombre de données acquises de manière automatique grâce aux nouvelles technologies. Ainsi des travaux en classification de texte ont contribué à relancer l'intérêt de l'utilisation des données non classées en vue d'améliorer la précision de la règle de classement apprise [CEL18].

III.5. Algorithmes d'apprentissage

Dans le courant de l'apprentissage automatique, différents types de classificateurs ont été mis au point, toujours dans le but d'atteindre un degré maximal de précision et d'efficacité, chacun ayant ses avantages et inconvénients. Ils partagent toute fois des caractéristiques communes. La construction de la majorité d'entre eux comporte deux principales étapes. D'abord, la définition d'une fonction qui associe à un objet une valeur entre 0 et 1 représentant son degré d'appartenance à une classe. La deuxième étape, mais non la moindre, est de déterminer un seuil qui va servir lors de la prise de décision finale, à savoir si oui ou non un objet va être accepté ou rejeté de la classe. Si cette fonction retourne une valeur supérieure au seuil pour un objet, alors on décide de l'associer à la classe. Plusieurs méthodes de détermination du seuil sont possibles et le choix de l'une d'entre elles peut influencer significativement la performance d'un classificateur [CDG19].

III.6. Types d'algorithmes classification

III.6.1. Classifieur bayésien

Un classifieur probabiliste linéaire simple basée sur le théorème de Bayes qui suppose que les attributs qui décrivent les objets de l'ensemble d'apprentissage sont indépendants.

- **Principe**

L'ensemble d'apprentissage «A» est connue et chaque objet est étiqueté par sa classe « C_K », l'objectif est de chercher à classer un nouvel objet « X_{new} » non encore étiqueté. Le Classifieur bayésien va choisir la classe « C_K » qui a la plus grande probabilité.

La figure suivante montre une classification selon le classifieur bayésien:

Taille (cm)	Poids (kg)	Pointure (cm)	Sexe
182	81.6	30	masculin
180	86.2	28	masculin
170	77.1	30	masculin
180	74.8	25	masculin
152	45.4	15	féminin
168	68.0	20	féminin
Taille (cm)	Poids (kg)	Pointure (cm)	Sexe
183	59	20	???

Figure III.1: la classification d'un nouvel exemple selon le classifieur bayésien.

Donc, il nous faut estimer les probabilités $P(C_K)$ et $P(X_{\text{new}}/C_K)$ à partir des données d'apprentissage. Les probabilités a priori des classes $P(C_K)$, peuvent être estimées facilement par :

$$P(C_K) = \frac{\text{nombre d'expression d'apprentissage dans la classe } C_K}{\text{le nombre totale de documents dans l'ensemble d'apprentissage}} \quad \dots (1)$$

Maintenant pour estimer les valeurs de $P(X_{\text{new}}/C_K)$, puisque les descripteurs (attributs) de « X_{new} » sont indépendants, alors on aura grâce aux théories d'indépendance bayésienne entre les variables :

$$P(X_{\text{new}}/C_K) = P(f_1/C_K) P(f_2/C_K) \dots P(f_n/C_K) \dots (2)$$

Où les « f_i » sont les attributs qui décrivent l'ensemble de données, sachant que :

$$P(C, F_1, \dots, F_n) = P(C) \prod_{i=1}^n P(F_i | C) \quad \dots (3)$$

III.6.2. Arbres de décision

Un arbre de décision est un modèle de classification présenté sous la forme graphique d'un arbre. L'extrémité de chaque branche est une feuille qui présente le résultat obtenu en fonction des décisions prises à partir de la racine de l'arbre jusqu'à cette feuille. Les feuilles intermédiaires sont appelées des nœuds. Chaque nœud de l'arbre contient un test sur un attribut qui permet de distribuer les données dans les différents sous-arbres. Lors de la construction de l'arbre un critère de pureté comme l'entropie est utilisé pour transformer une feuille en nœud. L'objectif est de produire des groupes d'individus les plus homogènes possibles du point de vue de la variable à prédire. En prédiction, un exemple à classer "descend" l'arbre depuis la racine jusqu'à une unique feuille. Son trajet dans l'arbre est entièrement déterminé par les valeurs de ses attributs. Il est alors affecté à la classe dominante de la feuille avec pour score la proportion d'individus dans la feuille qui appartiennent à cette classe.

Les arbres de décision possèdent les avantages suivants:

- la lisibilité du modèle.
- la capacité à trouver les variables discriminantes dans un important volume de données.

La lisibilité des arbres ainsi que leur rapidité de classement en font un choix très pertinent pour une utilisation sur d'importantes quantités de données. Cependant les arbres ne sont pas très adaptés aux changements de concept car dans ce cas d'importantes parties de l'arbre doivent être élaguées [VIN 21].

La figure suivante montre une classification avec les arbres de décision:

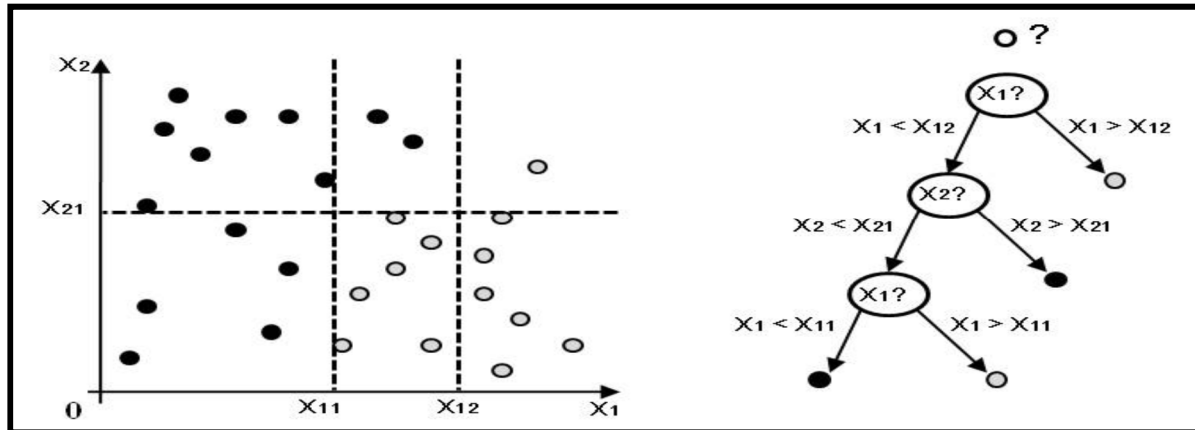


Figure III.2: Exemple de classification avec les arbres de décision.

III.6.3. Réseaux de neurones

C'est une structure constituée de suite successive de couches de nœuds et qui permet de définir une fonction de transformation non linéaire des vecteurs d'entrées (composés dans le cas de classification des mots pondérés de leur poids) en vecteur de catégories. La disposition des neurones dans le réseau ainsi que le nombre de couches utilisées ont une influence sur le résultat de classification (Figure III.3).

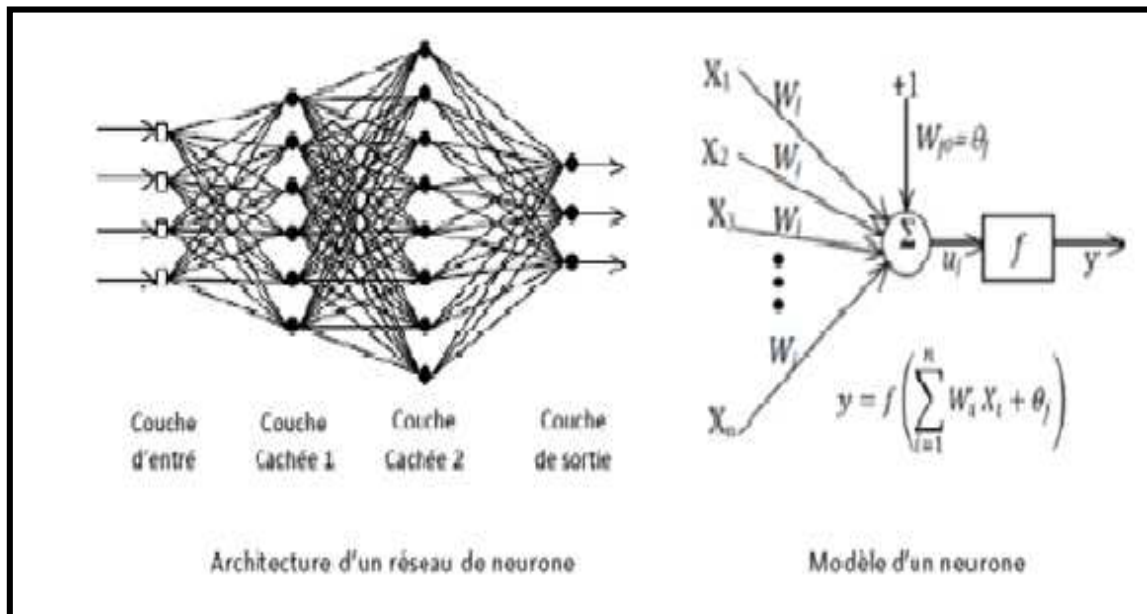


Figure III.3: Représentation d'un réseau de neurones multicouches.

La forme standard de l'algorithme de réseau de neurones est donnée comme suit:

$$y_j = f\left(\sum_{i=1}^N w_{ij} x_i\right) \quad \dots(4)$$

Où :

- y_j La sortie du neurone formel j en question.
- x_i Les signaux reçus par le neurone j de la part des neurones.

- w_{ij} Les poids des interconnexions entre les neurones i et j .

Selon l'application, la fonction f , appelée fonction d'activation est le plus souvent une fonction identité, sigmoïde, tangente hyperbolique ou une fonction linéaire par morceaux.

En classification, les réseaux de neurones permettent d'introduire de la non-linéarité dans la séparation entre les classes grâce au choix de la fonction d'activation. Les neurones sont ainsi organisés en trois couches ou plus : les cellules d'entrée associées aux données, les neurones de sortie associés chacun à une classe, et les neurones cachés qui sont entre les neurones d'entrée et les neurones de sortie.

L'apprentissage du classificateur consiste à faire évoluer les poids w_{ij} par des méthodes d'optimisation non linéaires pour minimiser une fonction de coût qui constitue une mesure de l'écart entre les réponses réelles du réseau et les réponses désirées [HAS 15].

III.6.4. Rocchio

L'algorithme de reformulation de requêtes développé par Rocchio au milieu des années 60, est l'un des algorithmes d'apprentissage les plus utilisés dans le domaine de la RI. Il permet de construire une requête performante à partir de la requête initiale et d'un ensemble de documents jugés pertinents et non pertinents. La forme standard de l'algorithme de Rocchio est donnée comme suit :

$$Q1 = \alpha Q0 + \beta \frac{1}{R} \sum_{d \in p} d - \gamma \frac{1}{N - R} \sum_{d \in pn} d \quad \dots(5)$$

Où :

$Q0$: le vecteur de la requête initiale, représenté par une liste de termes pondérés.

$Q1$: le vecteur de la nouvelle requête.

P : l'ensemble des documents jugés pertinents (resp. non pertinents).

$R = |p|$: le nombre de documents pertinents.

N : le nombre de documents total (avec $N = |p| + |pn|$).

α, β, γ : des paramètres constants, ils permettent de contrôler respectivement la contribution de la requête initiale, des documents pertinents et non pertinents dans le processus de construction de la nouvelle requête.

La version incrémentale QZ consiste à construire les deux ensembles, p et p_n à partir des documents sélectionnés et jugés pertinents par l'utilisateur à l'instant t . Le processus de d'apprentissage (construction du nouveau profil) est déclenché à chaque arrivée d'un document pertinent [SOU 22].

III.6.5. Algorithme génétique

Les algorithmes génétiques, initiés dans les années 1970 par John Holland, sont des algorithmes d'optimisation s'appuyant sur des techniques dérivées de la génétique et des mécanismes d'évolution de la nature : croisement, mutation, sélection. Les algorithmes génétiques fournissent des solutions aux problèmes n'ayant pas de solutions calculables en temps raisonnable de façon analytique ou algorithmique. Selon cette méthode, des milliers de solutions (génotypes) plus ou moins bonnes sont créées au hasard puis sont soumises à un procédé d'évaluation de la pertinence de la solution mimant l'évolution des espèces : les plus "adaptés", c'est-à-dire les solutions au problème qui sont les plus optimales survivent davantage que celles qui le sont moins et la population évolue par générations successives en

croisant les meilleures solutions entre elles et en les faisant muter, puis en relançant ce procédé un certain nombre de fois afin d'essayer de tendre vers la solution optimale.

Les algorithmes génétiques peuvent être particulièrement utiles dans les domaines suivants :

- Optimisation : optimisation de fonctions, planification.
- Apprentissage : classification, prédiction, robotique.
- Programmation automatique : programmes LISP, automates cellulaires.
- Etude du vivant, du monde réel : marchés économiques, comportements sociaux, systèmes immunitaire [HAS15].

III.6.6. Algorithme de Cuckoo search :

L'algorithme de Cuckoo search est une méthode d'optimisation méta heuristique bio inspirée. Elle se base sur le système reproductif agressif des oiseaux cuckoo. Il est calqué sur le comportement des femelles cuckoo lors de la période de couvaison. Les oiseaux cuckoo sont des oiseaux fascinants. Ils se nourrissent principalement d'insectes et de chenilles velues. Ils se nourrissent dans les arbres et les broussailles, à découvert. Ils vivent aux lisières des forêts et dans les clairières, les fermes, les marais, les dunes côtières et les campagnes ouvertes, les zones cultivées avec des arbres et des buissons, et près des roselières. Quelques espèces des oiseaux cuckoo ont un système agressif, en effet : Ils pondent leurs œufs dans les nids d'autres oiseaux, ils peuvent aussi enlever les œufs des autres pour augmenter la probabilité d'éclosion de leurs propres œufs.

Lorsqu'un oiseau découvre qu'un œuf étranger est dans le nid, il engage un conflit direct avec les cuckoo parasites, comme il abandonne le nid en cours, ou bien il construit un autre ailleurs [Web 04].

III.6.7. Séparateurs à vaste marge

Les « supports vecteurs machines » appelés aussi « maximum margin classifier » sont des techniques d'apprentissage supervisé basées sur la théorie de l'apprentissage statistique ou automatique. Les SVM sont relativement nouveaux, ils sont apparus en 1995 suite aux travaux de Vapnik. SVM traite d'un problème de classification bi classes [YIM 23][THO 24]. Le principe général de la classification par SVM peut être expliqué par la figure suivante:

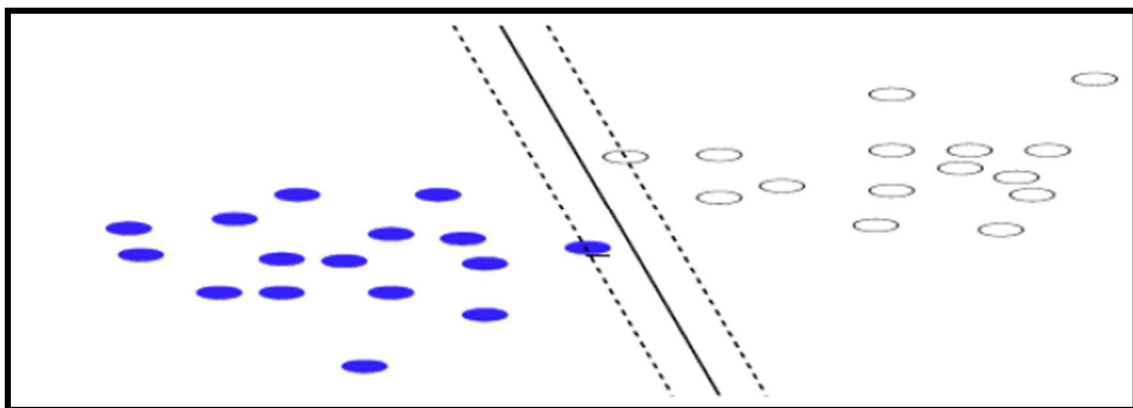


Figure III.4: Principe de SVM.

Le but de SVM est de déterminer si un élément appartient à une classe ou pas. Nous disposons d'un ensemble de données et nous cherchons à séparer ces données en deux groupes. Le premier est l'ensemble de données appartenant à une classe, ces données sont étiquetées par (+) et un autre ensemble qui contient les éléments qui n'appartiennent pas à la

classe donc étiquetées (-). L'algorithme SVM permet de trouver un hyperplan séparateur entre ces deux groupes. Pour optimiser la séparation, SVM cherche l'hyperplan pour lequel la distance entre la frontière des deux groupes et les points les plus proches est maximale, c'est le principe de maximisation de la marge.

Dans certains cas, les données sont non linéairement séparables. Il n'existe donc pas un hyperplan séparateur. Deux options sont possibles pour palier à ce problème. Définir une constante qui permet de tolérer une marge d'erreur (marge souple). Nous pouvons distinguer une constante pour les classes positive (C_p) et une constante pour les classes négatives (C_n). Les deux constantes sont en relation par un coefficient j . Soit $C_p = j \times C_n \dots (6)$

Il faut chercher une autre séparation non linéaire pour faciliter les calculs de cette frontière non linéaire nous utilisons une fonction noyau qui nous permet de passer dans un autre espace vectoriel de plus grande dimension où une frontière linéaire existe. Parmi les fonctions noyaux et nous pouvons citer les noyaux polynomiaux, gaussiens... (Figure III.5) [COU 25].

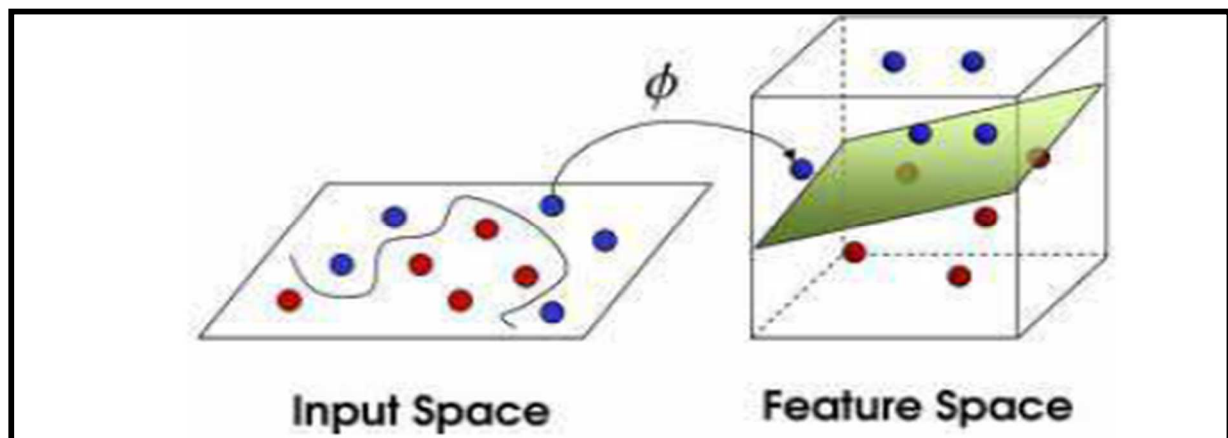


Figure III.5: Exemple de fonction noyau SVM.

SVM présente une solution au problème de classification binaire. Pour le problème à plusieurs classes nous faisons appel à SVM multi classes qui est une extension de SVM. Deux méthodes sont utilisées :

- **One-versus-all** : dans ce cas on construit autant de classifieurs SVM que de catégories, pour un texte donné, parmi tous les classifieurs qui ont donné un résultat positif, nous considérons celui qui a retourné la plus grande marge.
- **One-Versus-one** : si n est le nombre de catégories, alors on construit tous les classifieurs SVM possibles en prenant les catégories deux à deux, donc $n(n - 1)/2$, pour un texte donné, il appartiendra à la catégorie citée le plus souvent après application de tous ces algorithmes [WES 26].

III.6.8.K plus proches voisins

La méthode des plus proches voisins (noté parfois k-PPV ou k-NN pour k-Nearest-Neighbor) consiste à déterminer pour chaque nouvel individu que l'on veut classer, la liste des plus proches voisins parmi les individus déjà classés. L'individu est affecté à la classe qui contient le plus d'individus parmi ces plus proches voisins. Cette méthode nécessite de choisir une distance, la plus classique est la distance euclidienne et le nombre de voisins à prendre en compte. Cette méthode supervisée et non-paramétrique est souvent performante. De plus, son apprentissage est assez simple, car il est de type apprentissage par cœur (on garde tous les

exemples d'apprentissage). Cependant, le temps de prédiction est très long, car il nécessite le calcul de la distance avec tous les exemples, mais il existe des heuristiques pour réduire le nombre d'exemples à prendre en compte [BER 20]. Les distances suivantes sont usuellement employées par les classificateurs k-PPV :

$$\text{Distance Euclidienne : } D(x_p, x_q) = \sqrt{\sum_{i=1}^N (x_{pi} - x_{qi})^2} \quad \dots(8)$$

$$\text{Distance de Manhattan : } D(x_p, x_q) = \sum_{i=1}^N (|x_{pi} - x_{qi}|) \quad \dots(9)$$

$$\text{Distance de Minkowski : } D(x_p, x_q) = (\sum_{i=1}^N (x_{pi} - x_{qi})^r)^{1/r} \quad \dots(10)$$

$$\text{Distance de Tchebychev : } D(x_p, x_q) = \max_{i=1}^N (|x_{pi} - x_{qi}|) \quad \dots(11)$$

• Algorithme

1. initialisation, choix de :

- Nombre de classes, Valeur de k, exemples initiaux, mesure de similarité.

2. pour chaque vecteur d'objet à classer :

- mesurer la distance du vecteur avec tous les autres déjà classés.

- déterminer la liste des k vecteurs les plus proches de lui (k-ppv).

- déterminer la classe la plus représentée dans la liste des k-ppv et affecter notre vecteur à cette classe.

La figure suivante montre une classification avec k-PPV:

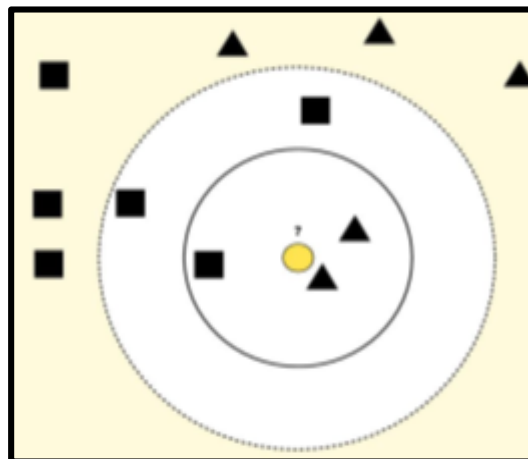


Figure III.6: Exemple de classification avec les k-PPV

III.6.9.K-means

K-means défini par McQueen est un des plus simples algorithmes de classification automatique des données. L'idée principale est de choisir aléatoirement un ensemble de centres fixé a priori et de chercher itérativement la partition optimale.

Chaque individu est affecté au centre le plus proche, après l'affectation de toutes les données la moyenne de chaque groupe 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. [MCQ27].

➤ L'algorithme k-means est en 4 étapes :

- Choisir k objets formant ainsi k clusters.
- Affecter chaque objet O au cluster C_i de centre M_i tel que distance (O, M_i) est minimal.
- Recalculer M_i de chaque cluster (le barycentre).

- Aller à l'étape 2 si on vient de faire une affectation.

La figure suivante montre une classification avec **k-means**:



Figure III.6:Exemple de classification d'image par l'algorithme de K-means.

III.7. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons défini ce qu'est l'apprentissage automatique avec ses différents volets apprentissage supervisé et apprentissage non supervisé et la classification et ses différents types. Par la suite, nous avons énuméré et défini les différents algorithmes d'apprentissage existants dans la littérature, nous allons essayer d'appliquer quelles que méthodes dans le chapitre qui va suivre.

CHAPITRE IV :
La conception et la
réalisation

IV.1. Introduction

Après avoir pris connaissance dans les chapitres précédents des différentes méthodes de segmentation et classification, ce chapitre porte sur la construction de l'application. L'application a pour but de segmenter les images en général et en particulier les images. Aérienne par quelles que méthodes de segmentation et de classification. Nous allons dans un premier temps présenter les ressources utilisées et dans un second temps nous exposerons les résultats obtenus.

IV.2. Ressources utilisées

❖ Ressources matérielles

- Processeur : Intel(R) Core(TM) i5CPU @ 2.53GHz.
- Une mémoire vive d'une capacité de 4 Go.
- Une carte graphique de 1Go.

❖ Ressource logicielles

- Système d'exploitation : Windows 7. Langage de programmation MATLAB.
- L'éditeur utilisé est le MATLAB R2010a.

IV.3. Outil de développement : MATLAB R2010a

• Définition

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

• Pourquoi choisir MATLAB?

Car il permet le travail interactif soit en mode commande, soit en mode programmation ; tout en ayant toujours la possibilité de faire des visualisations graphiques. Considéré comme un des meilleurs langages de programmations (C ou Fortran), MATLAB possède les particularités suivantes par rapport à ces langages :

- La programmation facile, et très efficace, optimisé pour le traitement des matrices,
- La continuité parmi les valeurs entières, réelles et complexes,
- La gamme étendue des nombres et leurs précisions,
- La bibliothèque mathématique très compréhensive,
- MATLAB est un langage de haut niveau et un environnement interactif pour le calcul numérique, la visualisation et la programmation. Grâce à MATLAB, nous pouvons analyser des données, développer des algorithmes et créer des modèles et des applications.
- L'outil graphique qui inclut les fonctions d'interface graphique et les utilitaires, On peut enrichir Matlab en ajoutant des toolbox, profilées pour des applications particulières (traitement des images, analyses statistiques, optimisation, etc.).
- La possibilité de liaison avec les autres langages classiques de programmations (C ou Fortran).

IV.4. Conception

Le but principal de notre application est de segmenter et de classier une image, pour sa réalisation nous passons par plusieurs étapes.

Organigramme suivant résume ses étapes.

La conception et la réalisation

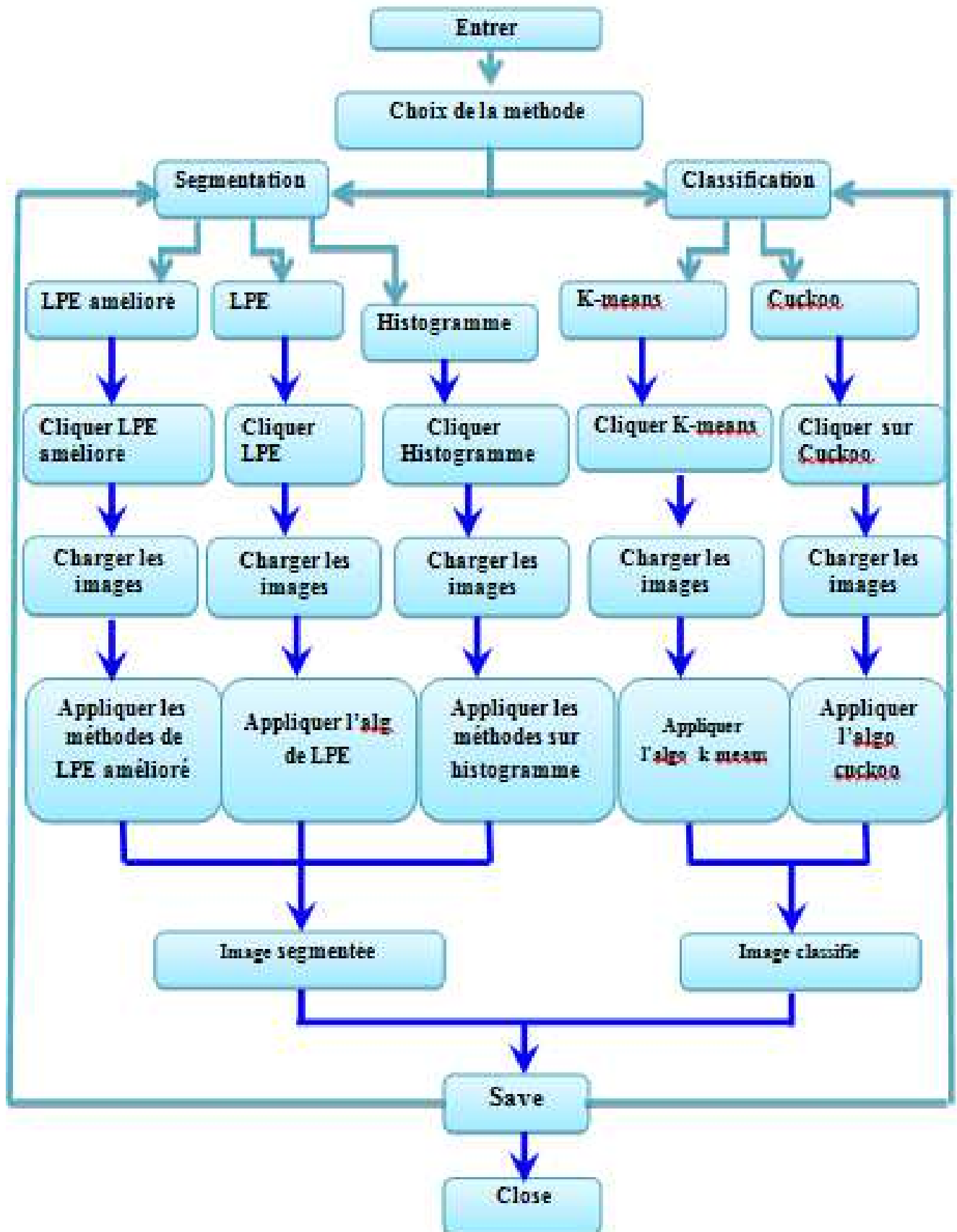


Figure IV.1 : Organigramme de l'application.

IV.5. Présentation de l'application :

A propos de notre application :



Figure IV.2 : A propos.

On commence la présentation de notre application par l'interface d'accueil :

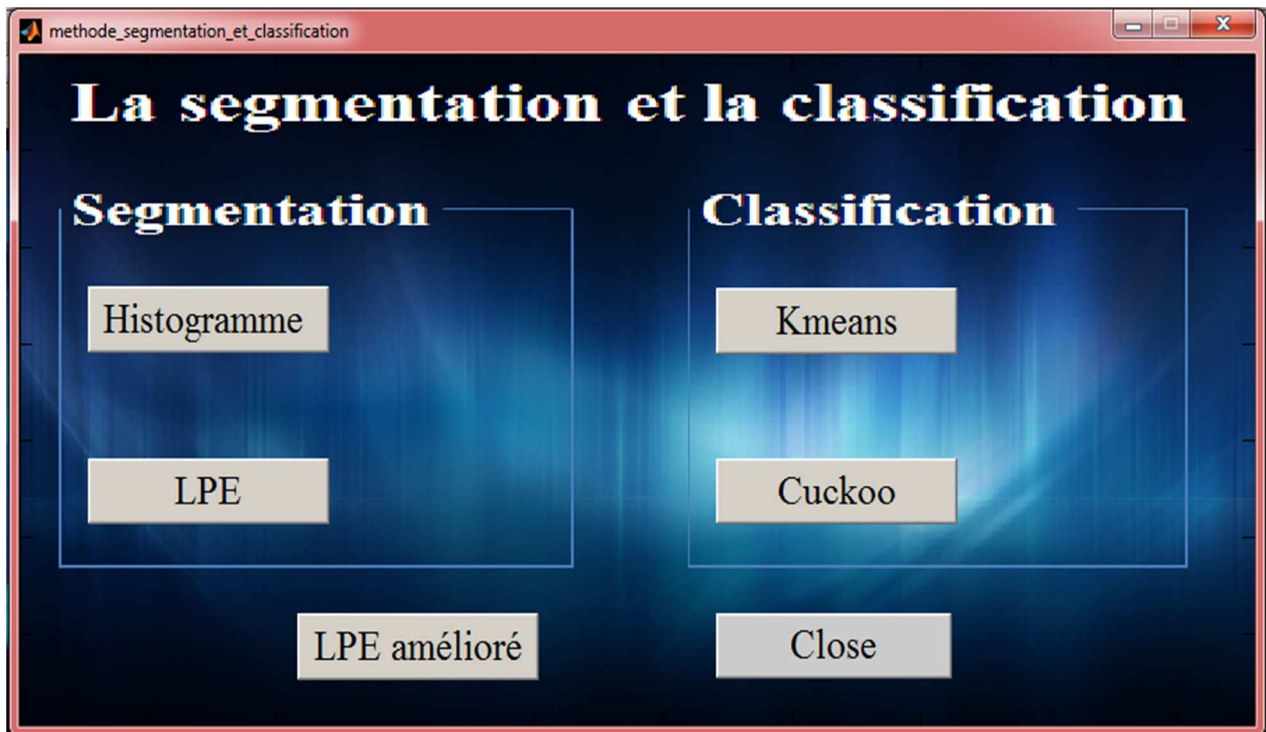


Figure IV.3 : Interface d'accueil.

La conception et la réalisation

Le but principal de notre application est la détection de régions sur une image aérienne, pour sa réalisation nous passons par :

IV.5.1. Segmentation

Si on clique sur alors on obtient :

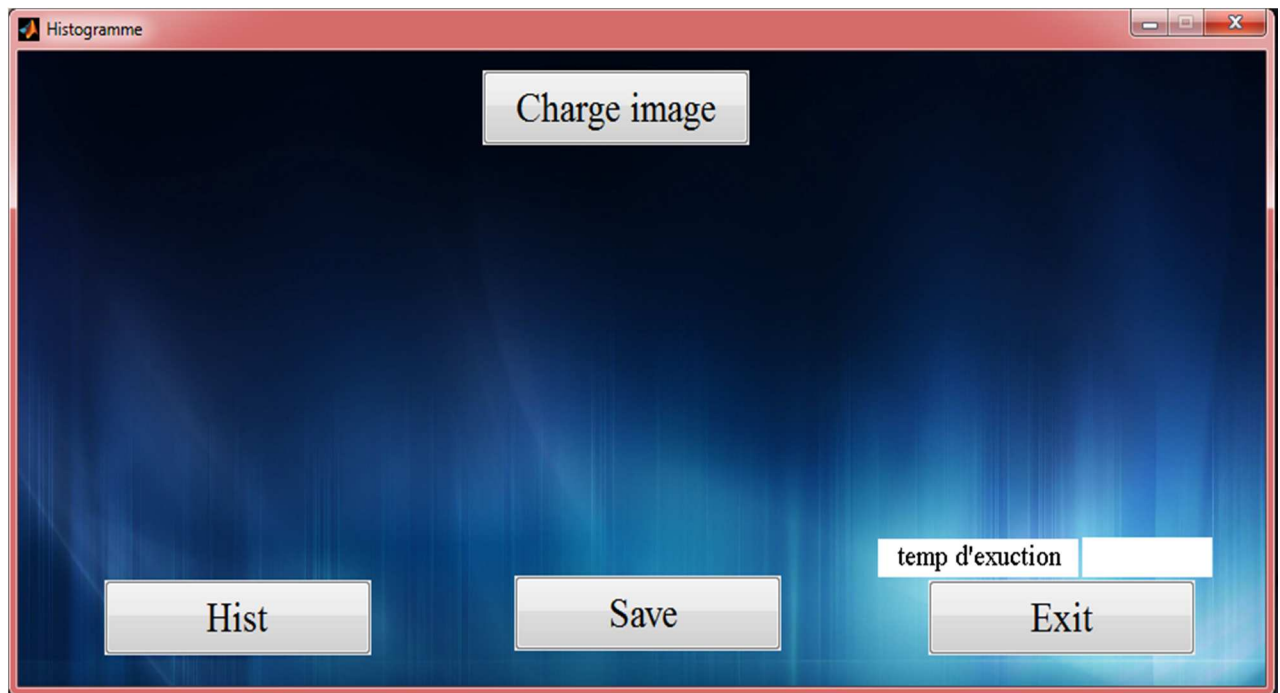


Figure IV.4 : Interface d'Histogramme.

Lecture et affichage de l'image.

-La lecture de l'image on va avoir cette figure :

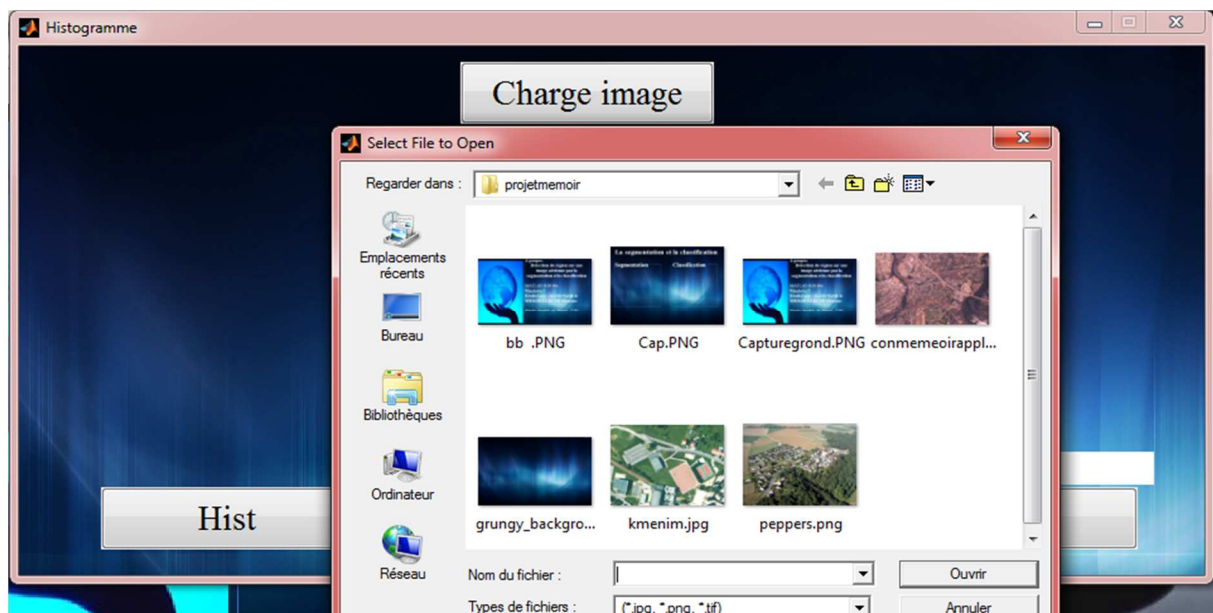


Figure IV.4 : Chargement des images aériennes.

La conception et la réalisation

- Après le chargement des Images on va avoir cette figure :

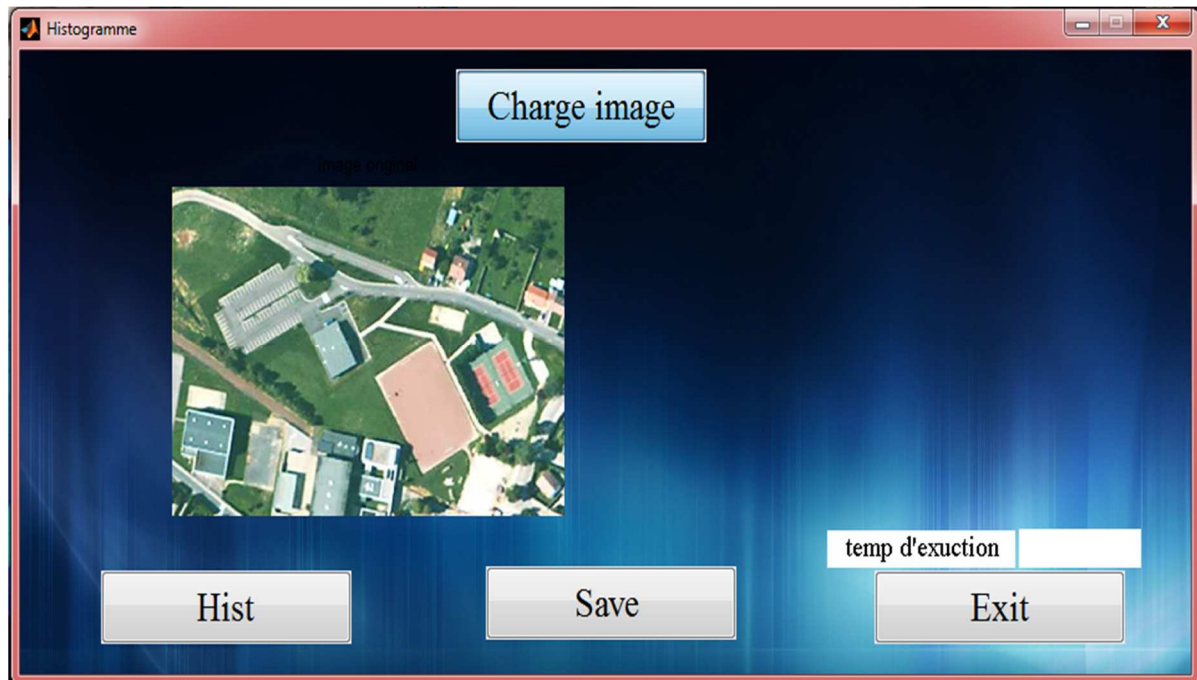



Figure IV.4 : Interface des images charger.

-Après on clique sur  pour la détection, voici le résultat de la segmentation par Histogramme :

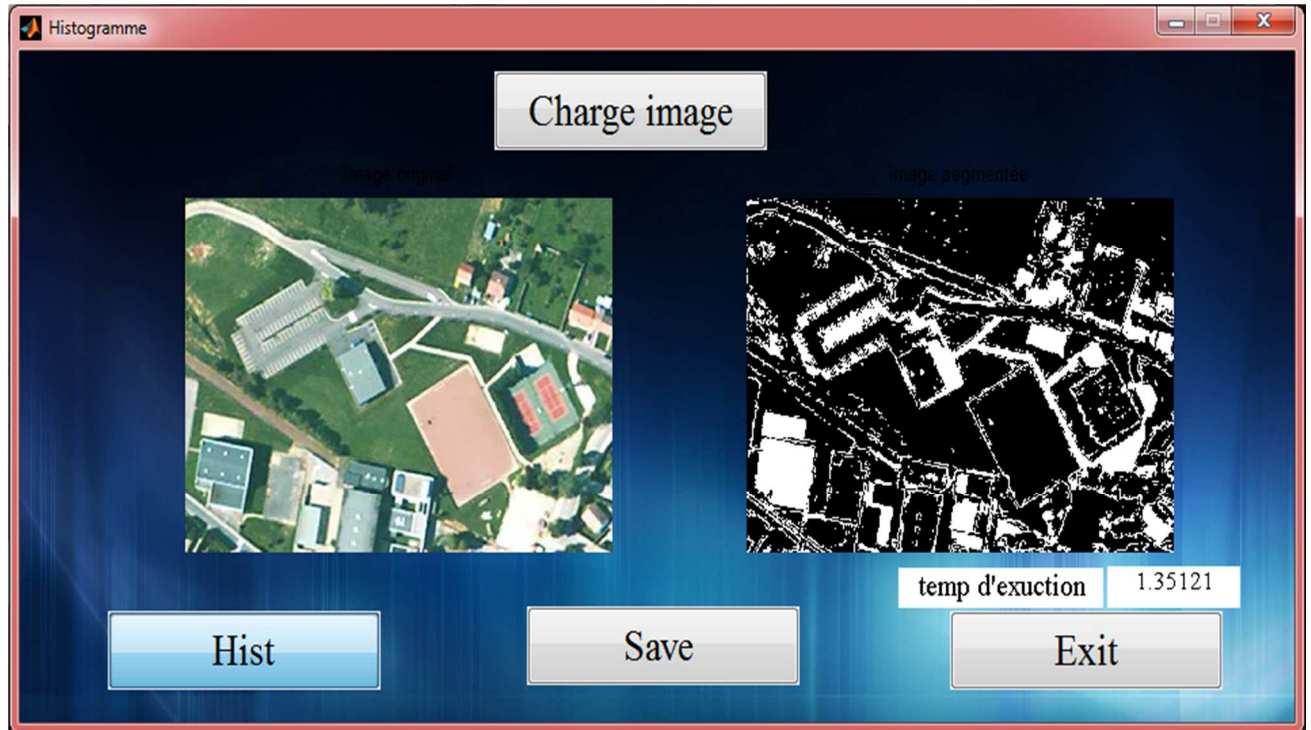



Figure IV.4 : Segmentation de régions par Histogramme.

La conception et la réalisation

-Après on clique sur  pour la détection, voici le résultat de la segmentation par LPE :

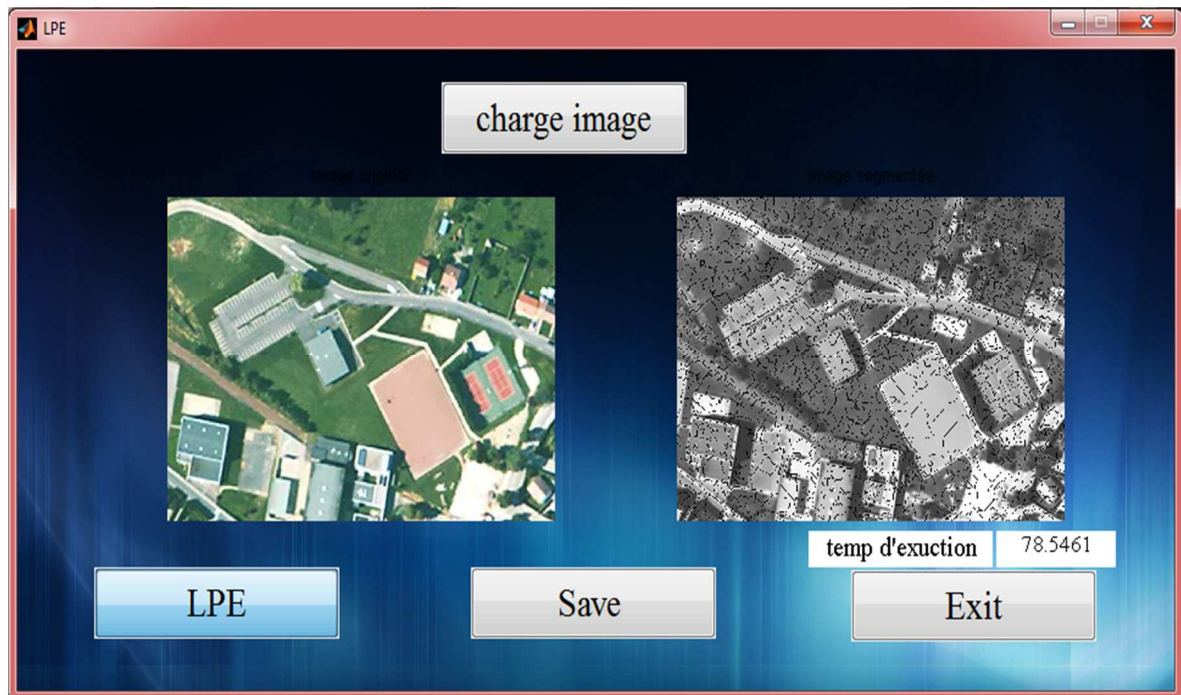



Figure IV.4 : Segmentation par LPE.

IV.5.2.Classification

Dans ce cas, on clique sur  pour la détection, voici le résultat de la classification par K-means :

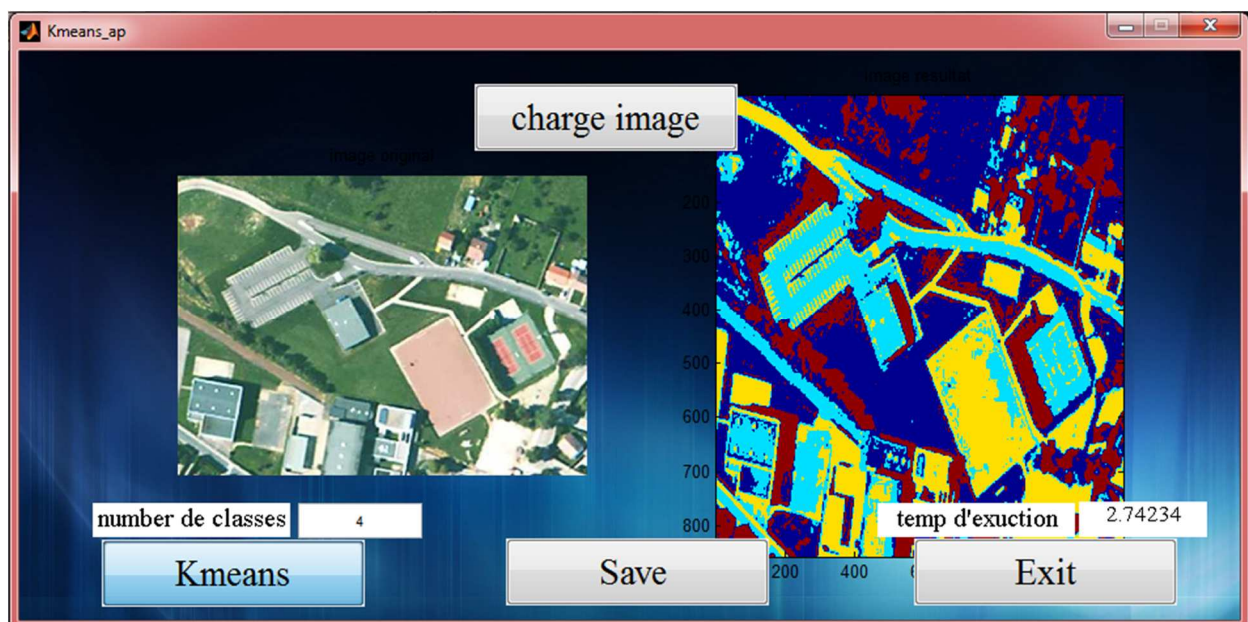


Figure IV.4 : Classification par K-means.

La conception et la réalisation

- Et si on clique sur



, c'est pour la détection, voici le résultat de la classification par Cuckoo :

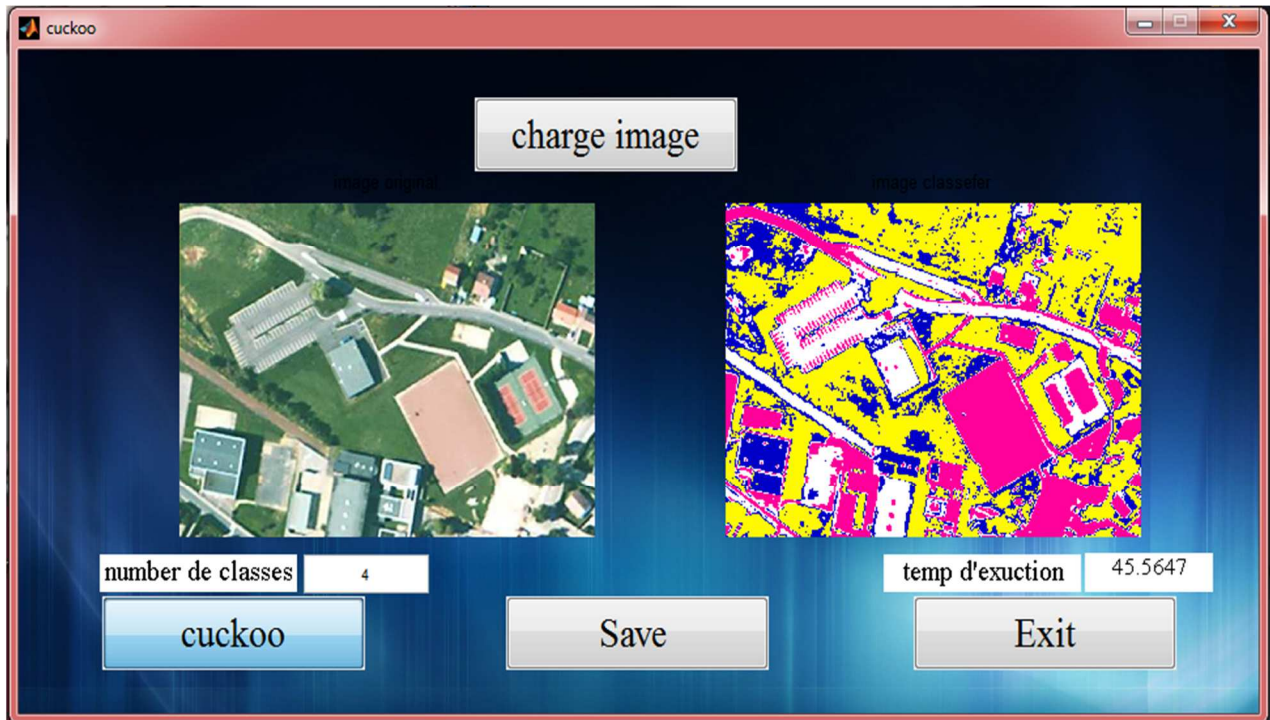


Figure IV.4 : classification par Cuckoo.

Après on clique sur



pour la détection de régions, voici le résultat de la segmentation par LPE amélioré :

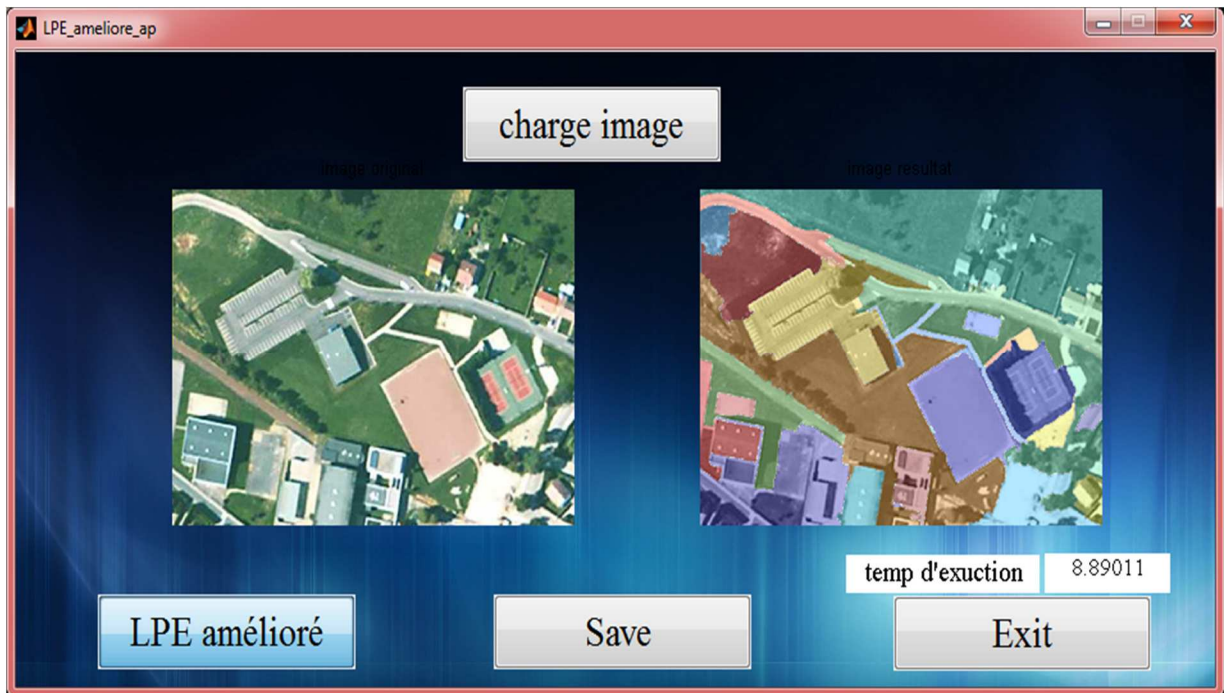


Figure IV.4 : Segmentation par LPE amélioré.

IV.6. Résultats

Après l'implémentation de notre application sur plusieurs exemples on obtient les résultats suivants :

IV.6.1. Segmentation

Ce tableau affiche le résultat de la segmentation :

Méthode	Temps d'exécution (secondes)
Histogramme	1.351
LPE	78.546
LPE amélioré	8.890

Table IV.1 : Résultat de la segmentation.

IV.6.2. Classification

Ce tableau affiche le résultat de la classification :

Méthode	Nombre de classes	Temps d'exécution (secondes)
K-means	3	7.526
	4	8.742
	5	9.520
Cuckoo	3	31.663
	4	33.786
	5	35.846

Table IV. : Résultat de la classification.

IV.7. Discussions

Après les résultats trouvés, on a remarqué les points suivants:

- Si on applique la segmentation avec deux méthodes, on a obtenu des résultats différents :
 - Le premier est l'application du Histogramme qui nous a donné une détection de régions en binaire.
 - Le deuxième est l'application de LPE, on obtient une image avec des régions détectées en niveau de gris.
- On a aussi appliqué la classification avec deux méthodes, on a obtenu des résultats différents :
 - Le premier est l'application du K-means qui a donné une image avec des régions détectées en RGB.

- Le deuxième est l'application de Cuckoo on obtient une image contenant des régions détectées en RGB aussi.
- Si on compare les résultats en fonction du temps :

IV.7.1. Segmentation

On remarque que la méthode d'histogramme s'exécute plus rapide que la méthode de LPE, on peut référencer cette différence que la première est structurée avec de fonctions prédéfinis mais la deuxième utilise des fonctions qu'on a développées, notons que le temps est lié aussi avec un autre facteur qui est la méthode utilisée telles que la première donne un résultat en binaire ou la deuxième donne un résultat en niveau de gris.

IV.7.2. Classification

On remarque que la méthode de **K-means** s'exécute plus rapide que la méthode de **Cuckoo**, on peut référencer cette différence que la première est structurée avec de fonctions prédéfinis mais la deuxième utilise des fonctions qu'on a développées, notons que de temps est lié aussi avec un autre facteur qui est la méthode utilisée telles que la deuxième donne plus détaille que la première.

IV.7.3. Solution proposée

On propose comme solution la méthode LPE améliorée tel qu'elle s'exécute dans un court temps et donne un bon résultat.

IV.8. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté la conception et la réalisation de notre projet, au début on a réalisé deux segmentations la première par Histogramme et la deuxième par LPE et puis deux classifications la première par **K-means** et la deuxième par **Cuckoo**, et on a terminé par notre solution qui est la segmentation par LPE améliorée qui donne une meilleure détection de régions.

Conclusion générale

Dans ce mémoire, nous avons traité la détection de région sur une image aérienne par la segmentation et la classification. Il s'agit de détecter les différentes régions qui composent l'image aérienne afin d'être utilisable et exploitable dans différents domaines et par différentes ressources. Pour cela nous avons appliqué la segmentation et la classification sur les photos aérienne.

Le résultat obtenu est comme suit :

-Par la segmentation : la méthode d'histogramme donne une détection de région en binaire, la méthode de LPE donne une détection de région en niveau de gris plus précise que la première.

-Par la classification : on obtient que la méthode K-means donne une bonne détection que la méthode Cuckoo, et la deuxième prend beaucoup temps que la première.

- Alors, nous proposons comme solution la méthode LPE améliorée tel qu'elle donne une meilleure détection de région que les autres méthodes de segmentation et de classification et ne prend pas beaucoup temps.

Enfin suggérons pour des travaux futurs : de faire la classification par svm pour détecter bien les régions, et de calculer le taux de classification pour l'évaluation de cette dernière.