



République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



Université Amar Thelidji- Laghouat

FACULTE ou INSTITUT : FACULTE DE TECHNOLOGIE

DEPARTEMENT : GENIE CIVIL

MEMOIRE DE MASTER

Présenté par :

Mouad LALMI & Ahmed HABIBI

DOMAINE : SCIENCES ET TECHNIQUES

FILIERE : GENIE CIVIL

OPTION : SCIENCES ET TECHNIQUES TOPOGRAPHIQUES

Thème

Problématique de classification des images satellitaires à très haute résolution spatiale (THRS) : contraintes et méthodes

Jury de soutenance :

| Nom et Prénom | Grade | qualité |
|-----------------------|---------------------------|----------------|
| DJABALLAH Ahmed | Maitre Assistant A | Président |
| BENCHEHIDA Abdelkader | Maitre Assistant B | Examineur |
| GUERROUDJ Abdelhalim | Maitre Assistant A | Rapporteur |
| SEDDIKI Akram | Chargé de recherche -CTS- | Co-rapporteur |

Promotion : Juin - 2017

Dédicace

A mes chers parents, pour tous leurs sacrifices, leur amour, leur tendresse, leur soutien et leurs prières... rien ne saurait exprimer ma gratitude et ma reconnaissance.

A ma très chère sœur, et mes frères...que Dieu vous préserve pour moi.

A ma grand mère Batoul, que Dieu, le miséricordieux, t'accueille dans son éternel paradis... à toute ma famille LALMI & KORICHI , je vous remercie énormément .

A tous mes professeurs ,mes enseignants, qui ont beaucoup contribué à ma réussite tout au long de mes études ...

Et finalement, A mes amis et amies qui n'ont cessé de m'encourager.

je vous prie de trouver dans ce travail l'expression de mon estime . Je prie Dieu le tout puissant pour qu'il vous donne le bonheur et prospérité.

Mouad LALMI

Merci mon Dieu de m'avoir aidé et guidé.

Je dédie ce modeste travail à ceux que j'aime et respecte.

A Halima , A yezza, et Oum Noun , A mon père Hocine , à mes sœurs, à mes frères et à mes neveux et nièces ,je vous aime tous.

A mes Amis, je n'oublierai jamais votre présence dans ma vie.

Ahmed HABIBI

Remerciement

Comment résumer par des simples mots et par ces modestes lignes toute notre gratitude envers tous ceux qui par leur assistance ont contribué à la concrétisation de ce mémoire, Qu'ils trouvent ici l'expression de notre profonde reconnaissance

Nous remercions très vivement :

***Le Président de Jury Mr.DJABALLAH Ahmed**, pour son soutien, son enseignement et ses conseils tout au long de ces années qui viennent de s'écouler. Nous voulions aussi vous remercier d'avoir honoré et accepté de présider le jury et juger notre travail.*

***L'examineur Mr.Benchehida Abdelkader**, d'avoir enrichi nos connaissances et de nous avoir guidé, d'avoir partagé avec nous sa passion pour l'enseignement, et d'examiner et de juger notre mémoire.*

***Notre encadreur Mr.H.Guerroudj**, pour la confiance qu'il nous a accordée tout au long des années de spécialité, pour ses précieux conseils, pour sa grande disponibilité, notamment lors de la rédaction de ce mémoire. Ainsi pour la grande autonomie qu'il nous a laissée concernant l'orientation de nos travaux. Merci également pour son soutien inconditionnel tant sur le plan scientifique que moral. Qu'il sache combien nous avons apprécié travailler à ses côtés. Aussi **Le Co-encadreur Mr.SEDDIKI Akram**, pour son grand support durant toute la période de préparation de ce travail.*

| | |
|--|------|
| Dédicace | I |
| Remerciements | III |
| Sommaire | IV |
| Liste de Figures | VI |
| Liste de Tableaux | VIII |
| Liste des acronymes | IX |
| Résumé | X |
| Introduction Générale | 1 |
| Chapitre I : Télédétection : Fondement théorique | |
| I.1.Intoroduction | 4 |
| I.2.processus de la télédétection | 4 |
| I.2.1. Source d'énergie ou d'illumination | 4 |
| I.2.2. Rayonnement et atmosphère | 4 |
| I.2.3. Interaction avec la cible | 6 |
| I.2.4. Enregistrement de l'énergie par le capteur: | 6 |
| I.2.5.Principaux capteurs optiques pour l'extraction des objets : | 10 |
| I.2.6.Le traitement d'images | 14 |
| I.2.6.1.Pré traitement d'images | 14 |
| I.2.6.2.Rehaussement des images | 15 |
| I.2.6.3.transformation des images | 15 |
| I.2.6.4.Classification | 16 |
| Chapitre II : Problématique de classification des images satellitaire | |
| II.1.Introduction | 19 |
| II.2.Les Approches de classification | 24 |
| II.2.1 Classification non-supervisée | 24 |
| II.2.2 Classification supervisée | 26 |
| II.2.3 Classification orientée objet | 27 |
| II.3.Classification orientée objet sous eCognition | 29 |
| II.3.1.ECOGNITION DEFINIENS | 29 |
| II.3.2.Création d'objets Image grâce à la segmentation | 29 |
| II.3.2.1.Les Méthodes descendantes (Top-down segmentations) | 30 |
| II.3.2.1.1.Segmentation d'échiquier (Chessboard Segmentation) | 30 |
| II.3.2.1.2. Segmentation Quadtree | 31 |
| II.3.2.1.3.La Segmentation de Filtre de Contraste (Contrast Filter Segmentation) | 32 |
| II.3.2.1.4.Segmentation basée sur le contraste (Contrast Split Segmentation) | 32 |
| II.3.2.2.Les Méthodes Ascendantes (Bottom-up Segmentations) | 33 |
| II.3.2.2.1. Segmentation multi-résolution (Multi-resolution Segmentation) | 33 |
| II.3.2.2.2.Multi-Threshold et Auto-Thresholds segmentation | 35 |
| II.3.2.2.3.Segmentation basée sur la différence spectrale (Spectral difference segmentation) | 35 |
| II.3.2.3.Segmentation par remodelage (reshaping) | 35 |
| II.3.2.3.1.Fusionne de région (Merge Region) | 36 |
| II.3.2.3.2. Prolongement de région (Grow Region) | 36 |
| II.3.3. La Classification | 37 |
| II.3.3.1.L'attribution des classes (Assign Classes) | 37 |
| II.3.3.2.Autres Algorithmes de la classification | 38 |
| II.3.3.2.1.Bayes | 39 |

| | |
|--|----|
| II.3.3.2.2.K du plus proche voisin (K-NN) | 39 |
| II.3.3.2.3.SVM (Support Vector Machine) | 40 |
| II.3.3.2.4.Arbre de décision (Decision Tree) : | 40 |
| II.3.3.2.5.Arbres Aléatoire (Random Trees) | 41 |
| II.4.Les indices | 41 |
| II.4.1.Les indices simples | 42 |
| II.4.1.1.l'indice différentiel de végétation | 42 |
| II.4.1.2.L'indice de végétation par quotient (Ratio) | 42 |
| II.4.1.3.l'indice de végétation par différence normalisé | 43 |
| II.4.1.4.Les indices de stress hydrique | 43 |
| II.4.2.Les indices prenant en compte l'influence des sols | 44 |
| II.4.2.1. L'indice perpendiculaire de végétation (PVI) | 44 |
| II.4.2.2.l'indice de végétation ajusté pour le sol | 44 |
| II.4.2.3.L'indice transformé de végétation ajusté pour le sol (TSAVI) | 45 |
| II.4.2.4.l'indice modifié de végétation ajusté pour le sol MSAVI | 45 |
| II.4.3.Les indices prenant en compte les effets de l'atmosphère | 45 |
| II.4.3.1.l'indice ARVI | 46 |
| II.4.3.2. l'indice GEMI | 46 |
| II.4.4.Indice prenant en compte les effets conjugués des sols et de l'atmosphère | 46 |
| II.4.5.l'indice de brillance IB | 46 |
| II.5.Conclusion | 47 |

Chapitre III : Méthodologie, Résultat et Synthèse

| | |
|---|----|
| III.1.Introduction | 49 |
| III.2.Site d'étude et données | 49 |
| III.3. Démarche méthodologique | 50 |
| III.3.1.Principe de la démarche | 50 |
| III.3.2.Terminologie de logiciel | 52 |
| III.3.2.1. Couche d'image (Image Layer) | 52 |
| III.3.2.2.Segmentation et classification | 52 |
| III.3.2.3.Les Objets Image, les hiérarchies et les domaines | 52 |
| III.3.2.4.Scènes, cartes, projets et Espace de Travail | 54 |
| III.3.3. Importation des données | 55 |
| III.3.4. Segmentation de l'image | 55 |
| III.3.5. Classification de l'image | 57 |
| III.3.5.1. L'identification des objets | 57 |
| III.3.5.2.Les règles de connaissances | 60 |
| III.3.5.3.La hiérarchie des Classes | 61 |
| III.3.5.4.L'arbre de décision | 64 |
| III.3.6. Evaluation de la classification | 65 |
| III.3.7.Synthèse Résultats et commentaires) | 66 |
| III.4.Conclusion | 67 |
| Carte thematique de l'occupation de sol | 68 |
| Conclusion générale | 70 |
| Références Bibliographique | |

Liste de figures :

| | |
|---|----|
| Figure I.1.le processus de la télédétection | 5 |
| Figure I.2. Longueur d'onde du rayonnement électromagnétique. | 6 |
| Figure I.3. Utilisation du rayonnement électromagnétique en télédétection. | 6 |
| Figure I.4.La chronologie des satellites Landsat | 10 |
| Figure I.5.La détection stéréoscopique par SPOT | 11 |
| Figure I.6. Le capteur CARTOSAT-1 | 11 |
| Figure I.7. Le capteur QuickBird | 12 |
| Figure I.8. Le Capteur GeoEye1 | 12 |
| Figure I.9.Le capteur IKONOS | 13 |
| Figure I.10. Le Capteur Alsat 2A | 13 |
| Figure I.11. correction géométrique | 15 |
| Figure I.12. Rehausement | 15 |
| Figure I.13.Transformation :à droite l'image originale, à gauche l'image après transformation. | 16 |
| Figure II.1.Méthodes d'extraction de classes selon Blaser | 21 |
| Figure II.2.Le processus de la classification non-supervisée | 25 |
| Figure II.3. Le principe générale de classification supervisée | 26 |
| Figure II.4. à gauche, l'algorithme de minimum distance. à droite, l'algorithme de maximum de vraie semblance | 26 |
| Figure II.5.Processus d'analyse orientée-objet sur des images THRS. | 27 |
| Figure II.6. Les étapes de chaque Approche de classification. | 28 |
| Figure II.7. La Chessboard Segmentation. | 31 |
| Figure II.8.La Quadtree Segmentation. | 31 |
| Figure II.9. Exemple de ségmentation Multirésolution sur ecognition | 33 |
| Figure II.10. Schéma du concept de la segmentation multi-résolution | 34 |
| Figure II.11. Les Objets Image Verts sont Fusionnés | 36 |
| Figure II.12. Objet Origine Rouge prolongé progressivement vers objets condidats verts | 37 |

| | |
|--|----|
| Figure II.13. L'application du DVI sur l'image ségmentée | 42 |
| Figure II.14. L'application du NDVI sur l'image ségmentée | 43 |
| Figure II.15. L'application du MSAVI sur l'image ségmentée | 45 |
| Figure III.1. Zone d'études (Commune d'El Bayadh) | 50 |
| Figure III.2.Le diagramme général de l'approche orientée objet proposée | 51 |
| Figure III.3. l'Hierarchie d'objet d'image. | 53 |
| Figure III.4. Les différents domaines d'une séquence de processus | 54 |
| Figure III.5.La structure de données d'un espace de travail eCognition | 55 |
| Figure III.6. le processus de ségmentation : scale=20, Shape=0.5, compactness= 0.4 | 57 |
| Figure III.7. l'hierarchie des classes | 61 |
| Figure III.8.La Classe Bâti | 61 |
| Figure III.9.Classe Ombre, encadré et numéroté | 62 |
| Figure III.10.Classe route | 62 |
| Figure III.11.Classe Sol nu | 63 |
| Figure III.12.Classe Végétation | 63 |
| Figure III.13.L'arbre de décision finale formée par les algorithmes fournis par eCognition | 64 |
| Figure III.14. Comparaison entre la scène et la classification obtenue. | 65 |
| Figure III.15.La Matrice de confusion de la classification des objets | 66 |

Liste de tableaux :

| | |
|---|-----------|
| Tableau I.1 .Caractéristiques intrinsèque des capteurs | 7 |
| Tableau I.2 : Types et conditions des capteurs de Télédétection | 9 |
| Tableau I.3. Les satellites à très haute résolution spatiale | 13 |
| Tableau II.1. Extrait de l'état de l'art de la classification par approche orientée objet | 23 |
| Tableau III.1. Caractéristiques de l'image Acquisée. | 49 |
| Tableau III.2. Extrait des indices utilisés pour l'identification des objets | 58 |
| Tableau III.3. Test des indices introductif à eCognition | 59 |
| Tableau III.4. Les règles de reconnaissance utilisées. | 60 |

Liste d'Acronymes :

ARVI : Atmospher reduced vegetation index (indice de végétation réduis de l'effet atmosphérique)

DVI : Difference Vegetation index (indice de difference de végétation)

GEMI : Global Environmental Monitoring Index

GLCM : Gray-Level Co-Occurrence Matrix

GLDV : Grey-Level Difference Vector

HRG : High Resolution Geometric

HRS : High Resolution Sterescopy

ISODATA : Iterative Self Organizing Data Analysis

KNN : K of nearest neighbor (K du Plus proche voisin)

LIDAR : Light Detection and Ranging.

MSAVI : Modified Soil Adjusted Vegetation Index

MSI : Moisture Stress index (l'indice de saturation d'humidité)

MSS : MultiSpectral Scanner

NDVI : Normalized defference vegetation index (l'indice de végétation par différence normalisé)

NDWI : Normalized defference water index (l'indice d'eau par difference normalisé)

PIR : Réflectance de la cible dans le Proche Infra Rouge

PVI : Perpendicular vegetation index (l'indice perpendiculaire de végétation)

RADAR : Radio Détection and Ranging.

RVI : Ration Vegetation index (indice de vegetation par quotion)

SAVI : Soil Adjusted vegetation index (l'indice de végétation ajusté aux sols)

SMS : system de télédétection multi-spectral

SVM : Support Vector Machine

THRS : Tres Haute Résolution Spaciale

TSAVI : Transformed Soil adjusted vegetation index (L'indice transformé de végétation ajusté pour le sol)

Résumé :

L'identification des objets géographiques en milieu urbain et périurbain à partir des images issus des capteurs à Très Haute Résolution (spatiale ou spectrale) est une tâche compliquée. Toutefois, l'hétérogénéité des images satellites de résolution métrique perturbe les méthodes de classification classique.

Les méthodes dites "orientées-objets" où chaque objet constitue un agrégat de pixels homogènes sont actuellement privilégiées. Outre les propriétés spectrales, les caractéristiques spatiales et contextuelles sont également prises en compte dans l'identification des objets.

Ces nouvelles techniques sont utilisées dans ce travail afin de montrer que l'introduction des règles de connaissances sur les objets géographiques permet d'améliorer les résultats obtenus par classification spectrale classique.

La détection des objets est effectuée en utilisant une technique qui se base sur la segmentation multi-résolution, elle permet d'avoir des objets de diverses tailles, suivie par une classification adéquate favorisant l'attribution de ces objets à leur classe correspondante.

La classification de l'occupation des sols à partir d'image SPOT5 a été réalisée avec la méthode orientée objet sous le logiciel eCognition. Les résultats obtenus ont été évalués à partir d'une matrice de confusion. Nous avons obtenu pour notre image, une précision globale de 88%.

Mots Clés : Classification orientée-objet, règles de connaissance, arbre de décision, segmentation multi-résolution, indices de végétation.

Abstract :

The identification of geographic objects in urban and peri-urban areas from the images taken by very high resolution sensors (spatial or spectral) is a complicated process. However, the heterogeneity of the satellite images of metric resolution disrupts the classic classification methods.

The methods called "Object-oriented" where each object is an aggregate of homogeneous pixels are currently preferred. In addition to the spectral properties, the spatial characteristics and contextual are also taken into account in the identification of objects.

These new techniques are used in this work in order to show that the introduction of the rule sets to the geographic objects allows to improve the results obtained by classic spectral classification.

The detection of objects is performed using a technique that is based on the multi-resolution segmentation, it allows to have objects of various sizes, followed by a proper classification favoring the allocation of these objects to their corresponding class.

The classification of the occupation of soils from Spot 5 Image has been carried out with the oriented object method under eCognition software. The results obtained have been evaluated by a matrix of confusion. We have obtained for our image, an overall accuracy of 88%.

Key words : object-oriented Classification , Rule Sets, decision tree, multi-resolution segmentation, vegetation index.

Introduction Générale

Introduction générale

1. Contexte général

Les demandes d'observation d'un plus grand territoire avec une meilleure précision se font sentir de plus en plus. Avec l'avènement des images de THRS, l'extraction des structures urbaines et naturelles avec précision -en particulier en zones steppiques- sera possible avec une meilleure identification des différentes cibles.

Cependant, cette précision exige une approche qui permet de distinguer les différents objets présents qui rendent difficile l'extraction fine. Par ailleurs, les objets avec les mêmes revêtements nous donneront une même signature spectrale sur une image satellitaire, mais distinguables par leur forme et texture respective. Ce problème est lié à la variabilité et aux contraintes radiométriques.

Nous présentons, une analyse critique des résultats acquis par une méthode de classification orientée-objet basée sur des règles de connaissances, employée pour extraire de notre image, l'occupation des sols en zone steppique et urbaine.

2. Objectif assigné au PFE

L'objectif principal de cette recherche porte sur la cartographie de l'occupation des sols en milieu steppique par l'application de la méthode orientée objet dans la classification des images satellitaires à haute résolution spatiale SPOT5 à l'échelle de la commune d'El-Bayadh.

3. Déroulement du projet

Les travaux du PFE sont effectués en quatre phases :

- Recherche bibliographique : synthèse des documents abordant des problématiques similaires afin de recenser les solutions possibles.
- Analyse et prétraitements des données.
- Etude des différentes règles de connaissance et leur application sur des données images disponibles.
- Analyse des résultats, synthèse et commentaires.

4. Structuration du document

Le présent mémoire est structuré en trois chapitres, dont le premier résume les concepts théoriques sur la télédétection, les principaux capteurs, et les traitements à appliquer. Des notions générales sur la classification qui concerne la partie théorique de notre approche ainsi que les algorithmes développés font l'objet du second chapitre. Le troisième chapitre est consacré à l'application de l'approche orientée objet, et les principaux résultats obtenus.

Chapitre I :
Téledétection : Fondement
théorique

I.1.Introduction :

Le mot télédétection (en anglais « remote sensing ») désigne l'ensemble des techniques qui permettent d'étudier à distance des objets ou des phénomènes. Le néologisme « remote sensing » fait son apparition aux Etats-Unis dans les années soixante, lorsque des capteurs nouveaux viennent compléter la traditionnelle photographie aérienne. Le terme de télédétection a été introduit officiellement dans la langue française en 1973.

La télédétection est l'ensemble des techniques qui permettent, par l'acquisition d'images, d'obtenir de l'information sur la surface de la Terre (y compris l'atmosphère et les océans), 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. (Claude Kergomard .2004).

I.2.processus de la télédétection :

Dans la plupart des cas, la télédétection implique une interaction entre l'énergie incidente et les cibles. Le processus de la télédétection au moyen de systèmes imageurs comporte les étapes illustrées dans la figure I.1.

I.2.1. Source d'énergie ou d'illumination :

À l'origine de tout processus de télédétection se trouve nécessairement une source d'énergie pour illuminer la cible.

I.2.2. Rayonnement et atmosphère :

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. Pour comprendre la télédétection, il est indispensable de saisir les deux composantes du rayonnement électromagnétique que sont la longueur d'onde et la fréquence. Le rayonnement électromagnétique, d'origine naturelle ou artificielle, existe pour une gamme très étendue de fréquences ou de longueurs d'onde (de 10⁻⁹m à 10⁵m), qui constitue le spectre électromagnétique.

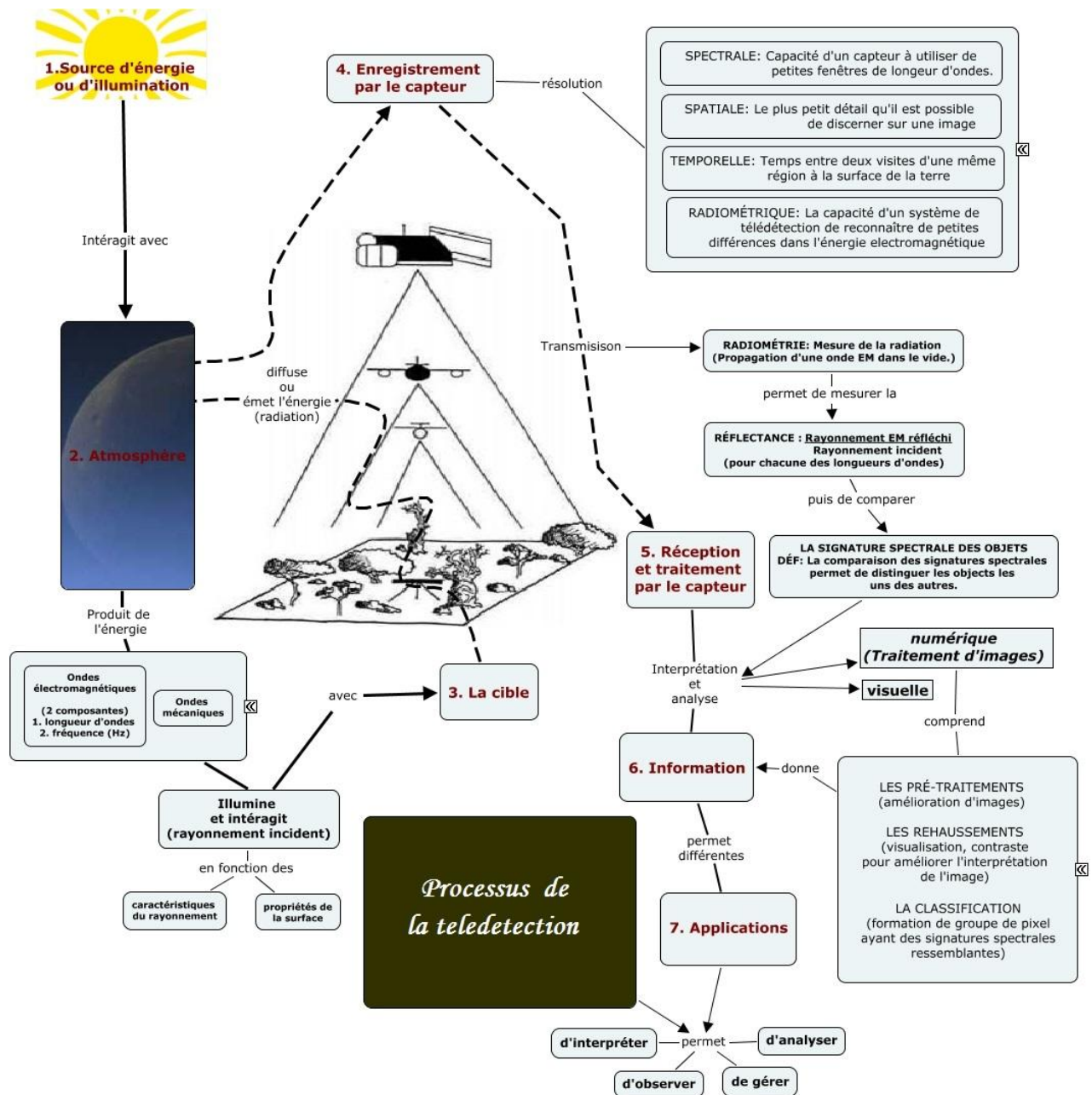


Figure I.1.le processus de la télédétection .(<http://cmap.ihmc.us>)

Une partie très limitée du spectre, entre 0,390 µm (390 nm) et 0,7 µm (700 nm), constitue la lumière visible à laquelle est sensible l'œil humain. Une décomposition en fonctions des longueurs d'onde de la lumière visible (lumière blanche) aboutit à distinguer les lumières colorées : violet (390 à 450 nm), bleu (450 à 490 nm), vert (490 à 580 nm), jaune (580 à 600 nm), orange (600 à 620 nm) et rouge (620 à 700 nm). Les longueurs d'onde inférieures à 390 nm (ou les fréquences supérieures à celle du violet) ne sont pas perçues par l'œil humain. La figure 2 présente le spectre visible. (Claude Kergomard .2004)

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 (document qualitatif interprétable), soit sous forme numérique (données quantitatives susceptibles d'être calibrées pour accéder aux grandeurs physiques, luminance ou réflectance).

Trois grands types de capteurs peuvent être distingués et seront étudiés successivement:

- les appareils photographiques,
- les radiomètres imageurs,
- les capteurs actifs (radars).

il est nécessaire de mentionner, toute fois, les éléments de base d'un capteur, et ses caractéristiques :

| Les éléments de base des capteurs | |
|--|---|
| Système optique | Détermine la géométrie de l'image (taille, forme), Angle de prise de vue |
| Filtre spectral | Définit les bandes spectrales dans lesquels on enregistre l'énergie reçue |
| Détecteur | Dont la sensibilité conditionne les résolutions spectrales et radiométrie |
| Caractéristiques | |
| Résolution spatiale | Taille au sol des pixels, étendue des images |
| Résolution spectrale | Largeur des bandes spectrales détectées |
| Résolution Temporelle | Intervalle entre la prise de vue d'un même lieu |
| Caractéristiques radiométriques | définies par la profondeur du pixel, c'est-à-dire la différence entre deux pixels ou encore par le rapport signal/bruit. Plus la résolution radiométrique d'un capteur est fine, plus le capteur est sensible à de petites différences d'intensité. |

Tableau I.1 .Caractéristiques intrinsèque des capteurs.(Coulibaly.2013)

- **Les appareils photographiques :**

les caméras multi bande: elles sont constituées de plusieurs appareils solidaires avec des axes optiques rigoureusement parallèles. Les divers appareils sont équipés de filtres qui sélectionnent une bande étroite du spectre, dans le domaine visible ou proche infrarouge. On dispose ainsi de plusieurs clichés couvrant la même zone dans des bandes spectrales différentes bien définies.

- **Les radiomètres Imageurs.**

Ce sont des capteurs qui mesurent de façon quantitative le rayonnement. La constitution d'une image est obtenue par l'acquisition séquentielle d'informations radiométriques provenant d'une fraction de la surface du paysage observé.

Plusieurs systèmes de télédétection multi-spectraux (SMS) captent la radiation infrarouge (ou thermique) ainsi que le visible et l'infrarouge réfléchi. Cependant, la détection de l'énergie infrarouge émise par la Terre (entre 3 et 15 microns) demande une technique différente de la technique utilisée pour capter l'énergie infrarouge réfléchi. .

- **Les Capteur actifs : LIDAR et RADAR :**

Le LiDAR (Light Detection and Ranging) est une technique d'imagerie active qui ressemble beaucoup à celle du RADAR. Ce système qui émet des impulsions de lumière laser et détecte l'énergie réfléchi par la cible. Le temps requis par l'énergie pour rejoindre la cible et retourner au détecteur détermine la distance entre les deux. Ce système est utilisé de façon efficace afin de mesurer la hauteur de la canopée de la forêt par rapport à la surface du sol, et la profondeur de l'eau par rapport à la surface de l'eau (profilomètre laser). On utilise également le LIDAR pour faire des études atmosphériques pour examiner les particules contenues dans les différentes couches de l'atmosphère de la Terre, pour obtenir des mesures de densité de l'air, et pour la surveillance des mouvements atmosphériques.

Le RADAR (Radio Détection and Ranging) est un système actif qui fournit sa propre source d'énergie électromagnétique. Les détecteurs, émettent de la radiation micro-onde dans une série d'impulsions à partir d'une antenne qui est positionnée vers la surface, perpendiculaire à la direction du mouvement. Lorsque l'énergie atteint la cible, une portion de l'énergie est réfléchi vers le détecteur. La dispersion de la radiation micro-onde est alors détectée,

mesurée et chronométrée. Le temps requis par l'énergie pour se rendre à la cible et retourner au détecteur détermine la distance de la cible. En enregistrant le délai et l'amplitude de l'énergie réfléchi par toutes les cibles lors du passage du système, nous pouvons produire une image à deux dimensions de la surface. (Centre canadien de télédétection-Notions fondamentales de télédétection)

Le tableau suivant, résume la télédétection selon les deux types de Capteurs, Passif et Actif :

| Capteurs Passifs | | |
|-----------------------------------|--|--|
| Rayonnement capté | Réflexion du rayonnement solaire | Emission naturelle |
| Domaine de spectre couvert | 0,3-0,4 μm : Ultra violet 0,4-0,7 μm : Visible 0,3-0,4 μm : IR Réfléchi | 3-5 μm : visible 8-14 μm : IR 1-30 GHz : Hyperfréquences |
| Conditions d'utilisation | Jour Absence de couverture nuageuse | Jour et Nuit IR : Absence de couverture nuageuse Hyperfréquence : pas d'interférence avec la couverture nuageuse |
| Capteurs Actifs | | |
| Rayonnement Capté | Réflexion d'un rayonnement optique (LIDAR) | Réflexion d'un rayonnement hyperfréquence (RADAR) |
| Domaine du spectre couvert | 0,25-0,35 μm : Ultra violet 0,4-110 μm : Visible et IR | Environ : 1mm 1m |
| Condition d'utilisation | Jour et Nuit Limitation due à l'atténuation atmosphérique Acquisition de profils | Jour et Nuit Pas d'interférence avec la couverture nuageuse |

Tableau I.2 : Types et conditions des capteurs de Télédétection (Buien.et al)

I.2.5.Principaux capteurs optiques pour l'extraction des objets :

Il existe plusieurs satellites à très haute résolution spatiale en orbite (Coulibaly.2013). Nous allons définir et comparer plus en détail des capteurs de HRS et des capteurs de THRS pour montrer la prouesse de l'évolution depuis les premiers lancements des satellites.

Système LANDSAT : Les différents capteurs de LANDSAT (USA) sont en orbite depuis 1972 (Landsat MSS : MultiSpectral Scanner).

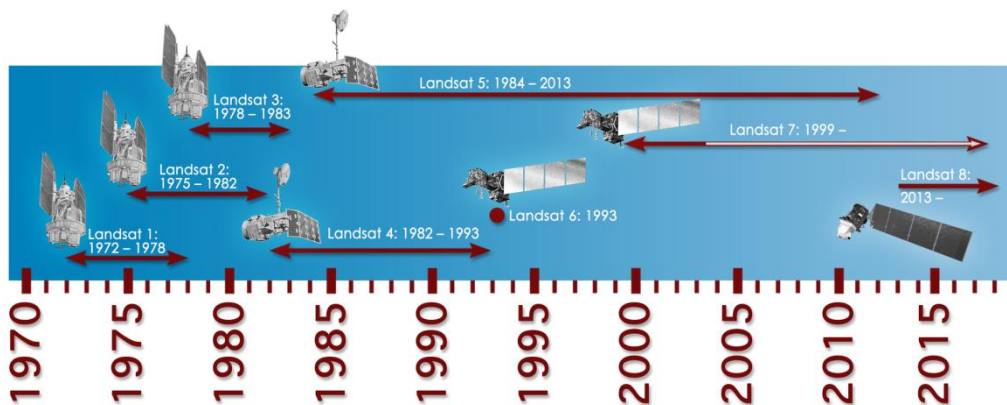


Figure I.4. La chronologie des satellites Landsat (<https://landsat.gsfc.nasa.gov>)

- conçus pour la discrimination de la végétation et l'occupation du sol et non pour la cartographie.
- situés à 900 km
- répétitivité de 16 jours
- le satellite Américain Landsat TM5 possède six bandes spectrales du visible et de l'infrarouge (proche, moyen) de 30 mètres de résolution au sol et une bande de l'infrarouge thermique de 120 mètres de résolution au sol.
- le satellite Landsat TM7 est Actif et possède 8 bandes spectrales dont six bandes de résolution 30 mètres au sol, une bande thermique de 120 mètres de résolution au sol et une bande panchromatique de 15 mètres de résolution au sol.

Système SPOT : Le système SPOT (Français) mis en orbite en 1970 et 1986 sur une orbite héliosynchrone polaire .

- avec une altitude de 830 km
- une répétitivité de 26 jours.
- SPOT 1, SPOT 2 et SPOT 3 fournissant une image dans la bande PAN et trois images dans le Rouge, Vert et PIR.
- le Spot 4 est lancé avec un HRG (High Resolution Geometric) qui fournit des images de 5 mètres de résolution.

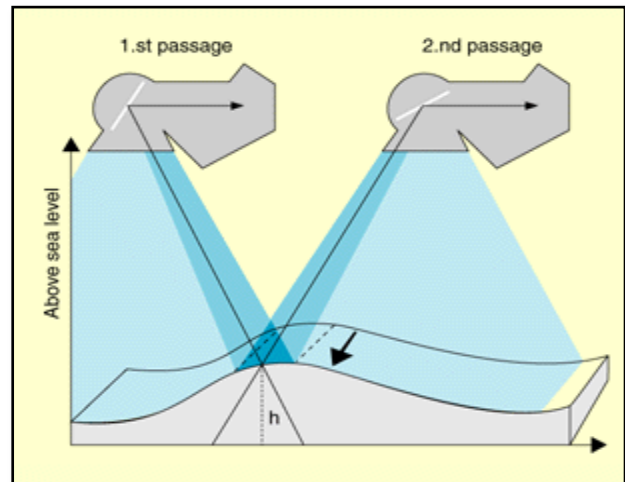


Figure I.5. La détection stéréoscopique par SPOT.

- Le dernier satellite SPOT5 possède en plus des caractéristiques des quatre premiers, un instrument HRS (High Resolution Sterescopy). L'instrument HRS est destiné à l'imagerie stéréoscopique pour construire des modèles numériques de terrain (MNT)
- avec une fauchée de 60 km (couverture journalière) de la quasi-totalité des terres émergées.
- et une résolution de 2,5 mètres en mode panchromatique, 10 mètres en mode multispectral (visible et proche infrarouge) et 20 mètres dans la bande infrarouge moyen.

Système IRS : La série de satellites IRS combine les caractéristiques des deux précédents capteurs TM de Landsat et HRV de SPOT.

- CARTOSAT-1, produit du l'IRS, porte deux caméras panchromatiques que prendre le noir et blanc des images stéréoscopiques dans la région visible du spectre électromagnétique.

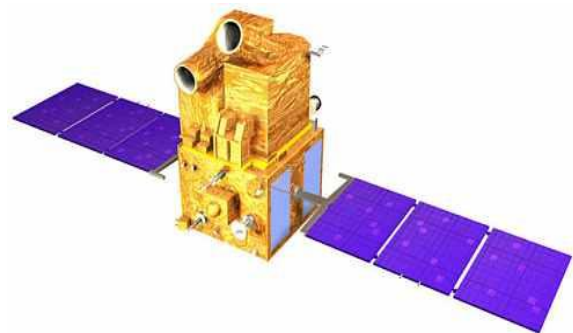


Figure I.6. Le capteur CARTOSAT-1.
(<http://www.satimagingcorp.com>)

- Ses images satellites ont une résolution spatiale de 2,5 mètre et couvrir une bande de 30 km. Les caméras sont montées sur le satellite de façon à ce que l'imagerie simultanée de près la même zone sous deux angles différents est possible. Cela facilite la production de renseignements précis des cartes tridimensionnelles. Les caméras manœuvrent sur la direction de la circulation du satellite afin de faciliter l'imagerie d'une zone plus fréquemment. (source : <http://www.satimagingcorp.com>)

Système QUICKBIRD : Le satellite Quickbird 2 de Digital Globe (USA) a été lancé en orbite quasi polaire héliosynchrone le 18 octobre 2001.

- une fauchée de 16,5 km.
- un temps de revisite de 1 à 3,5 jours
- altitude de 450 km et une inclinaison de 90 degrés.
- Son avancée technologie, qui lui confère un très grand degré de précision pour sa géoréférenciation, lui permet de collecter des images en deux modes : des images MSP de 2,4 m de résolution et des images PAN de 0,60 m de résolution spatiale.



Figure I.7. Le capteur QuickBird.
(<http://www.satimagingcorp.com>)

Système GEOEYES : L'un des satellites leader en télédétection est lancé en 2008.

- à 681 km en orbite quasi-polaire héliosynchrone avec 60 degrés d'inclinaison.
- Fourni des images à très hautes résolutions spatiales de 0,41 m et 1,65 m pour le mode PAN et le mode MSP.
- l'agence met à disposition que des résolutions de 0,50 m et 2 m respectivement pour le mode panchromatique et le mode multi-spectral. l'utilisation de ces images peut être également observée à travers Google Earth et Google Maps sur le Web.



Figure I.8. Le Capteur GeoEye1.
(<http://www.satimagingcorp.com>)

Système IKONOS. Les images IKONOS sont des produits de GeoEyes.

- lancé en orbite polaire héliosynchrone en 1999 à 681 km d'altitude.
- Il offre des images panchromatiques d'une résolution de 1 mètre et des images multispectrales de 4 mètres de résolution spatiale.



Figure I.9. Le capteur IKONOS
(<http://www.satimagingcorp.com>)

Alsatsat-2A Le satellite ALSAT-2A possède deux capteurs, panchromatique et multi spectrale sur quatre bandes à savoir bleu, vert rouge et infra rouge.

- L'image panchromatique est acquise avec une résolution spatiale de 2.5m.
- une fauchée au nadir de 17.5km.
- Les bandes multi spectrales ont une résolution de 10m .
- Altitude de 680km, sur une orbite héliosynchrone, et un cycle orbital de 29 jours.

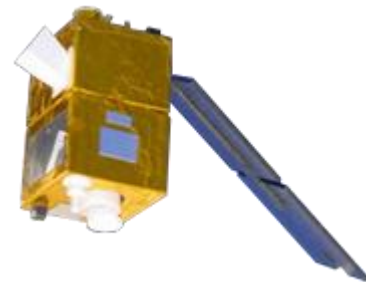


Figure I.10. Le Capteur Alsatsat 2A.
(<http://ecoruspace.me>)

Le tableau suivant résume quelques caractéristiques de quelques satellites:

| | Mise en Orbite | Altitude | Fauchée | Bande Panchromatique | Bande Multi spectrale |
|------------------------|----------------|----------|---------|----------------------|-----------------------|
| IKONOS (USA) | 24 Sept.1999 | 681 Km | 11.3 Km | 1m-0,81 m | 4m-3,2m |
| SPOT 5 (France) | 3 Mai 2002 | 822 Km | 60 Km | 2,5m-5m | 10m-20m |
| QUICKBIRD(USA) | 18 Oct. 2001 | 450 Km | 16.5 Km | 0,60m- 0,61m | 2,40m-2,44m |
| GEOEYES(USA) | 6 Sept. 2008 | 684 Km | 100 Km | 0,5m- 0,41m | 2m-1,65m |
| ALSAT 2A (Alg) | 12 juil. 2010 | 680 Km | 17.5 km | 2,5m | 10m |

Tableau I.3. Les satellites à très haute résolution spatiale (coulibaly.2013)

I.2.6.Le traitement d'images :

Quand des données de télédétection sont disponibles en format numérique, le traitement et l'analyse numériques peuvent être faits au moyen d'un ordinateur à l'aide des logiciels spécialisés comme eCognition,. Le traitement peut servir à rehausser les données en prévision d'une interprétation visuelle. Des traitements et analyses numériques peuvent être faits automatiquement afin d'identifier des cibles et d'extraire l'information sans l'intervention d'un interprète humain. Cependant, le traitement et l'analyse numériques sont de nos jours utilisés en appui et en complément à l'interprétation humaine.

Le traitement numérique des images peut recourir à divers procédés dont le formatage et la correction des données, le rehaussement numérique pour faciliter l'interprétation visuelle ou même la classification automatique des cibles et des structures entièrement par ordinateur. Le traitement numérique de l'imagerie de télédétection exige que les données soient enregistrées et disponibles dans un format numérique convenable pour l'entreposage sur disques.

Le traitement d'images numériques nécessite évidemment un système informatique (ou système d'analyse d'images) ainsi que l'équipement et les logiciels pour traiter les données. Plusieurs systèmes de logiciels commerciaux ont été développés spécifiquement pour le traitement et l'analyse des images de télédétection. (Centre canadien de télédétection)

Les fonctions de traitement des images communément disponibles en analyse d'images se regroupent en quatre catégories :

1. Prétraitement
2. Rehaussement de l'image
3. Transformation de l'image
4. Classification et analyse de l'image

I.2.6.Pré traitement d'images :

On appelle fonctions de prétraitement les opérations qui sont normalement requises avant l'analyse principale et l'extraction de l'information. Les opérations de prétraitement se divisent en corrections radiométriques et en corrections géométriques. Les corrections radiométriques comprennent entre autres, la correction des données à cause des irrégularités du capteur, des bruits dus au capteur ou à l'atmosphère, et de la conversion des données afin qu'elles puissent représenter précisément le rayonnement réfléchi ou émis mesuré par le capteur. Les

corrections géométriques comprennent la correction pour les distorsions géométriques dues aux variations de la géométrie Terre-captteur, et la transformation des données en vraies coordonnées (par exemple en latitude et longitude) sur la surface de la Terre.

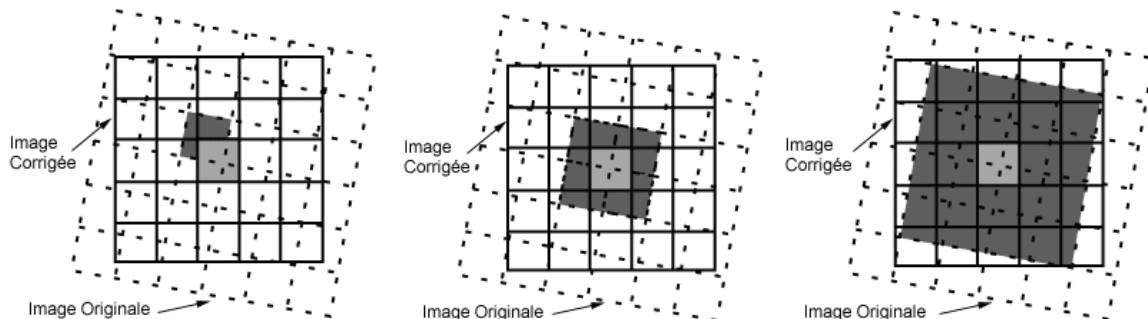


Figure I.11. correction géométrique. (Centre canadien de télédétection)

I.2.6.2.Rehaussement des images :

Les fonctions de rehaussement ont pour but d'améliorer l'apparence de l'imagerie pour aider l'interprétation et l'analyse visuelles. Les fonctions de rehaussement permettent l'étirement des contrastes pour augmenter la distinction des tons entre les différents éléments d'une scène, et le filtrage spatial pour rehausser (ou éliminer) les patrons spatiaux spécifiques sur une image.

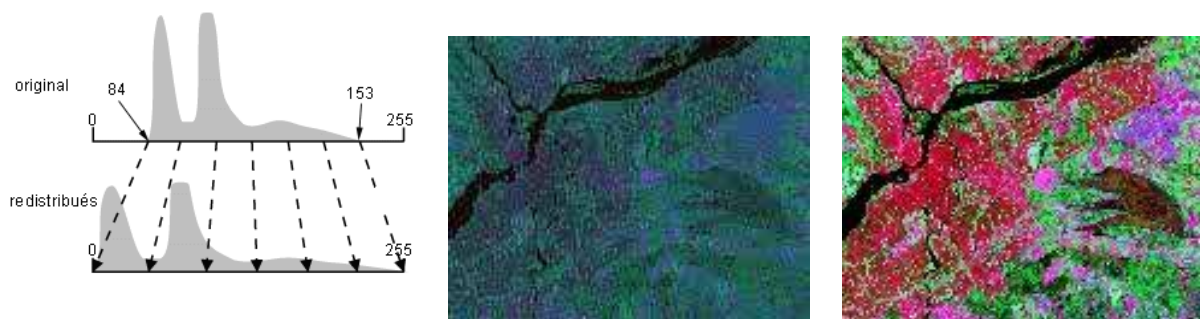


Figure I.12. Rehaussement. (Centre canadien de télédétection)

I.2.6.3.transformation des images :

Les transformations d'images 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 spectrales. Des opérations arithmétiques (c'est-à-dire addition, soustraction, multiplication, division) sont faites pour combiner et transformer les bandes originales en de "nouvelles" images qui montrent plus clairement certains éléments de la scène (Centre canadien de télédétection). Ces opérations incluent les diverses méthodes de

rapport de bande aussi appelé rapport spectral et un procédé appelé analyse des composantes principales qui est utilisée pour mieux représenter l'information en imagerie multispectrale.



Figure I.13. Transformation : à droite l'image originale, à gauche l'image après transformation.

I.2.6.4. Classification :

Les opérations de classification et d'analyse d'image sont utilisées pour identifier et classifier numériquement des pixels sur une image. La classification est habituellement faite sur des banques de données multi-spectrales, et ce procédé donne à chaque pixel d'une image une certaine classe ou thème basé sur les caractéristiques statistiques de la valeur de l'intensité du pixel. Il existe une variété d'approches prises pour faire une classification numérique. Les deux approches générales qui sont étaient souvent utilisées, vont être décrites en détailles au prochain chapitre, soit la classification supervisée et la classification non supervisée.

Lorsqu'on parle de classes, il faut faire la distinction entre des classes d'information et des classes spectrales. Les classes d'information sont des catégories d'intérêt que nous tentons d'identifier dans les images, comme différents types de cultures , de forêts ou d'espèce d'arbres , différents types de caractéristiques géologiques, dans les zones steppiques. Les classes spectrales sont des groupes de pixels qui ont les mêmes caractéristiques (ou presque) en ce qui a trait à leur valeur d'intensité dans les différentes bandes spectrales des données. L'objectif ultime de notre classification est de faire la correspondance entre les classes spectrales et les classes d'information. Il est rare qu'une correspondance directe soit possible entre ces deux types de classes. Des classes spectrales bien définies peuvent apparaître parfois sans qu'elles correspondent nécessairement à des classes d'information intéressantes pour

l'analyse. D'un autre côté, une classe d'information très large (par exemple la forêt) peut contenir plusieurs sous-classes spectrales avec des variations spectrales définies. En utilisant l'exemple de la forêt, les sous-classes spectrales peuvent être causées par des variations dans l'âge, l'espèce, la densité des arbres ou simplement par les effets d'ombrage ou des variations dans l'illumination.

L'approche de classification orientée objet permet de réduire l'erreur des techniques classique, et éviter l'effet de « salt and sugar » sel et sucre, qui ont la même couleur mais pas le même gout, évidemment pas la même substance, nous avons, donc, le rôle de déterminer l'utilité de cette différente technique et de valider ses résultats qui favorisent la création des classes d'informations les plus utiles.

Chapitre II

Problématique de classification des Images satellitaire

II.1.Introduction :

La classification d'images, comme nous l'avons vu au chapitre précédent, peut être définie comme la division d'une image en différentes classes pour grouper dans une seule d'elles les pixels ayant des propriétés spectrales semblables. La séparation de ces classes se fait habituellement à l'aide de méthodes statistiques ou géométriques; les cibles sont très différentes spectralement, mais pas très précises quand les cibles ont des caractéristiques spectrales presque semblables. Pour bien appliquer ces méthodes de classification des images, il est indispensable de connaître parfaitement les conditions de surface des sites représentatifs de la zone à cartographier.

L'arrivée de l'imagerie satellitaire à très haute résolution spatiale (THRS), ouvre de nouvelles applications en télédétection. Elle permet de favoriser la mise à jour des bases de données géographiques, ce qui est primordial en milieu urbain et rural. De telles bases de données sont extrêmement importantes dans les pays en développement où l'urbanisation progresse rapidement et où les sources de données conventionnelles sont imprécises, difficiles à mettre à jour, et d'accès limité. La recherche en télédétection s'oriente donc vers l'extraction d'objets urbains à partir de nouveaux capteurs d'images à très haute résolution spatiale.

Le milieu urbain est extrêmement hétérogène tant au niveau spatial qu'au niveau spectral. La complexité spatiale se manifeste par la densité et la diversité des objets s'y trouvant. Au niveau spectral, la variabilité spectrale à l'intérieur d'une catégorie d'objets (ou d'une classe d'occupation du sol) augmente quand la taille de pixel est réduite, comme dans le cas des capteurs à THRS. Par exemple, il devient possible de distinguer les matériaux avec lesquels les toits sont construits grâce à leurs couleurs, mais la confusion entre eux et les routes aura toujours lieu. Cependant, les caractéristiques spectrales des capteurs THRS actuels sont insuffisantes pour la cartographie du milieu urbain, même avec une quantité importante d'informations spectrales obtenues à partir des bandes d'un capteur hyper-spectral, et la classification par pixels n'est pas capable de séparer les classes d'occupation des sols urbains. Cela confirme que l'information spectrale à elle seule, y compris celle obtenue avec des images THRS, est insuffisante pour discriminer les objets urbains (Thi-Thanh et al.2009). De nouvelles études se sont donc penchées sur une autre approche appelée « orientée objet », qui intègre d'autres types d'informations que les signaux spectraux et qui est basée sur la création

d'objets d'image. Plusieurs auteurs montrent que cette approche donne de meilleures cartographies des objets urbains (Blaser.1992, Thi hanh et Dong-Chen.2009).

L'approche orientée objet : Elle comprend deux étapes principales: la création des objets images, qui est appelée segmentation, et leur classification. La segmentation vise à créer des zones individuellement définies en termes d'homogénéité spectrale, texturale et spatiale (la simplicité géométrique du contour des segments) ou selon des catégories thématiques spécifiques à l'étude. Une fois les objets définis, la classification vise à les regrouper à l'aide d'attributs spectraux (ex : moyenne des niveaux de gris de l'objet), spatiaux (ex : taille de l'objet, critère de forme), structuraux (relation spatiale entre les objets) ou d'autres variables géographiques (ex : altitude, pente, ou densité de population). Le résultat final de l'analyse de l'image dépend grandement de la qualité de la segmentation (Thi hanh et Dong-Chen.2009). La segmentation attire ainsi l'attention de plusieurs chercheurs. Au cours des 40 dernières années, environ 4300 algorithmes de segmentation ont été développés et il existe différentes façons de classer ces algorithmes en catégories (Thi hanh et Dong-Chen.2009), qui peuvent être divisés en trois groupes: détection des régions, détection des contours (ou arêtes) et méthodes hybrides.

Le premier groupe, détection des régions, cherche à identifier des objets qui partagent certaine similarité des propriétés de niveaux de gris, de couleur ou de texture. Les méthodes comme la croissance de région, le seuillage (threshold) multi-niveau ou la décomposition-fusion (split-merge) font partie de ce groupe . Le deuxième groupe, détection des contours, est basé sur la discontinuité des propriétés. La morphologie mathématique, notamment la transformation de bassin versant ou l'extraction du squelette appartient à ce groupe de méthodes. Finalement, le troisième groupe, méthode hybride (ou coopérative) de deux groupes de méthodes précédentes, se basent sur les lignes de contour pour faciliter le classement et utilisent l'intensité des pixels pour affiner les lignes de contour des objets à séparer. (Thi-Thanh-Hiên et al .2009)

BLASER décrit mieux l'analyse numérique des images et l'avantage de l'approche orientée objet, il met en évidence la double hétérogénéité spectrale et spatiale du milieu bâti que nous devons analyser pour déterminer les classes. Il explique comment l'hétérogénéité spectrale provient notamment des différents objets qui composent les surfaces bâties, mais que nous retrouvons, en proportions différentes, dans l'ensemble des classes considérées.

L'hétérogénéité est liée à la distribution spatiale et à la forme géométrique des objets. Pour extraire les classes, différentes méthodes de traitement d'images sont proposées, basées sur une approche pixel, une approche zonale ou une approche par objet. (Blaser.1992)

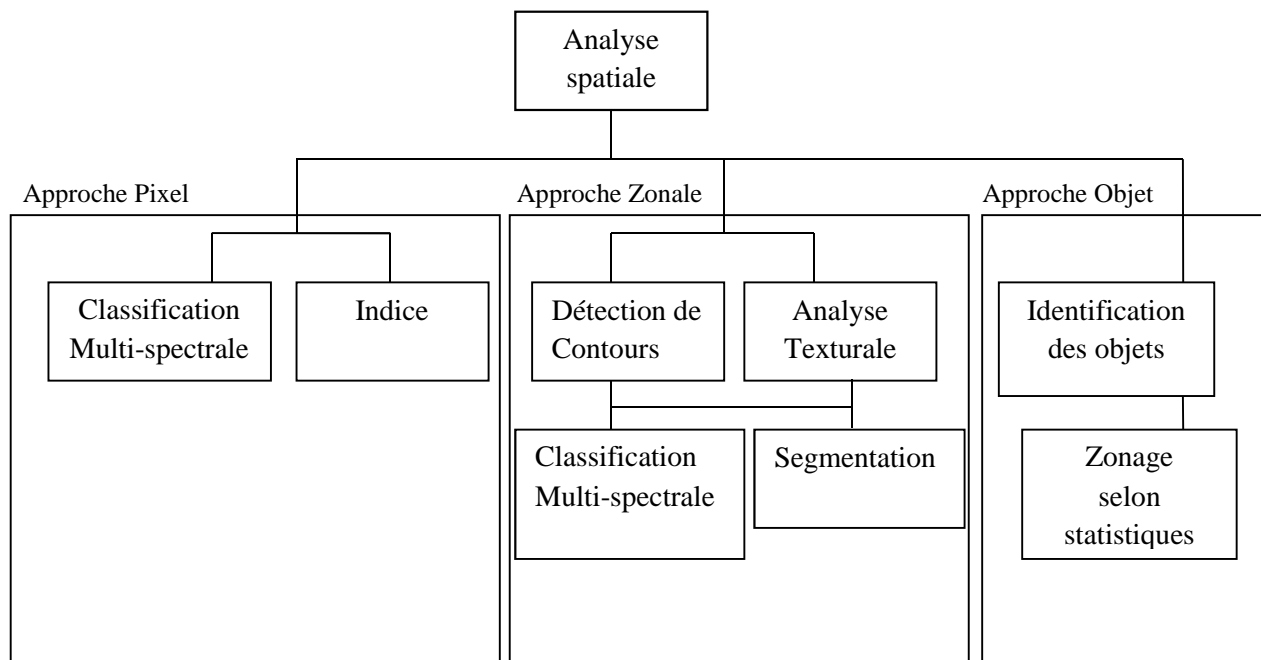


Figure II.1.Méthodes d'extraction de classes selon Blaser.

L'approche pixel n'est utilisable que dans le cas où les surfaces à extraire représentent les mêmes caractéristiques spectrales dans l'ensemble de la zone. Or comme le milieu construit est un milieu spectralement et spatialement hétérogène, nous ne trouvons pas de classes de construit où les valeurs radiométriques sont représentées de façon homogène, sauf dans les surfaces entièrement construites. Parmi les approches pixel, nous distinguons la classification multi-spectrale et le calcul. Les méthodes de classification multi-spectrale devront être écartées d'emblée pour étudier un tel milieu hétérogène. En fait les classes de construit, composées de même types d'objets, se chevauchent dans l'espace spectral. De même pour le calcul d'indices, un indice homogène ne peut être déterminé pour une surface construite par une approche pixel.

L'approche zonale, quant à elle, est basée sur l'utilisation d'une fenêtre mobile. Une surface bâtie est définie par une délimitation spatiale dans l'espace géographique, comportant partout les mêmes caractéristiques. La délimitation spatiale n'est pas connue a priori et elle doit être intégrée à l'analyse du milieu construit. Si a priori les critères ne sont pas définis par rapport aux limites entre deux surfaces bâties en densités différentes, la fenêtre de traitement

chevauche très souvent les deux surfaces. L'image ainsi produite apparaît floue suite à un lissage, ou présente un effet auréolaire suite au calcul d'un indice de texture. Ainsi aux limites, y'auras des mixels, dont l'information radiométrique originale ne peut plus être récupérée.

Les surfaces bâties ont des tailles et des formes variables. La fenêtre d'auscultation doit donc pouvoir s'adapter à leur géométrie. Pourtant certaines méthodes de zonage n'admettent que des fenêtres de tailles fixes, carrées ou rectangulaires.

Les contours peuvent être déterminés explicitement par prétraitement, pour créer d'abord une image contenant les contours. Le problème consiste à extraire les contours. Si deux surfaces bâties adjacentes sont homogènes, mais spectralement bien distinctes, il suffit d'un simple critère de gradient pour extraire les contours. Or entre un milieu homogène et un milieu hétérogène, ainsi qu'entre deux milieux hétérogènes de densités de construit différentes, le critère du gradient ne peut plus être appliqué. En fait l'amplitude du gradient entre la luminance d'un du barrage vert et la luminance d'une toiture de maison peut être suffisamment élevée pour identifier dans un canal donné. Pour éviter ce genre de problème, d'autres critères doivent être utilisé pour extraire les contours, soit des critères basés sur l'information spectrale et spatiale.

Pour calculer un indice statistique de premier ordre, tel qu'une moyenne, ou pour analyser un indice de texture basé sur l'auto-corrélation, les limites entre surfaces bâties doivent être prises en compte.

L'approche objet Alors, n'est possible qu'en haute résolution spatiale, même si les limites exactes des objets, ainsi que leurs formes, ne peuvent être identifiées ou quantifiées. Les classes peuvent alors être caractérisées à travers les statistiques sur le nombre et les types d'objets, contenus dans chaque classe. Cette approche exige aussi le recours à une fenêtre d'auscultation. A nouveau, dans les situations où la fenêtre chevauche sur deux surfaces bâties de densités différentes, l'appartenance d'une des surfaces à une classe de construit, par exemple, ne peut pas être déterminée. Ceci engendre une bande de pixels non-classés entre les deux surfaces, égale à la taille de la fenêtre. (Blaser.1992)

Dans les sections qui suivent, les différentes approches de classification seront présentées, ensuite l'approches orienté objet sera détaillée ; ses méthodes de segmentation, et les indices qui favorisent cette classification, permettent d'avoir un résultat de classification orienté objet adéquat pour notre objectif.

| Titre | Type/année | Auteur |
|---|----------------------------|--|
| Approche Orientée-Objet De L'occupation Des Sols En Zone Côtière | Paper 30 mai 2008 | <i>Lénaig Sparfel, Françoise Gourmelon, Iwan Le Berre.</i> |
| Classification Orientée Objet D'une Image Quickbird De La Ville De Hanoi (Vietnam) : Etude Empirique Des Parametres De Segmentation | Paper 25 septembre 2009 | <i>Thi-Thanh-Hièn Pham, Dong-Chen He</i> |
| Détection de bâtiments à partir d'une image satellitaire par combinaison d'approches ascendante et descendante | Paper 2014 | <i>Mohamed Mahmoud Sidi Youssef, Clément Mallet, Nesrine Chehata, Arnaud Le Bris, Adrien Gressin</i> |
| Détection Du Réseau Routier À Partir Des Images Satellitaires À La Suite D'une Catastrophe Majeure | Mémoire 16 MAI 2013 | <i>Idrissa COULIBALY</i> |
| Exploitation D'images Satellitaires A Tres Haute Resolution Spatiale Google Earth © Pour L'extraction D'objets Sur L'environnement Urbain/ Appliquaion A La Ville Yaoundé(Cameroun). | Mémoire 2010/2011 | <i>KANA Fabrice</i> |
| Extraction automatique du réseau routier par interprétation locale du contexte : application à la production de données cartographiques. | Thèse de doctorat 1996 | <i>Renaud Ruskoné</i> |
| Shadow Detection From Very High Resoluton Satellite Image Using Grabcut Segmentation And Ratio-Band Algorithms. | Paper March 2015 | <i>N. M. Salih M. Kadhim M. Mourshed M. T. Bray</i> |
| Automatic Rectangular Building Detection From Vhr Aerial Imagery Using Shadow And Image Segmentation | Paper 2014 | <i>Tran-Thanh Ngo, Christophe Collet, Vincent Mazet.</i> |
| Detect Buildings And Roads From Ikonos And DEM Data With Definiens Ecognition. | Article | <i>Definiens AG</i> |
| Détection de bâtiments à partir d'une image satellitaire par combinaison d'approches ascendante et descendante | Paper 2014 | <i>Mohamed Mahmoud Sidi Youssef, Clément Mallet, Nesrine Chehata, Arnaud Le Bris, Adrien Gressin</i> |

| Titre | Type/année | Auteur |
|--|-----------------------------|--|
| Etude comparative de la classification orientée objet d'une image spot5 pour la cartographie de l'occupation du sol via eCognition. | Paper 6 Dec 2013 | <i>A. Achbun, M. Mansour, Mohammed Layelmam, Mohammed Faouzi Smiej</i> |
| Amélioration de la qualité de la classification d'une image multispectrale à l'aide d'un classificateur contextuel | Article 2007 | <i>RAKOTONIAINA Solofoarisoa, COLLET Claude</i> |
| La morphologie mathématique binaire pour l'extraction automatique des bâtiments dans les images THRS | Article 2007 | <i>David Sheeren, Sébastien Lefèvre, Jonathan Weber</i> |
| Segmentation d'images couleur par combinaison LPE-regions/LPE-contours et fusion de regions. Application a la segmentation de toitures a partir d'orthophotoplans | Thèse 2014 | <i>Youssef El Merabet</i> |
| Image Classification Techniques in Remote Sensing | Article January 22, 2017 | <i>www.gisgeography.com</i> |
| Etude comparative de la classification orientée objet d'une image spot5 pour la cartographie de l'occupation du sol via eCognition 9 | Paper decembre 2013 | <i>A. Achbun, M. Mansour, Mohammed Layelmam, Mohammed Faouzi Smiej</i> |
| Algorithmes implémentés de traitement d'images satellitaires | Article 01/11/2016 | <i>Angoi Ludovic N'guessan N'GORAN</i> |
| Multiresolution Segmentation: an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation | Paper | <i>Martin BAATZ and Arno SCHÄPE</i> |
| Nearest Neighbor Classification Guide in ECognition | Article janvier 2017 | <i>www.gisgeography.com</i> |
| Spectral Signature Cheatsheet - Spectral Bands in Remote Sensing | Article 2017 | <i>www.gisgeography.com</i> |
| Comparison Of Pixel-Based And Object-Oriented Classification Approaches Using Landsat-7 Etm Spectral Bands | Paper 2001 | <i>M. Oruc A. M. Marangoz G. Buyuksalih</i> |
| Méthode d'identification et de cartographie de l'occupation du sol à fine échelle par analyse d'images | Mémoire 2016 | <i>Halimo ELMALI ALI</i> |

Tableau II.1. Extrait de l'état de l'art de la classification par approche orientée objet

II.2. Les Approches de classification :

Les techniques de classification des images pixels regroupent les pixels pour représenter les caractéristiques de la couverture terrestre. Qui pourrait être sols, urbaines, agricoles, forestières et d'autres types de caractéristiques. Il y a trois principales techniques de classification de l'image.

- classification non supervisée
- classification supervisée
- classification orientée objet

Les pixels sont la plus petite unité représentée dans une image. La Classification de l'image utilise les statistiques de réflectance pour chaque pixel. la Classification non supervisée et supervisée sont les deux approches les plus courantes. Cependant, la classification orientée objet a été adoptée de plus en plus depuis les années 2000. (Source : <http://gisgeography.com>)

II.2.1 Classification non-supervisée :

Les pixels sont regroupés en fonction des propriétés de réflectance de pixels. Ces groupes sont appelés "clusters". L'utilisateur indique le nombre de clusters à générer et quelles bandes d'utiliser. Avec cette information, logiciel de la classification de l'image génère des clusters. Il existe différents algorithmes de clustering d'image tels que K-means et ISODATA (Iterative Self Organizing Data Analysis).

L'ISODATA utilise le minimum de distance spectrale pour attribuer un cluster pour chaque pixel candidat. Le processus commence par un nombre spécifié de moyenne cluster arbitraire ou les moyenne de signatures existantes, puis il se déroule de façon répétée, afin que ces moyennes se déplacent aux moyennes de clusters dans la donnée. Sur la première itération de l'algorithme ISODATA, les moyennes de N clusters peuvent être déterminées de façon arbitraire. Après chaque itération, une nouvelle moyenne pour chaque cluster est calculée, en fonction de l'emplacement spectral des pixels dans le cluster, au lieu du calcul arbitraire initial. Puis, ces nouvelles moyennes sont utilisées pour définir les clusters dans l'itération suivante.

Le processus continue jusqu'à il y a peu de changement entre les itérations. (Hakan Alphan et al.2007).

L'utilisateur alors, ensuite, identifie manuellement chaque cluster avec les classes de couverture terrestre. C'est souvent le cas que plusieurs clusters représentent un seul type de couverture terrestre. L'utilisateur les fusionne en un type de couverture terrestre. L'approche de classification d'image non supervisée est communément utilisée lorsqu'il n'existe aucun site échantillon (site zone d'apprentissage). Autrement dit, lorsque l'utilisateur ignore la nature des différentes couvertures terrestres. La figure suivante présente le processus de la classification non-supervisée.

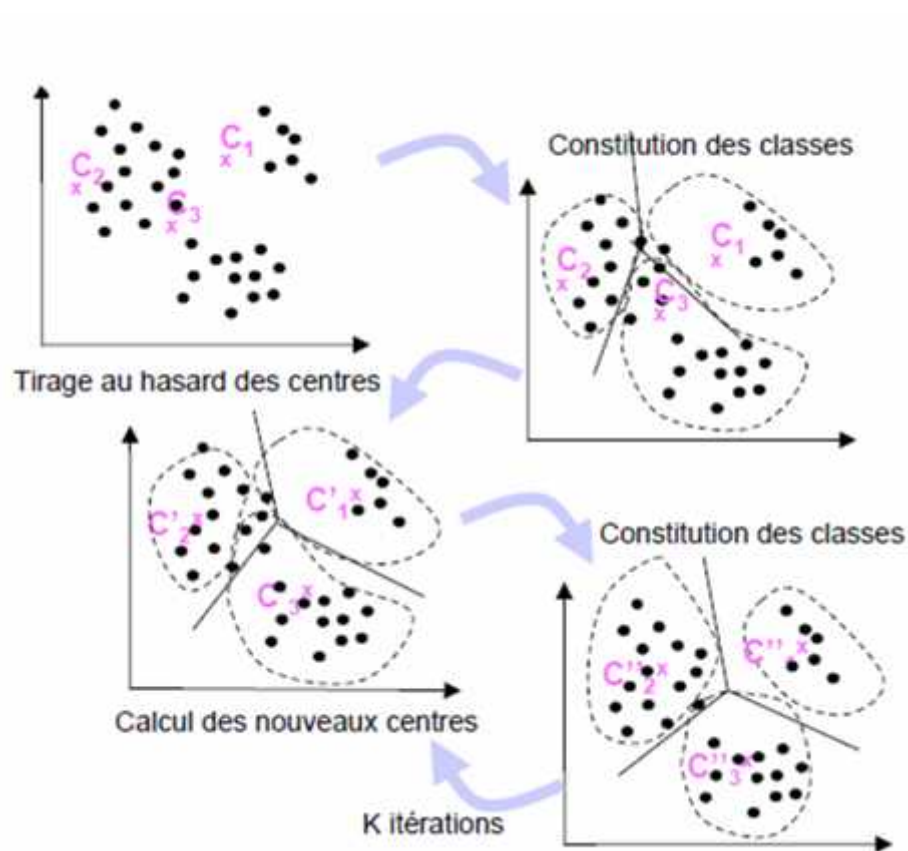


Figure II.2.Le processus de la classification non-supervisée.

(UMR TETIS.2007)

II.2.2 Classification supervisée :

L'utilisateur sélectionne des échantillons représentatifs pour chaque type de couverture terrestre dans l'image numérique. Ces exemples de types de couverture sont appelés "site d'apprentissage". Le logiciel utilise ces sites d'apprentissage pour identifier les classes de couverture terrestre dans l'ensemble de l'image.

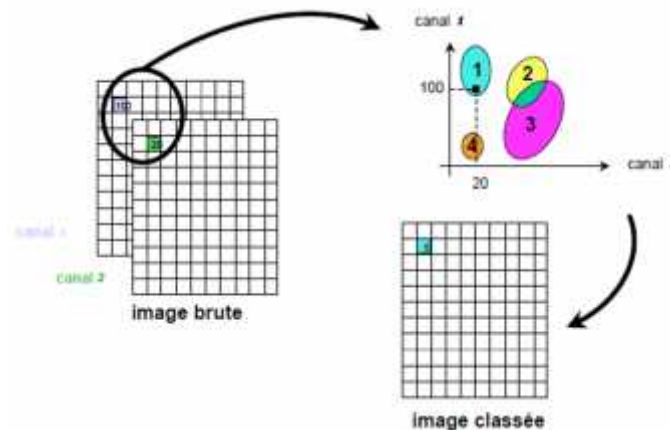


Figure II.3. Le principe général de classification supervisée. (UMR TETIS.2007)

La classification est basée sur la signature spectrale définie dans l'ensemble d'apprentissage. Le logiciel détermine chaque classe sur ce qu'il ressemble plus à l'ensemble d'apprentissage. Les algorithmes de classification supervisée sont :

- Maximum de vraie-semblance
- Minimum distance

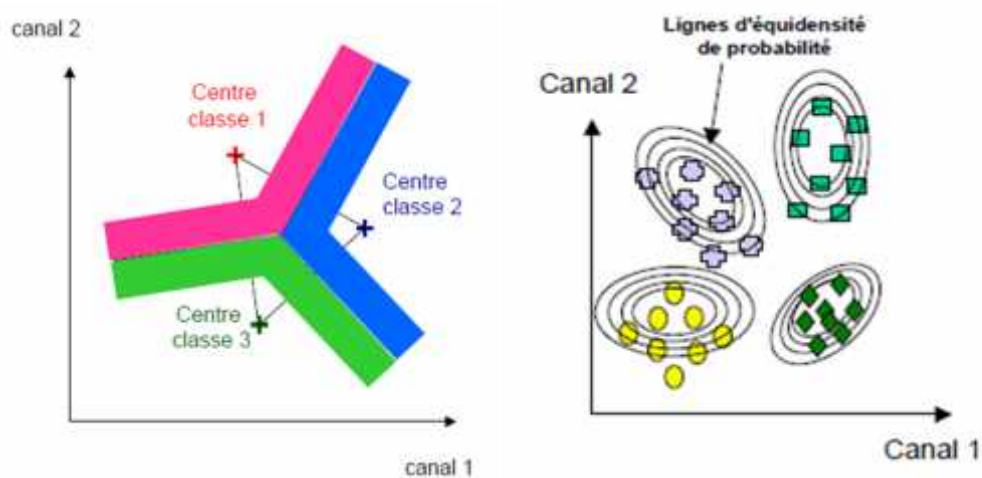


Figure II.4. à gauche, l'algorithme de minimum distance. à droite, l'algorithme de maximum de vraie semblance. (UMR TETIS.2007)

II.2.3 Classification orientée objet :

Le traitement traditionnel en pixels, comme nous l'avons expliqué, génère des pixels pour être ensuite classifiés. La classification d'images basée sur l'objet est très différente en ce qu'elle génère des objets de différente forme et échelle. Ce processus est appelé segmentation.

La segmentation, qui est le processus primitive de cette approche, et comme par exemple, la segmentation multi résolution, produit des objets image homogène par regroupement de pixels. Les objets sont générés avec des échelles différentes. Ces objets sont plus significatifs que la segmentation à pixels traditionnel parce qu'ils peuvent être classés en fonction de la texture, le contexte et la forme.

L'analyse de l'image basée sur des objets prend en charge l'utilisation de plusieurs bandes pour la segmentation et classification. Par exemple, l'infrarouge, l'altitude ou les fichiers de formes existantes peuvent être simultanément utilisées ensuite, pour classer les objets image. Plusieurs couches peuvent avoir le contexte avec l'autre. Ce contexte vient sous forme de relations de voisinage, de proximité et de distance entre les couches. (source : <http://gisgeography.com>)



Figure II.5.Processus d'analyse orientée-objet sur des images THRS (KANA Fabrice.2011).

Nous pouvons résumer les différentes approches de classification, dans la figure suivante

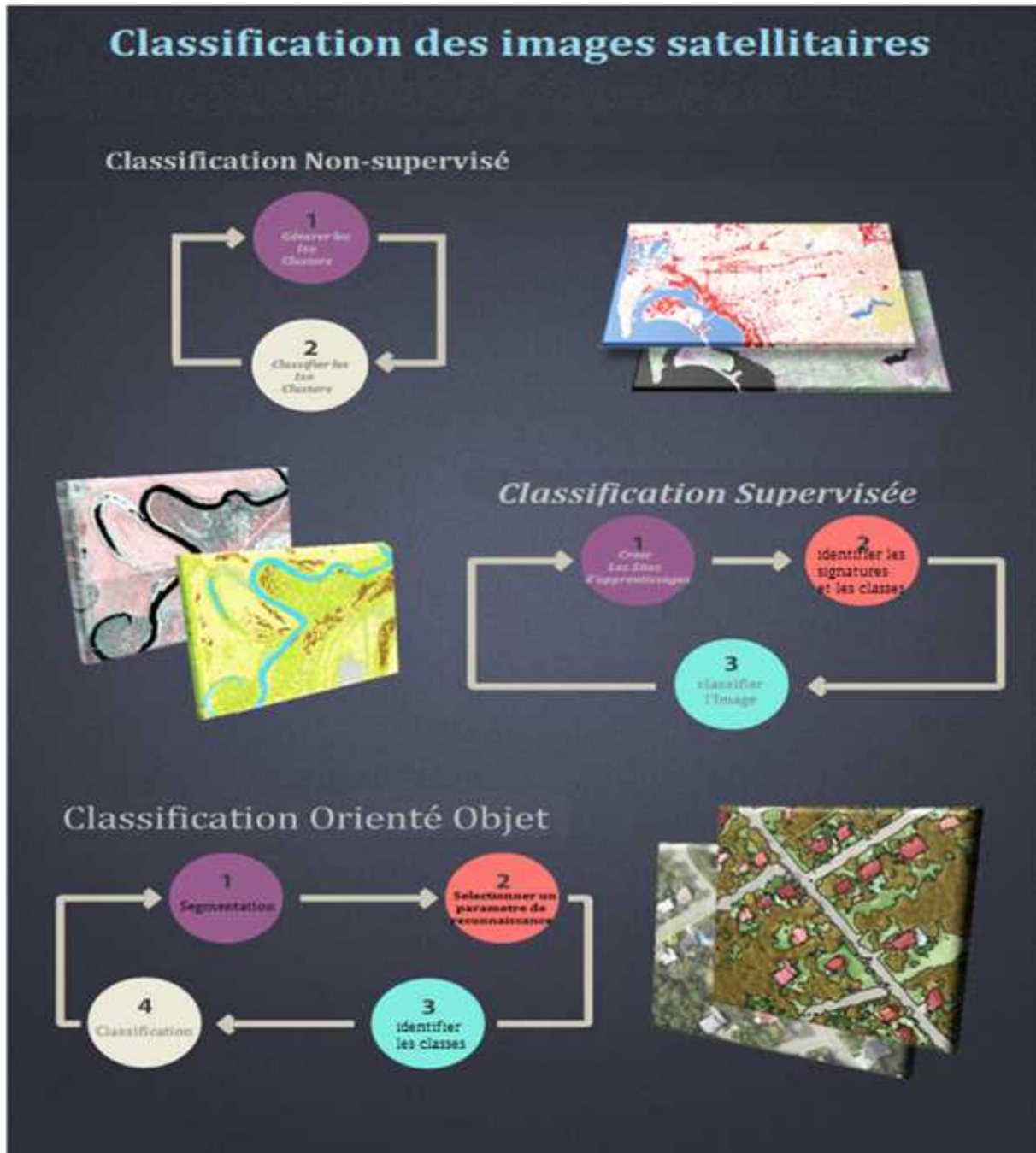


Figure II.6. Les étapes de chaque Approche de classification (<http://gisgeography.com>)

II.3.Classification orientée objet sous eCognition :

II.3.1.ECOGNITION DEFINIENS :

Logiciel propriétaire et commercial, il permet le traitement et l'analyse des images. Contrairement aux autres, il offre une solution originale d'analyse d'image qui tire sa force de son approche cognitive. En effet, en s'inspirant de la perception humaine il ne traite pas le pixel de manière isolée mais dans son contexte. Pour ce faire, l'image est tout d'abord segmentée en groupes de pixels montrant des caractéristiques similaires. Ces groupes sont alors considérés comme des «Objets» ce qui rend possible une interprétation basée sur les valeurs spectrales mais aussi sur la taille, la forme et le contexte (association) .

Cette approche qui est beaucoup plus riche que les classifications « par-pixel », augmente considérablement les possibilités d'interprétation, en particulier pour les milieux complexes et les images à hautes ou très hautes résolutions spatiales. (Source : www.geosystem.fr) De manière générale, il possède des fonctions et outils pour traiter les images. Ces fonctions utilisent une approche bien différente que celle des autres logiciels existants : celle de l'Objet. (KANA.Fabrice.2011) .Pour plus ample d'information, se reporter sur le site d'eCognition.

II.3.2.Création d'objets Image grâce à la segmentation :

Communément, le terme segmentation signifie la subdivision d'entités, comme les objets, en petites partitions. Sous eCognition Developer elle est utilisée différemment ; la segmentation est une opération qui crée de nouveaux objets image ou modifie la morphologie des objets image existante en fonction de critères spécifiques. Cela signifie qu'une segmentation peut être une opération de lotissement, une opération de fusion ou d'une opération de changement de forme (reshaping).

Il existe deux principes de segmentation de base :

- couper quelque chose en morceaux plus petits, ce qui est une stratégie de haut en bas (top-down)
- La fusion de petits morceaux pour obtenir quelque chose de plus grand, qui consiste en bottm-up strategy.

Toutes les algorithmes de segmentation ont leurs avantages et leurs inconvénients et nous avons pu juger quelles méthodes sont les plus appropriées pour notre objectif et ils seront décrites au prochain chapitre.

II.3.2.1. Les Méthodes descendantes (Top-down segmentations) :

Descendante signifie la réduction de la segmentation en objets plus petits. Ils proviennent de l'ensemble de l'image comme un seul objet. eCognition Developer 9.0 propose trois méthodes de segmentation de haut en bas : chessboard segmentation, quadtree-based segmentation et la multi-threshold segmentation.

La multi-threshold segmentation est la plus largement utilisée, chessboard et quadtree segmentation sont généralement utilisées pour le carrelage et pour diviser des objets en régions égales.

II.3.2.1.1. Segmentation d'échiquier (Chessboard Segmentation) :

Est le plus simple des algorithmes de segmentation. Il coupe la scène ou - dans des règles de connaissance plus complexes - les objets image dédié en carrés égaux d'une taille donnée.

Vu que l'algorithme de chessboard segmentation produit des objets carrés simple, il est souvent utilisé pour subdiviser les images et les objets d'image (image objects). Voici quelques utilisations typiques :

- raffinage de petits objets image : les objets image relativement petits, qui ont déjà été identifiés, peuvent être segmentés avec un petit carré de petite taille pour une analyse plus détaillée. Cependant, il est recommandé que le redimensionnement de l'objet en pixels doive être utilisé pour cette tâche.
- l'application d'une nouvelle segmentation : Disons que nous avons un objet image que nous voulons couper des objets image primitives en multi-résolution. Nous pouvons appliquer d'abord la chessboard segmentation avec un carré de petite taille, puis d'utiliser ces carrés d'objets image comme objets image.

Nous pouvons utiliser la fenêtre de dialogue de processus de modification (Edit) pour définir la taille des carrés.

- Taille d'Objet : il est recommandé d'utiliser la taille d'un objet pour générer des objets de taille pixellaire. L'effet est que, pour chaque pixel, nous pouvons étudier toutes les informations disponibles à partir des caractéristiques.
- Carré de Taille Moyenne: Dans les cas où l'échelle de l'image (résolution ou agrandissement) est plus élevée que nécessaire pour repérer les régions ou les objets d'intérêt, nous pouvons utiliser un carré de taille 2 ou 4 pour réduire l'échelle. Utiliser un carré de taille d'environ un vingtième à un cinquantième de la largeur de scène pour une détection d'objets de grande taille ou de régions d'intérêt, est parfait. Nous pouvons effectuer une telle détection au début d'une procédure d'analyse d'images.

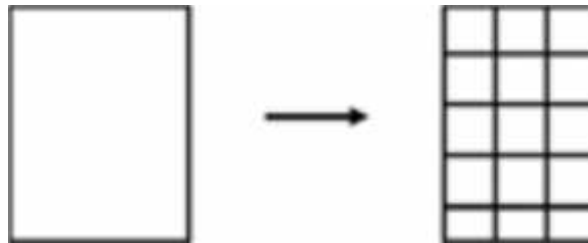


Figure II.7. La Chessboard Segmentation.

II.3.2.1.2. Segmentation Quadtree :

Quadtree segmentation est similaire à chessboard segmentation, mais elle crée des carrés de différentes tailles. Nous pouvons définir une limite supérieure (upper limit) des différences de couleur dans chaque carré en utilisant le paramètre d'échelle (scale parameter). Après une première coupe, de grille carrée, Quadtree segmentation continue comme suit :

- couper chaque carré en quatre carrés plus petits si l'homogénéité n'est pas satisfaite au critère.
- Exemple : La différence de couleur maximale au sein de l'objet carré est plus grande que la valeur de l'échelle définie.
- Répéter jusqu'à ce que le critère d'homogénéité est respecté à chaque carré.

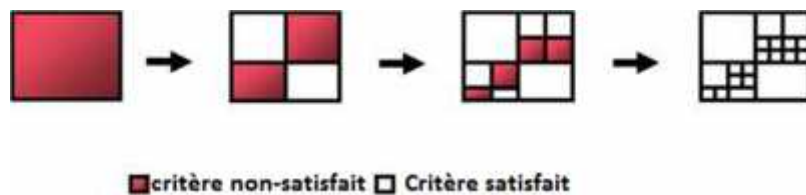


Figure II.8. La Quadtree Segmentation.

À la suite de Quadtree segmentation, les régions très homogènes produisent généralement des carrés plus grands que les régions hétérogènes. Par rapport à la segmentation multi-résolution, Quadtree segmentation est moins lourde sur les ressources.

II.3.2.1.3. La Segmentation de Filtre de Contraste (Contrast Filter Segmentation) :

Contrast Filter segmentation est un algorithme très rapide pour la segmentation initiale et, dans certains cas, permet d'isoler des objets d'intérêt dans une seule étape. Parce qu'il n'est pas nécessaire de créer d'abord des objets image primitives plus petite que les objets d'intérêt, le nombre d'objets image est plus faible qu'avec d'autres approches.

Une opération intégrée de changement de forme (reshaping) modifie la forme d'objet image pour aider à former des objets image cohérents et compact. La classification de pixel résultant est stockée dans une couche thématique. Chaque pixel est classée comme l'une des classes suivantes : pas d'objet, objet en première couche, objet dans la deuxième couche, objet dans les deux couches et ignoré par seuil.

Enfin, Chessboard segmentation est utilisée pour convertir cette couche thématique dans un objet image.

Dans certains cas, nous pouvons utiliser cet algorithme comme première étape de notre analyse pour améliorer la performance de l'analyse globale de l'image de façon substantielle. L'algorithme est particulièrement adapté aux images avec des couches d'information bien séparé.

II.3.2.1.4. Segmentation basée sur le contraste (Contrast Split Segmentation) :

Contraste split Segmentation est similaire à l'approche de segmentation multi-seuil (Multi-threshold). Le contraste des segments divise la scène en objets image sombres et lumineux basée sur une valeur seuil qui augmente le contraste entre eux. L'algorithme évalue le seuil optimal séparément pour chaque objet image dans le domaine. Au départ, il exécute une chessboard segmentation d'une échelle variable, et effectue ensuite le split (la division) sur chaque carré, au cas où le niveau pixel est sélectionné dans le domaine.

II.3.2.2. Les Méthodes Ascendantes (Bottom-up Segmentations) :

La segmentation Ascendante signifie l'assemblage d'objets pour créer des objets plus volumineux. Il peut - mais ne doit pas - commencer par les pixels de l'image. Par exemples, la segmentation multi-résolution et la segmentation basé sur la classification (classification-based segmentation).

II.3.2.2.1. Segmentation multi-résolution (Multi-resolution Segmentation) :

L'algorithme de segmentation multi-résolution consécutivement fusionne les pixels ou les objet image existants. Essentiellement, la méthode permet d'identifier les objets de taille pixel et les fusionner avec leurs voisins, sur la base de critères d'homogénéité relative. Ce critère d'homogénéité est une combinaison de la forme et la signature spectrale.

Nous pouvons modifier ce calcul en modifiant le paramètre d'échelle (Scale parameter). Les valeurs plus élevées du paramètre d'échelle engendre



Figure II.9. Exemple de segmentation Multi-résolution sur eCognition.

L'agrandissement des segments (des objets images plus large), et les valeurs plus faibles donnent des segments plus petits.

Le critère d'homogénéité :

L'algorithme du critère de l'homogénéité de la multi-résolution segmentation mesure combien un objet image est homogène ou hétérogène en lui-même. Il est calculé comme étant une combinaison de la couleur et la forme - propriétés des objets image initial et résultants de la fusion attendus.

L'homogénéité des couleurs est basée sur l'écart-type de la couleur spectrale. L'homogénéité de forme est basé sur l'écart-type d'une forme compact (ou lisse). Le critère d'homogénéité peut être personnalisé en forme de pondération des critères et de la compacité :

- la valeur du critère de forme peut être donnée jusqu'à 0,9. Ce ratio permet de déterminer a quel point la forme influence la segmentation par rapport à la couleur. Par exemple, une forme de pondération de 0,6 entraîne une pondération de 0,4 couleur.
- Dans la même manière, la valeur que nous attribuons à la compacité lui donne une pondération relative au lissage.

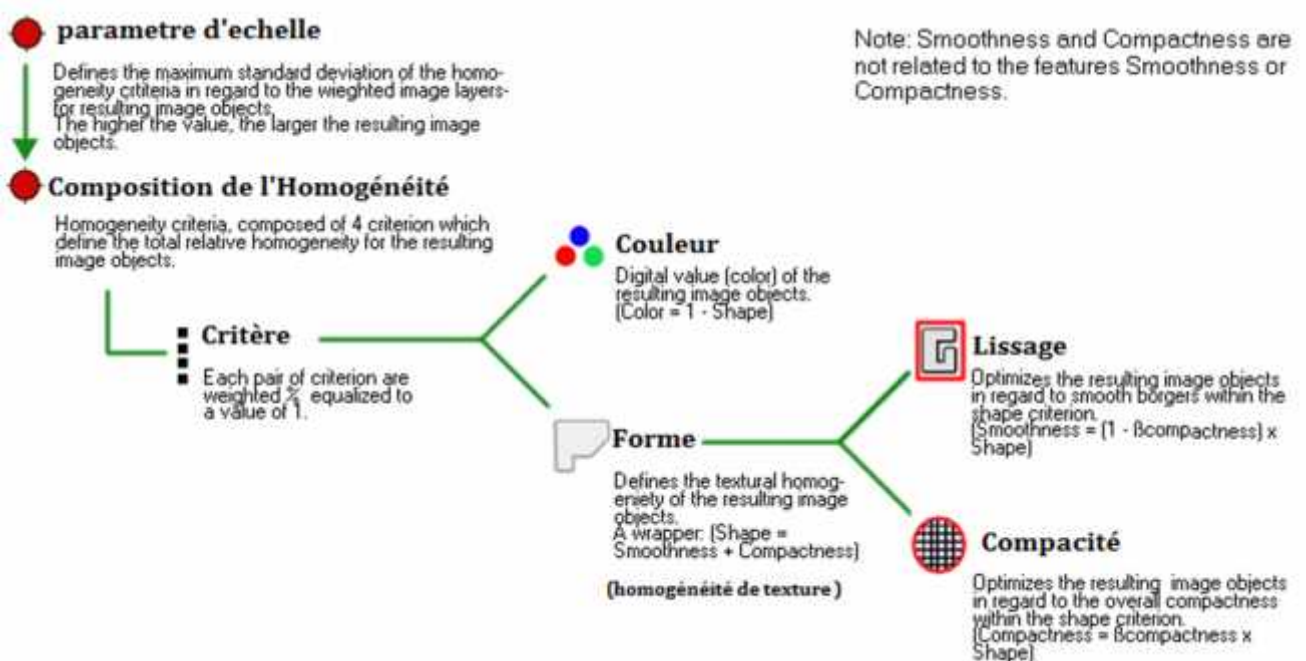


Figure II.10. Schéma du concept de la segmentation multi-résolution. (eCognition références book.2014)

II.3.2.2.2. Multi-Threshold et Auto-Thresholds segmentation:

L'algorithme de segmentation Multi-Threshold divise le domaine d'objet image et classe les objets de l'image obtenue à partir d'un seuil de valeur de pixels défini. Ce seuil peut être défini par l'utilisateur ou peut être auto-adaptatif lorsqu'il est utilisé en combinaison avec l'algorithme du seuil automatique.

Le seuil peut être déterminé pour l'ensemble de la scène ou pour des objets image ; cela détermine si elle est stockée dans un variable scène ou un variable objet, divisant l'ensemble de pixels en deux sous-ensembles de sorte que l'hétérogénéité est augmenté au maximum. L'algorithme utilise une combinaison de méthodes fondées sur l'histogramme et la mesure de l'homogénéité de la multi-résolution segmentation pour calculer un seuil divisant l'ensemble de pixels en deux sous-ensembles.

II.3.2.2.3. Segmentation basée sur la différence spectrale (Spectral difference segmentation) :

La segmentation basée sur la différence spectrale permet de fusionner des objets voisins si la différence entre leurs intensités de « Layer mean » est inférieure à la valeur donnée par la différence spectrale maximale. Elle est conçue pour affiner les résultats de segmentation existants, en fusionnant les objets de même valeur spectrale produits par segmentations précédentes et est donc une segmentation de bas en haut. L'algorithme ne peut pas être utilisé pour créer de nouveaux niveaux d'objet basé sur le niveau pixel.

II.3.2.3. Segmentation par remodelage (reshaping) :

Tous les algorithmes énumérés ci-après , sont des algorithmes de remodelage (reshaping) et techniquement appartiennent au groupe des stratégies de segmentation. Les algorithmes de remodelage ne peuvent pas être utilisés pour identifier l'objet image, car ces algorithmes nécessitent l'existant préalable des objets. Cependant, ils sont utiles pour se rapprocher des régions et d'objets d'intérêt.

Les deux algorithmes de base de ce groupe sont Merge Region (Fusionner les Région) et Grow Region (prolonger la région). La Fusion des objets la plus complexe est une généralisation de ces deux algorithmes et offre des options supplémentaires.

II.3.2.3.1. Fusionne de région (Merge Region) :

L'algorithme de fusion des Région fusionne tous les objets image voisins d'une classe dans un grand objet. La classe à fusionner est spécifié dans le domaine. Le domaine de L'objet image d'un processus en utilisant l'algorithme de fusion devrait définir une région de classe seulement. Sinon, tous les objets seront fusionnés indépendamment de la classe et la classification sera moins prévisible.

Les classifications sont pas changé ; seul le nombre d'objets 'image est réduit.

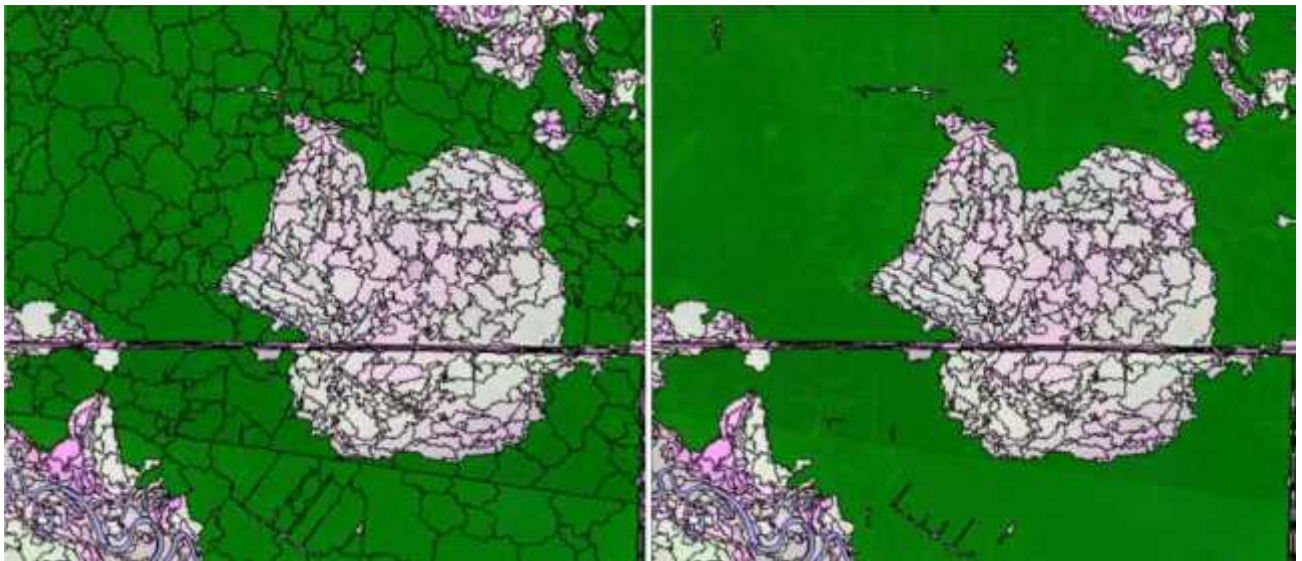


Figure II.11. Les Objets Image Verts sont Fusionnés.

II.3.2.3.2. Prolongement de région (Grow Region) :

L'algorithme de prolongement de région prolonge tous les objets qui sont spécifiées dans le domaine. Ils sont prolongés par des objets image voisins des classes candidats définis. (Le processus de prolongement de région devrait commencer le cycle de croissance initial avec les objets origines isolés définis dans le domaine. Sinon, si un objet image candidat touche plus d'un d'objet image origine, l'ambiguïté sera causée par l'objet image origine avec laquelle chaque objet candidat va fusionner) Pour chaque processus d'exécution, seuls ces objets image candidats en voisinage avec l'objet origine avant l'exécution de processus sont fusionnés. La séquence suivante illustre quatre processus de croissance de région :

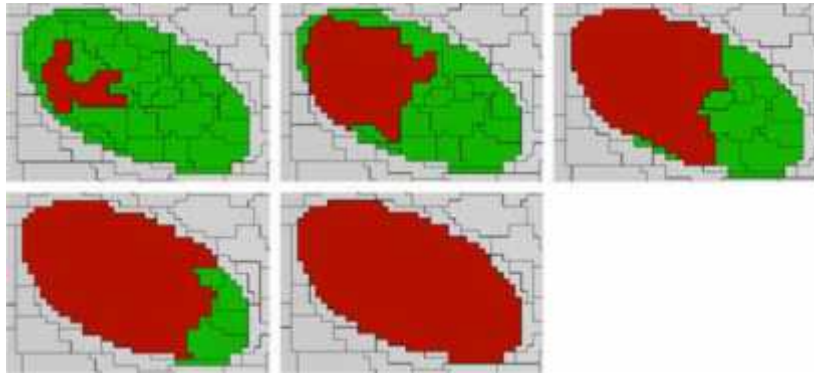


Figure II.12. Objet Origine Rouge prolongé progressivement vers objets candidats verts.

II.3.3. La Classification :

II.3.3.1.L'attribution des classes (Assign Classes) :

Lors de la configuration des processus, Nous pouvons utiliser les algorithmes suivants pour classer les objets image :

- « Assign class » affecte un objet image à une classe avec certaines caractéristiques, en utilisant une valeur de seuil. Cet algorithme est le plus simple des l'algorithmes de classification. Il utilise une condition de seuil pour déterminer si un objet image appartient à une classe ou non. Il est utilisé lorsqu'une condition d'un seuil unique est suffisante.
- « Classification » utilise la description de la classe pour attribuer une classe. Cet algorithme utilise des descriptions de catégories pour classer les objets image. Il évalue la description de la classe et détermine si un objet image peut être membre d'une classe. Les classe sans description de classe sont supposés avoir une valeur de un. Et Nous pouvons utiliser cet algorithme si Nous souhaitons appliquer la logique floue pour les fonctions de membre (membership fonctions), ou si nous avons des conditions combinées dans la description de la classe. Basé sur la valeur d'adhésion (membership value) calculée, l'information sur les trois classes de meilleur ajustement est stocké dans la fenêtre de la classification de l'objet image; par conséquent, il est possible de voir si cet objet image peut adhérer a d'autres classes et ajuster nos paramètres.
- « Hierarchical Classification » utilise la description de la classe et la structure hiérarchique des classes. Cet Algorithme est utilisé pour appliquer des hiérarchies de classes complexes à des niveaux d'objet image. L'algorithme peut être appliqué à toute une série de classés

hiérarchiquement ordonnées. Il applique une logique prédéfinie pour activer et désactiver des classes en fonction des règles.

- « Advanced Classification » sont des algorithmes conçus pour exécuter une tâche de classification particulière, tels que la recherche des valeurs minimales ou maximales d'une fonction ou d'identifier les connexions entre les objets. Tous les paramètres de classification avancée permettent de définir les mêmes paramètres que la classification de l'algorithme de « classification » ; en outre, les paramètres spécifiques à l'algorithme doivent être définis. Les algorithmes suivants sont disponibles :
- « Find domain extrema » permet à l'identification des surfaces qui répondent à une condition minimale ou maximale dans le domaine défini
- « Find local extrema » permet d'identifier les surfaces qui répondent à une condition d'un maximum ou minimum locale dans le domaine défini et dans l'aplage de recherche autour de l'objet.
- « Find enclosed by class » trouve des objets qui sont complètement entouré par une certaine classe.
- « Find enclosed by Object » trouve des objets qui sont complètement entouré par un objet image.
- « Connector » classe les objets qui représentent la connexion la plus courte entre les objets d'une classe définie.

II.3.3.2. Autres Algorithmes de la classification :

Dans eCognition, « Classifier » (en anglais) est un algorithme qui permet de classer en fonction de différents algorithmes de classification statistique :

- Bayes
- KNN (K Plus proche voisin)
- SVM (Support Vector Machine)
- Arbre de décision (Decision Tree)
- Arbres aléatoires (Random Trees)

L'algorithme « Classifier » peut être appliqué dans l'approche pixel, et l'orienté objet.

II.3.3.2.1. Bayes :

Le classificateur de Bayes est un simple classificateur probabiliste en appliquant le théorème de Bayes (à partir de la statistique bayésienne) avec de fortes hypothèses d'indépendance. En termes simples, un classificateur de Bayes suppose que la présence (ou l'absence) d'une caractéristique particulier d'une classe n'est pas lié à la présence (ou absence) de toute autre caractéristique. Par exemple, un fruit peut être considérée comme une pomme si elle est rouge, ronde, et d'environ 4 cm de diamètre. Même si ces caractéristiques dépendent les uns des autres ou des autres caractéristiques existants, un classifieur bayésien considère toutes ces propriétés (ou caractéristiques) pour contribuer de façon indépendante de la probabilité que ce fruit est une pomme. Un avantage de ce classifieur bayésien naïf, c'est qu'il ne nécessite qu'une petite quantité de données d'entraînement pour estimer les paramètres (les moyennes et les variances des variables) nécessaires à la classification. Parce qu'on suppose que les variables sont indépendantes, seules les variances des variables pour chaque classe doivent être déterminées et non pas l'ensemble de la matrice de covariance.

II.3.3.2.2. K du plus proche voisin (K-NN) :

L'algorithme des k plus proches voisins (k-NN) est une méthode de classification des objets en se basant sur des exemples d'apprentissages les plus proches dans l'espace de la caractéristique. k-NN est un type d'apprentissage instantané, ou d'apprentissage paresseux où la fonction n'est qu'approximative localement et tous les calculs sont reportés jusqu'à la classification. L'algorithme des k plus proches voisins est parmi les Algorithmes les de tous les algorithmes d'apprentissage automatique : un objet est classé par un vote à la majorité de ses voisins, l'objet étant affecté à la classe la plus commune parmi ses valeurs de k du plus proches voisins (k est un entier positif, généralement de petite taille). La configuration de la classification de 5-plus proche voisin est à attribuer à un échantillon d'essai la majorité de l'étiquette de la classe de ses 5 échantillons d'apprentissage. Si $k = 1$, alors l'objet est simplement attribué à la classe de son plus proche voisin. Cela signifie que k est le nombre d'échantillons à prendre en considération dans le voisinage d'un objet/pixel non-classifiés. Le meilleur choix de k dépend des données : Des valeurs élevées réduisent l'effet du bruit dans le classement, mais les frontières de classe sont moins distinctes. Le logiciel eCognition a l'algorithme du plus proche voisin mis en œuvre comme un classificateur qui puisse être appliquée à l'aide de l'algorithme KNN(avec $k = 1$) ou en utilisant le concept de classification fondée sur la Classification par le plus proche voisin.

II.3.3.2.3.SVM (Support Vector Machine) :

Un support vector Machine (SVM) est un concept d'informatique pour un ensemble de méthodes d'apprentissage supervisé d'analyse les données et à reconnaître des structures, utilisé pour la classification et l'analyse de régression (Évolution en sens inverse d'un phénomène qui cesse de progresser). La norme SVM prend un ensemble de données d'entrée et prévoit, pour chaque entrée donnée, dont deux classes possibles la donnée d'entrée est membre. Étant donné un ensemble d'exemples d'apprentissage, pour chacun marqué comme appartenant à l'une des deux catégories, un algorithme d'apprentissage SVM élabore un modèle qui attribue de nouveaux exemples dans une catégorie ou dans l'autre. Un modèle SVM est une représentation des exemples sous forme de points dans l'espace, de sorte que les exemples des catégories distinctes sont séparés par un vide évident aussi large que possible.

Des nouveaux exemples sont alors mappés (cartographiés) dans ce même espace et sont prévus d'appartenir à une catégorie en fonction de quel côté de l'écart sur lequel ils tombent. Les Support Vector Machines sont basés sur le concept du plan de la prise de décision définissant les frontières de décisions. Le plan de décision se sépare un ensemble d'objets ayant des différences d'appartenances à une classe.

II.3.3.2.4.Arbre de décision (Decision Tree) :

L'apprentissage a l'aide de l'arbre de décision est une méthode couramment utilisée dans l'exploration des données lorsqu'une série de décisions sont prises pour segmenter les données en sous-groupes homogènes. Le modèle ressemble à un arbre avec des branches - tandis que l'arbre peut être complexe, impliquant un grand nombre de groupes et de nœuds. L'objectif est de créer un modèle qui prédit la valeur d'une variable de cible en fonction de plusieurs variables d'entrée. Un arbre peut être "appris" en divisant l'ensemble en sous-ensembles en fonction de la valeur d'un attribut de test. Ce processus est répété sur chaque sous-ensemble dérivé d'une manière récursive appelée partitionnement récursif. La récursions est terminée lorsque le sous-ensemble à un nœud a la même valeur de la variable de cible, ou lorsque la division n'ajoute plus de valeur à la prédictions. Le but de l'analyse via des algorithmes de construction d'arbres est de déterminer un ensemble de conditions logiques de type si-alors.

II.3.3.2.5. Arbres Aléatoire (Random Trees) :

Les arbres aléatoires est plutôt un cadre (framework) qu'un modèle spécifique. Il utilise un vecteur de fonction d'entrée et le classe avec chaque arbre dans la « forêt ». Il en résulte une étiquette de classe de l'exemple d'apprentissage dans le nœud terminal où il finit. Cela signifie que l'étiquette attribué a obtenu la majorité des "votes". L'itération au cours de toutes les arbres en résulte une prédiction aléatoire de la forêt. Tous les arbres sont formés avec les mêmes caractéristiques mais sur différents ensembles d'apprentissages, qui sont générées à partir de l'ensemble d'apprentissages originaux. Les vecteurs sont choisis avec remplacement ce qui signifie que certains vecteurs apparaissent plus d'une fois et certains seront absents. À chaque nœud la majorité des variables sont utilisées pour trouver la meilleur division mais un sous-ensemble d'entre eux sont choisis aléatoirement. Pour chaque nœud un nouveau sous-ensemble est construit, dont la taille est fixe pour tous les nœuds et tous les arbres. C'est un paramètre d'entraînement, étant égale à $\sqrt{\text{Nombre de variables}}$. Aucune des arbres qui sont construites sont taillés. Dans les arbres aléatoires l'erreur est estimée à l'interne au cours de l'apprentissage. Lorsque l'ensemble d'apprentissage pour l'arbre est dessiné par échantillonnage avec remplacement, certains vecteurs sont laissés de côté. Ces données sont appelé Out Of Bag (en dehors de la trousse). Leur taille est d'environ $N/3$. L'erreur de classification est estimée en fonction des données OOB.(eCognition Références Book.2014)

II.4. Les indices :

En télédétection, les indices font parties des méthodes de traitement que l'on appelle les transformations multi-spectrales. Ils sont utilisé comme outils de caractérisation d'objet image à l'étape de classification, Ils consistent à convertir les luminances mesurées au niveau du capteur satellitaire en grandeurs ayant une signification dans le domaine de l'environnement.(<http://ecours.univparis.fr/>)

Basés sur le caractère multi-spectral des données satellitaires, ils nous permettent d'identifier divers objets sur l'image segmentée.

Nous Utilisons ces indices lors de la classification, que ce soient les indices de végétation, les indices des sols, les indices relatifs à la colonne d'eau, pour identifier les objets, en suite utiliser leur valeurs comme seuil de condition dans l'algorithme d'attribution d'un objets à une classe.

II.4.1.Les indices simples :

Dans les sections suivantes, les indices de végétation les plus simples seront présentés, ils sont basés sur des opérations arithmétiques entre deux bandes spectrales, généralement canal rouge et le proche infrarouge, mais également les bandes du moyen infrarouge. Parmi les indices les plus élémentaires et les plus anciens, nous trouvons :

II.4.1.1.l'indice différentiel de végétation :

(DVI en anglais) est égal à la simple différence des bandes du proche infrarouge et du rouge .

$$\mathbf{DVI = PIR - R} \quad (1)$$

Où

R: réflectance dans la bande rouge

PIR : réflectance dans la bande proche infrarouge.



Figure II.13. L'application du DVI sur l'image segmentée.

II.4.1.2.L'indice de végétation par quotient (Ratio) :

(RVI en anglais) s'exprime également de façon très simple. Il est égal au rapport entre les bandes du PIR et du rouge.

$$\mathbf{RVI = PIR/R} \quad (2)$$

L'inconvénient de ces indices est qu'ils sont très sensibles aux variations atmosphériques, ainsi qu'à la contribution spectrale des sols. En outre, lorsque la végétation est très dense, la réflectance dans la bande rouge devient très faible, ce qui entraîne une saturation des valeurs de l'indice RVI.

II.4.1.3. l'indice de végétation par différence normalisé:

(NDVI en anglais). L'indice le plus connu et le plus utilisé. Son expression est la suivante :

$$NDVI = (PIR - R)/(PIR + R) \quad (3)$$

La normalisation par la somme des deux bandes permet de réduire les effets d'éclairement. Le NDVI conserve une valeur constante quelque soit l'éclairement global, contrairement à la simple différence qui est très sensible aux variations d'éclairement. Les valeurs du NDVI sont comprises en théorie entre -1 et +1, les valeurs négatives correspondant aux surfaces autres que les couverts végétaux,



Figure II.14. L'application du NDVI sur l'image segmentée.

Comme la neige, l'eau ou les nuages, pour lesquelles la réflectance dans le rouge est supérieure à celle du proche infrarouge. Pour les sols nus, les réflectances étant à peu près du même ordre de grandeur dans le rouge et le proche infrarouge, le NDVI présente des valeurs proches de 0. Les formations végétales quant à elles, ont des valeurs de NDVI positives, généralement comprises entre 0,1 et 0,7. Les valeurs les plus élevées correspondant aux couverts les plus denses.

II.4.1.4. Les indices de stress hydrique :

MSI et NDWI, sont des indices simples dans lesquels on utilise la bande spectrale du moyen infrarouge à la place de la bande rouge. Ces indices varient en fonction de la teneur en eau des feuilles. Ils permettent de déceler lorsque les végétaux sont en état de stress hydrique et sont par conséquent très utiles pour le suivi de la végétation en zone Steppique.

$$MSI = MIR/PIR \quad (4)$$

$$NDWI = (PIR - MIR)/(PIR + MIR) \quad (5)$$

Où MIR: réflectance dans la bande infrarouge moyen.

PIR: réflectance dans la bande proche infrarouge.

II.4.2. Les indices prenant en compte l'influence des sols :

Ces indices ont été proposés avec pour objectif de corriger ou tout au moins, réduire l'influence des sols sous-jacents aux couverts végétaux sur le signal mesuré au niveau du capteur satellitaire. Trois types d'indices ont été développés : des indices orthogonaux (comme l'indice perpendiculaire de végétation - PVI), caractérisés par la distance perpendiculaire entre un point qui représente le couvert végétal dans l'espace multi-spectral rouge / PIR et la droite des sols. Un deuxième type d'indices qui dérivent de la formulation du NDVI (comme l'indice de végétation ajusté aux sols - SAVI). Enfin la dernière catégorie d'indices combine les deux types précédents. C'est le cas des indices TSAVI et MSAVI discutés dans les sections suivantes.

II.4.2.1. L'indice perpendiculaire de végétation (PVI) :

Il suppose que la distance perpendiculaire est linéairement reliée à la couverture végétale. Cela a pour conséquence de produire des iso-lignes de végétation (couverture végétale d'égale densité) parallèles à la droite des sols, ce qui n'est pas très représentatif de la réalité. En effet, il a été montré que les pentes des lignes de végétation croissent avec l'augmentation de la biomasse végétale.

$$PVI = \frac{1}{\sqrt{a^2+1}} (PIR - aR - b) \quad (6)$$

Où

a : pente de la droite des sols dans l'espace (R, PIR)

b: ordonnée à l'origine de la droite des sols.

II.4.2.2. L'indice de végétation ajusté pour le sol :

Le SAVI qui introduit un paramètre d'ajustement, noté L, qui caractérise le sol et son taux de recouvrement par la végétation. Huete a montré que les iso-lignes de végétation ne sont pas parallèles à la droite des sols, mais qu'elles coupent celle-ci en un point selon la densité du couvert végétal. Le paramètre L prend la valeur de 0,25 pour une forte densité et de 1 pour une très faible densité de végétation. Pour des densités intermédiaires, il est égal à 0,5.

$$SAVI = \frac{(PIR - R)}{(PIR + R + L)} (1 + L) \quad (7)$$

Où L est une constante égale à 0,5.

II.4.2.3.L'indice transformé de végétation ajusté pour le sol (TSAVI) :

Une amélioration de l'indice SAVI, basé sur la détermination préalable de la droite des sols à partir des bandes spectrales du capteur. Il utilise la pente a et l'ordonnée à l'origine b de la droite, plutôt que les valeurs arbitraires fixées pour l'indice SAVI.

$$\text{TSAVI} = [a(\text{PIR} - a\text{R} - b)] / [\text{R} + \text{PIR} - ab + 0.08(1 + a^2)] \quad (8)$$

II.4.2.4.l'indice modifié de végétation ajusté pour le sol MSAVI :

Dans le même ordre d'idée, une amélioration du SAVI, où le paramètre L n'est plus une constante, mais il est ajusté automatiquement aux conditions locales. L'expression de l'indice MSAVI est la même que celle de l'indice SAVI.

La différence concerne le facteur L qui dépend à la fois de la droite des sols, du NDVI et de l'indice de végétation par différence pondérée (en anglais, Weighted Difference Vegetation Index, WDVI).

$$\text{MSAVI} = [(\text{PIR} - \text{R}) / (\text{PIR} + \text{R} + L)] / (1 + L) \quad (9)$$

Avec $L = 1 - 2 * a \cdot \text{NDVI} \cdot \text{WDVI}$

Où a est la pente de la droite des sols $\text{WDVI} = \text{PIR} - a * \text{R}$

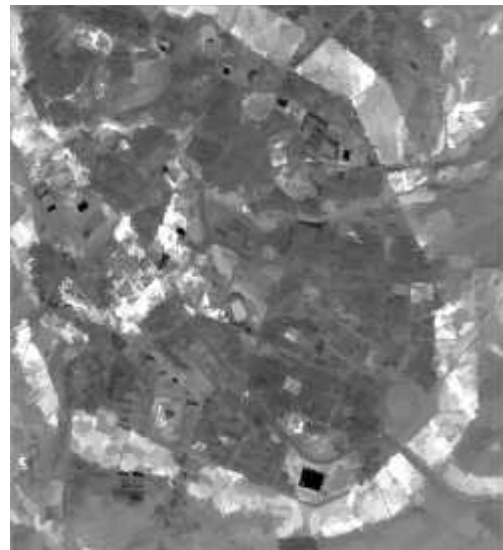


Figure II.15. L'application du MSAVI sur l'image segmentée.

II.4.3.Les indices prenant en compte les effets de l'atmosphère :

Les gaz et aérosols présents dans l'atmosphère affectent le rayonnement électromagnétique par les processus de diffusion et d'absorption. La diffusion (diffusion de Rayleigh) étant davantage sélective vis-à-vis des courtes longueurs d'onde (bleu) que vis-à-vis des grandes (rouge), la correction est souvent basée sur la différence entre les bandes spectrales bleu et rouge.

II.4.3.1.l'indice ARVI :

L'indice permettant de réduire les effets atmosphériques en utilisant la bande bleue.

$$\text{ARVI} = \frac{\text{PIR} - \text{rb}}{\text{PIR} + \text{rb}} \quad (10)$$

où : rb est une combinaison des réflectances dans les bandes spectrales bleu et rouge.

$$\text{rb} = \text{Rouge} - (\text{Bleu} - \text{Rouge})$$

est un facteur d'autocorrection atmosphérique qui dépend du type d'aérosols présents. Il est calculé à partir des réflectances intrinsèques de l'atmosphère dans les bandes bleue et rouge.

II.4.3.2. l'indice GEMI :

Une relation non linéaire pour minimiser l'influence de l'atmosphère sur la mesure de l'indice de végétation, a été proposée.

$$\text{GEMI} = \frac{(1 - 0.25 R) - [(R - 0.25) / (1 - R)]}{1} \quad (11)$$

avec

$$R = \frac{2(\text{PIR}^2 - R^2) + 1.5 \text{PIR} + 0.5 R}{\text{PIR} + \text{Rouge} + 0.5}$$

II.4.4.Indice prenant en compte les effets conjugués des sols et de l'atmosphère :

En combinant les indices présentés ci-dessus, le SAVI et l'ARVI, il est possible d'obtenir des indices qui corrigent les effets conjugués des sols et de l'atmosphère, comme l'indice de végétation amélioré (EVI).

$$\text{EVI} = G \frac{\text{PIR} - R}{\text{PIR} + C_1 R - C_2 B + L} \quad (12)$$

où :

G : facteur de gain (égal à 2,5) et L : facteur d'ajustement des sols

C_1 et C_2 : coefficients de correction de la diffusion atmosphérique

Il existe aussi des indices spécifiques pour les sols nus, comme :

II.4.5.l'indice de brillance IB :

Celui-ci est construit à partir des bandes rouge et proche infrarouge selon l'expression :

$$\text{IB} = \frac{R^2 + \text{PIR}^2}{2} \quad (13)$$

Il nous permet de faire clairement la distinction entre les surfaces végétalisées et les sols nus.

(Source : cite web e-cours.univ-paris1.fr)

Nous avons aussi trouvé des indices qui pourront nous aider à l'identification des objets :

L'indice de végétation non linéaire modifié (Modified Non-Linear Vegetation Index MNLI) :

$$-MNLI = (1 + L)(PIR^2 - R^2)/(PIR^2 + R^2 + L) \quad (14)$$

Où L est un facteur de correction égale a 0.5 similaire a celui de l'indice SAVI.

L'indice optimisé de végétation ajusté pour le sol (Optimized Soil-Adjusted Vegetation Index OSAVI)

$$-OSAVI = (PIR - R)/(PIR + R + 0.16) \quad (15)$$

L'indice de généralisé de différenciation de végétation (Generalized Difference Vegetation Index. GDVI) Qui aide a la caractérisation du sol sec (Weicheng Wu.2012) , égale à :

II.5.Conclusion :

D'après la littérature, et les essais que nous avons fais, il est claire que pour atteindre à des bonnes résultats de l'approche orientée objet, il est indispensable de tester les paramètres de chaque étapes du prospectus, soit la segmentation pour créer des objets le plus distincts possible, et la classification, en choisissant l'algorithme adéquat. Ces paramètres qui s'introduisent sous forme de règles de connaissance, basées sur des seuillages.

Chapitre III
Méthodologie, Résultats
& Synthèse

III.1.Introduction:

L'approche présentée ici est basée sur la méthode ascendante, dont laquelle nous jouons sur les paramètres des algorithmes de segmentation afin d'extraire les propriétés des objets et appliquer la classification adéquate (c'est le cas d'une approche basée sur des règles de connaissance (Rule sets). Cette approche sera utilisée pour identifier les bâtiments, les routes, la végétation, les sols nus, ombre, d'un environnement urbain en voisinage d'une zone steppique. Il s'agit d'une classification très complexe, complexité relevée par la présence des objets divers, naturels et artificiels, en outre, l'objet bâtiment dans un milieu urbain, n'a pas la même forme géométrique ni la même réponse spectrale. Ainsi que, pour l'objet route, on observe parfois une confusion au niveau de la texture entre les chemins (piste, sols nus) et les routes tel qu'on connaît (chaussée).

III.2.Site d'étude et données :

La commune d'El-Bayadh est une commune steppique Algérienne, située au Nord - Ouest de l'Algérie, délimitée par les parallèles 33°,2674 et 33°,9179 Nord, et les méridiens 0°,7923 et 1°,5866 Est. L'étude de la classification orienté objet à partir de l'image SPOT5 a été réalisée sur le territoire de cette commune qui présente un paysage steppique avec la présence des zones urbaines, d'agriculture et du barrage vert. Et a fin de réaliser ce travail, une image satellite SPOT5 a été acquise, ses caractéristiques sont présentées dans le tableau III.1. Cette image couvre une zone de 300 Km², notre site d'étude, est présenté dans la figure III.1.

| Système de référence de coordonnées | Bande 1 | Bande 2 | Bande3 | Résolution Spatiale |
|-------------------------------------|---------|---------|-----------|---------------------|
| WGS 84/UTM31N | Rouge | Vert | Proche IR | 2.5 m |

Tableau III.1. Caractéristiques de l'image Acquise.

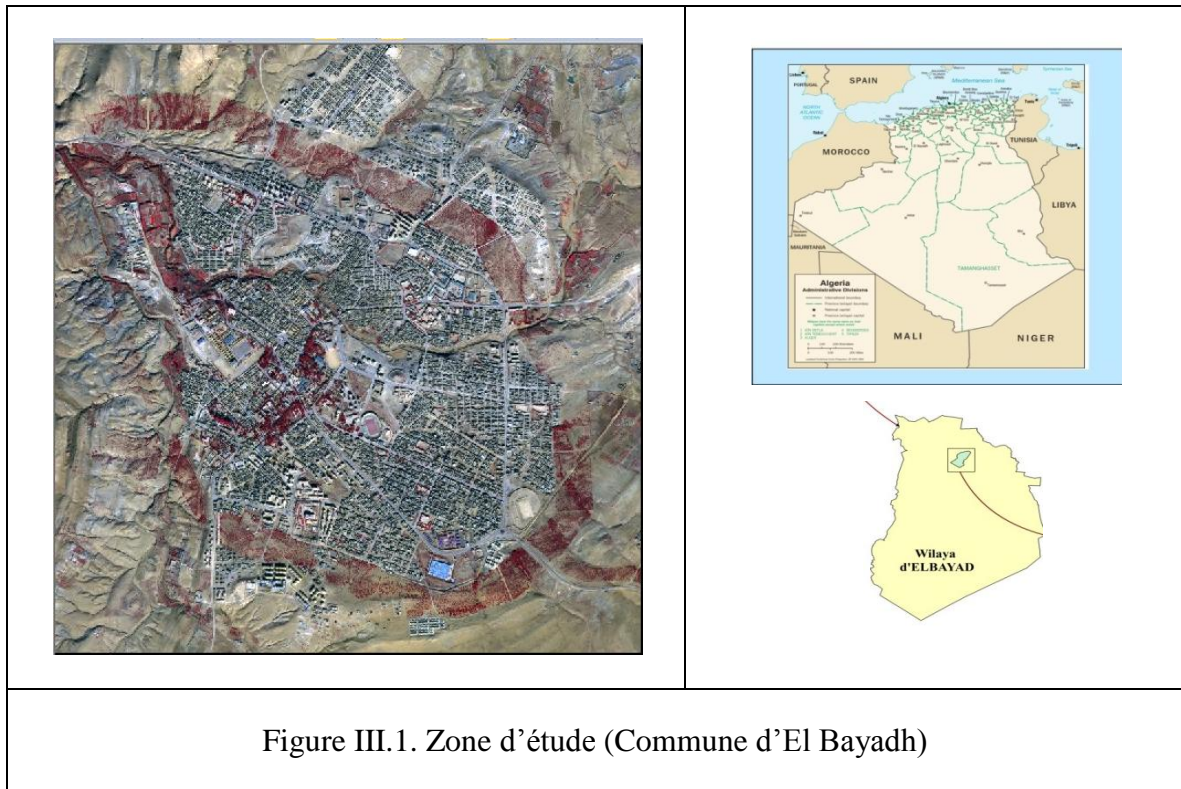


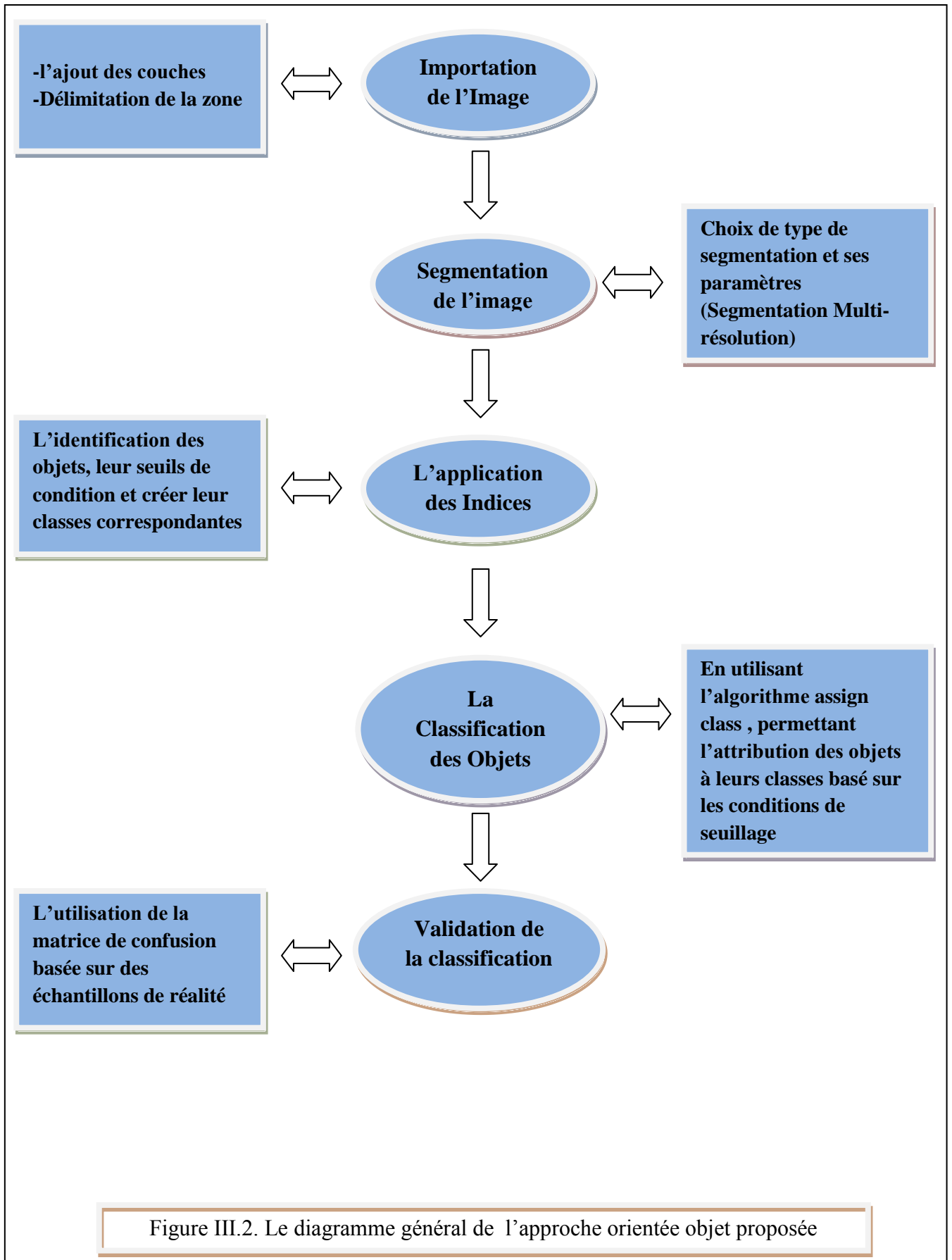
Figure III.1. Zone d'étude (Commune d'El Bayadh)

III.3. Démarche méthodologique :

III.3.1.Principe de la démarche :

Contrairement à l'approche classique «pixel à pixel», la démarche orientée-objet ne traite pas le pixel de manière isolée, mais en regroupant des pixels au sein d'objets interprétés en se basant sur leurs valeurs spectrales, leur taille, leur forme, leur contexte. Dans notre étude, le logiciel utilisé pour la classification orientée-objet de l'image SPOT5 est eCognition developer V9. Il impose un traitement en trois principales étapes d'où, après l'importation des données vectorielles (si disponible) et matricielles prétraitées (corrections géométriques, radiométriques, géo- référencement) au sein d'un projet, l'image fait l'objet d'une segmentation et d'une classification.

Le diagramme général suivant présente les étapes de notre approche proposée.



Afin de mieux comprendre ce principe sous eCognition, nous avons ajouté les sections suivantes pour introduire la terminologie du logiciel.

III.3.2.Terminologie de logiciel :

III.3.2.1. Couche d'image (Image Layer) :

Sur eCognition Developer 9.0, une couche d'image est le niveau le plus élémentaire d'informations contenues dans une image raster. Toutes les images contiennent au moins une couche. Une image en niveaux de gris est un exemple d'une image avec une seule couche. Alors que les couches uniques les plus courants sont les rouge, vert et bleu qui vont ensemble pour créer une image en couleur. En outre, les couche de l'image peuvent contenir des informations telles que les valeurs d'intensité des bio-marqueurs utilisés dans les sciences de la vie ou le proche infrarouge (NIR) qui sont les données contenues dans les images de télédétection. Les couches de l'image peuvent également contenir un éventail d'autres informations, telles que les modèles d'élévation.

eCognition Developer 9.0. Permet l'importation de ces couches d'image raster. Il prend également en charge ce qu'on appelle les couches thématiques (extraites d'une digitalisation sous ArcGIS), qui peut contenir des informations qualitatives et catégorique au sujet d'un domaine.

III.3.2.2.Segmentation et classification :

Il s'agit de découper l'image en morceaux, qui servent comme blocs de construction pour d'autres analyses - Cette étape est appelée segmentation et il y a un choix de plusieurs algorithmes pour le faire.

L'étape suivante consiste à étiqueter ces objets en fonction de leurs attributs, tels que la forme, la couleur et la position relative aux autres objets. Cela est généralement suivi d'une autre étape de segmentation pour obtenir plus d'objets fonctionnels. Ce cycle est répété aussi souvent que nécessaire.

III.3.2.3.Les Objets Image, les hiérarchies et les domaines :

➤ **les objets image (Image Objects) :**

Un objet d'image est un groupe de pixels dans une carte. Chaque objet représente un espace précis dans une scène et les objets peuvent fournir des informations sur cet espace. Les premiers objets image en générale, sont produits par une segmentation initiale.

➤ **Hiérarchie de l'objet image :**

C'est une structure de données qui intègre les résultats d'analyse d'images, qui ont été extraites d'une scène. Ce concept est illustré dans la figure III.3.

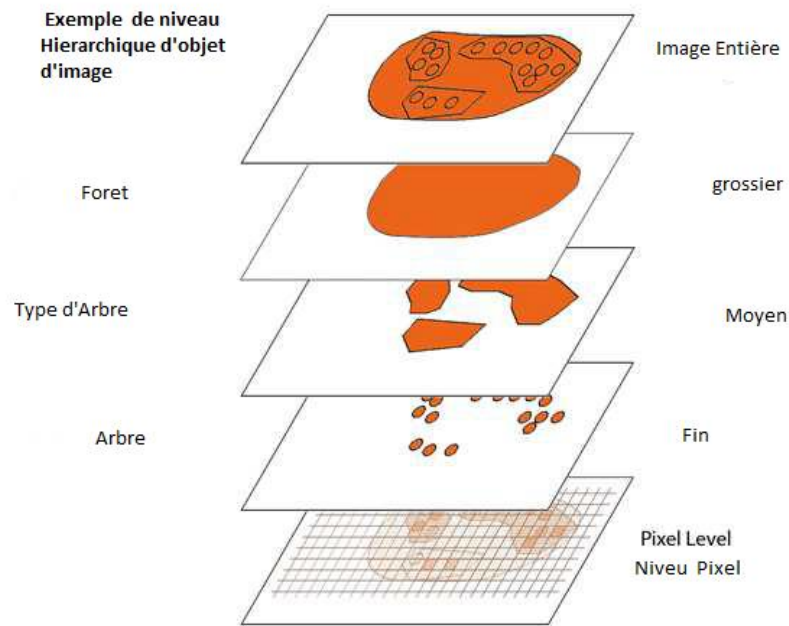


Figure III.3. La hiérarchie d'objet image (eCognition User Guide2014)

Il est important de faire la distinction entre les niveaux d'objet image et les couches de l'image. Les couches de l'image représentent les données qui existent déjà dans l'image lorsqu'elle est d'abord importée. Les niveaux d'objet stockent les objets d'image, qui sont représentatifs de ces données.

➤ **Domaine (Domain) :**

Le domaine décrit le champ d'un processus ; en d'autres termes, l'objet d'image (ou pixels ou vecteurs) sur lequel un algorithme est appliqué. Par exemple, un domaine d'objet image est créé lorsque nous sélectionnons des objets en fonction de leur taille.

Un cycle de segmentation-classification-segmentation est illustré à la figure III.4. Une image est segmentée en quatre et les régions sont classées en A et B. La région B subit alors une segmentation supplémentaire. Le domaine de l'objet image pertinent figure sous l'algorithme correspondant.

Egalement, les domaines peuvent être définis par leurs relations d'objets image de processus parent, par exemple, des sous-objets ou objets voisins.

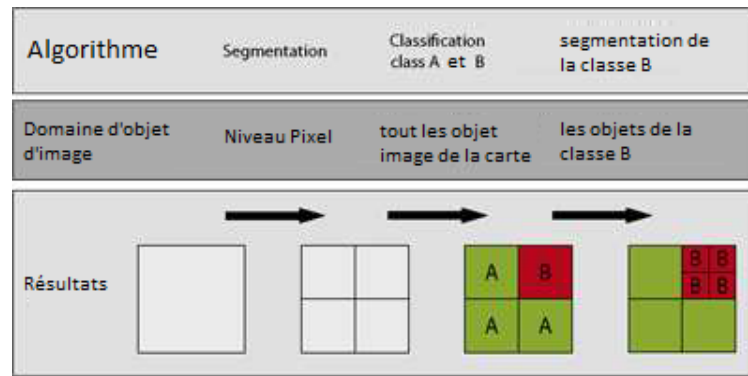


Figure III.4. Les différents domaines d'une séquence de processus. (eCognition User Guide.2014)

III.3.2.4.Scènes, cartes, projets et Espace de Travail:

La hiérarchie organisationnelle dans le logiciel eCognition est - dans l'ordre croissant - des scènes (scene), cartes(Map), projets(Projects) et espace de travail (Workspace). Vu que cette terminologie est largement utilisé sous eCognition, il est important d'être familiariser avec elle.

➤ Les scènes (Scene) :

Sur le plan pratique, une scène est le niveau fondamental dans la hiérarchie d'eCognition. Une scène est essentiellement une image numérique avec quelques informations associées. Par exemple, dans sa forme la plus élémentaire, une scène pourrait être une image JPEG à partir d'un appareil photo numérique avec les métadonnées associées (comme la taille, la résolution, le modèle de l'appareil photo et la date) que le logiciel de l'appareil photo ajoute à l'image.

➤ Cartes et Projets (Maps & Projects):

Le fichier de l'image et les données associées dans une scène peuvent être indépendants de logiciel eCognition (même si ce n'est pas toujours vrai). Toutefois, eCognition developer importe toutes ces informations et fichiers associés, qui peuvent ensuite être enregistrés sous un format eCognition ; le plus fondamental étant un projet eCognition (qui a une extension .dpr). Un fichier dpr est distinct du fichier de l'image.

Ce qui peut être un peu déroutant au début, c'est que eCognition developer crée un autre niveau hiérarchique entre une scène et un projet - une carte. La création d'un projet crée toujours une seule carte par défaut, appelée la carte principale - visuellement, ce qu'on appelle la carte principale est identique à l'image d'origine et ne peut pas être supprimé.

➤ Espaces de travail (Workspace):

Les espaces de travail sont en haut de l'arbre hiérarchique et essentiellement qui contiennent les projets, ce qui permet de regrouper plusieurs projets ensemble. Ils sont particulièrement utiles pour la gestion des tâches d'analyse de l'image complexe où l'information doit être partagée. La hiérarchie eCognition est représentée dans la figure III.5.

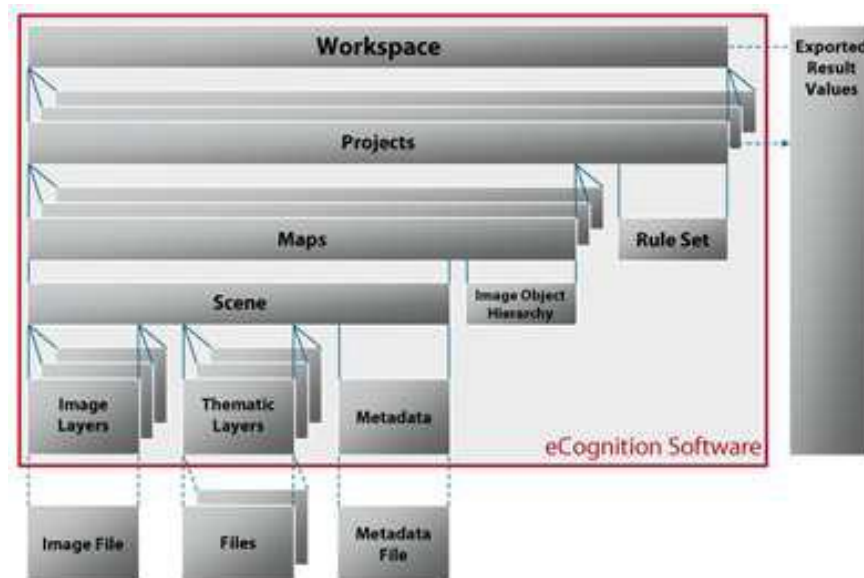


Figure III.5. La structure de données d'un espace de travail eCognition. (User Guide)

III.3.3. Importation des données :

La première étape a pour but de préparer les données lors de la classification. Le logiciel eCognition prend en compte le géo-référencement des données et peut gérer des données spectrales du type orthophotographies ou images satellitaires, mais également des couches thématiques en format vecteur et raster porteuses d'informations complémentaires pour aider à la classification. Nous n'avons utilisé qu'une image Spot 5, formée de 3 couches, Rouge, Vert, et Proche Infra rouge, ensuite l'image fait l'objet d'une préparation qui consiste à délimiter la zone d'étude.

III.3.4. Segmentation de l'image :

Cette étape consiste à effectuer une segmentation de l'image pour générer des objets, créés par une technique ascendante de croissance de région. Au cours des itérations, les pixels sont progressivement fusionnés à leurs voisins pour créer des objets de plus en plus grands, en respectant un seuil d'hétérogénéité prédéfini. Quand ce seuil est atteint, le processus de fusion s'arrête.

La procédure permet d'aboutir à la production d'objets adjacents de taille et de forme similaires bien répartis dans l'espace. Nous avons définis le seuil adéquat d'hétérogénéité- après plusieurs essais- qui est calculé en fonction de plusieurs paramètres tels que la couleur, qui renvoie à la valeur spectrale des objets, et la forme, qui correspond à la texture des objets auxquels on peut attribuer un poids relatif.

Le critère de forme se subdivise en deux autres critères: le lissage, qui permet d'optimiser le résultat de la segmentation en fonction de la bordure lisse des objets, et la compacité des objets. Le critère de taille permet au processus de segmentation de s'arrêter. Plus ce paramètre est élevé, plus les objets sont grands.

On peut faire varier le poids des différents canaux (image layers), spectraux ou thématiques, au sein de la segmentation en fonction de leur importance ou pertinence pour le résultat final (Benz et al., 2004) ce qui permet une bonne identification.

eCognition propose quatre types d'algorithmes pour la segmentation. Notre choix s'est porté sur la segmentation multi-résolution qui autorise d'une part une analyse multi-échelle de l'image et d'autre part l'utilisation de données de source et de nature diverses (Baatz & Schäpe, 2000). La segmentation multi-résolution permet de transcrire les dépendances hiérarchiques que l'on peut observer dans le monde réel, et de constituer une information supplémentaire pour l'identification d'objets et la classification d'une image. En effet, chaque objet créé «connaît» son voisinage, son contexte.

La segmentation multi-résolution permet également de traiter simultanément des données de source, de nature et de résolution différentes. Cela nous permet de classifier les objets selon le critère de voisinage avec d'autres classes.

Après plusieurs essais de segmentation multi-résolution, nous parviendrons à trouver les paramètres parfaits présentant des objets semblables aux objets réels présents dans l'image. La figure III.6 présente le résultat.

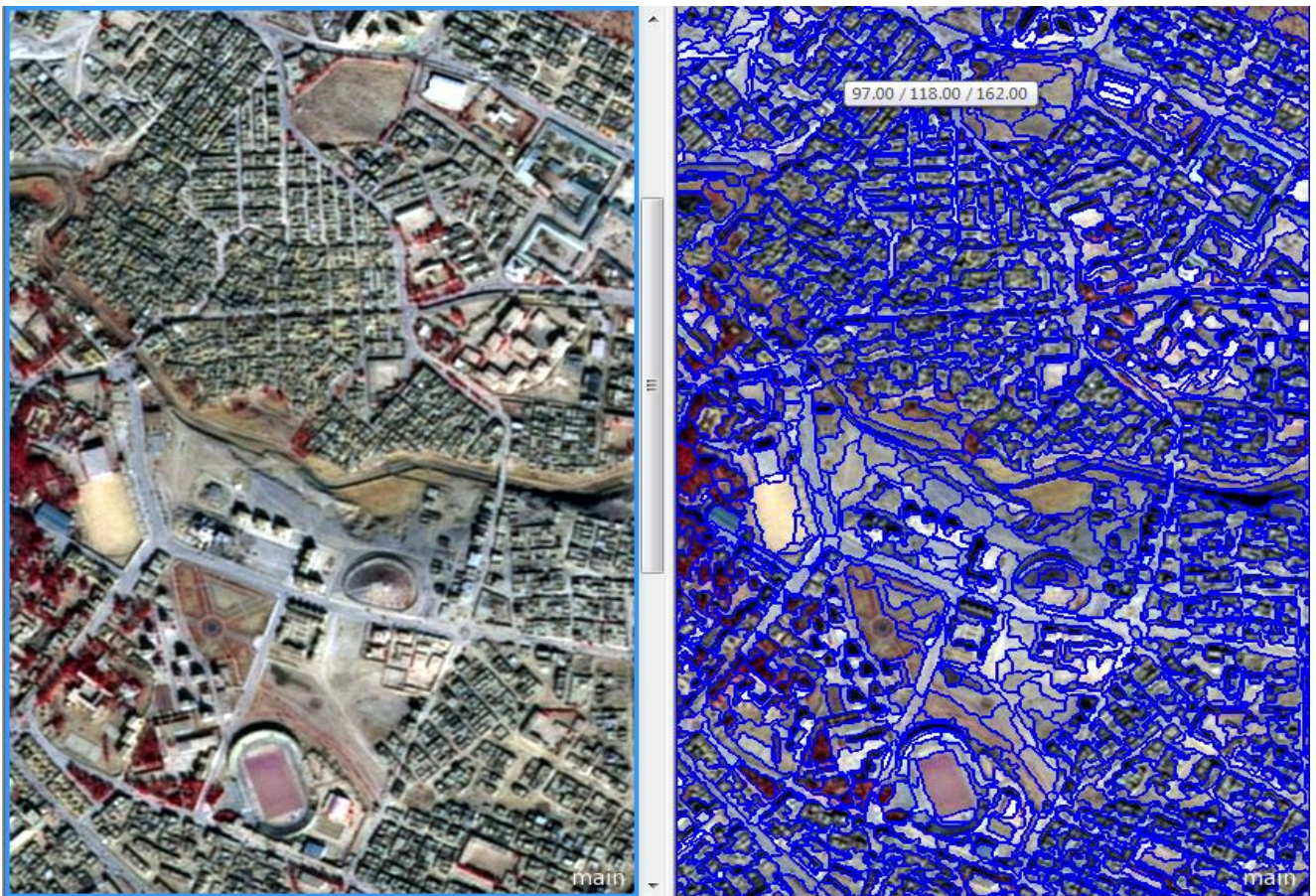


Figure III.6. Le processus de segmentation : scale=20, Shape=0.5, compactness= 0.4.

III.3.5. Classification de l'image :

III.3.5.1. L'identification des objets :

Afin de classifier les objets obtenus, tout d'abord, nous avons à utiliser des indices (features) pour les identifier et faire la distinction. Les indices disponibles sont classées selon leur nature, notamment la radiométrie, la forme, la texture et la relation de voisinage, de relation avec la classification, et y'en a les indices personnalisées que nous avons introduits (NDVI, DVI, ect...).

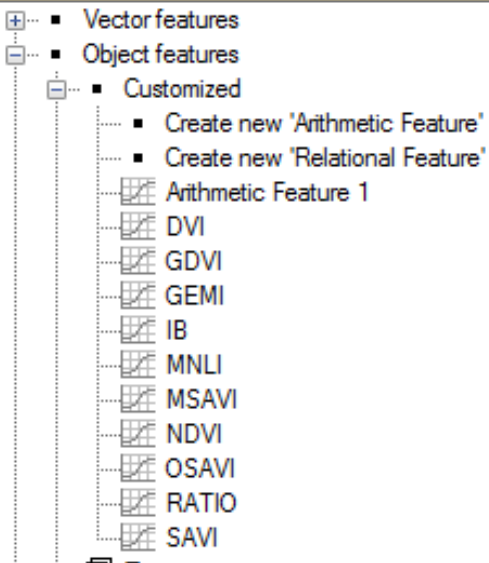
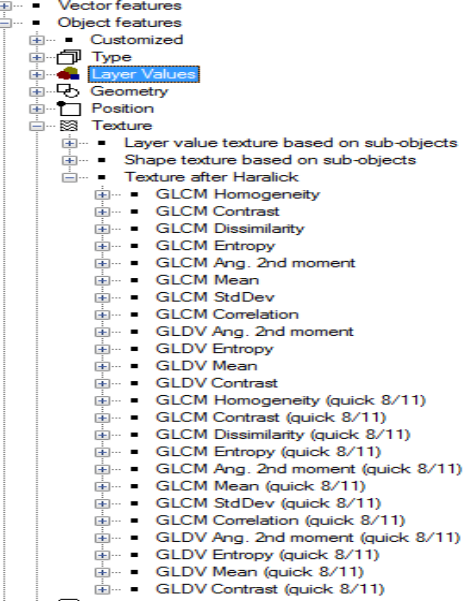
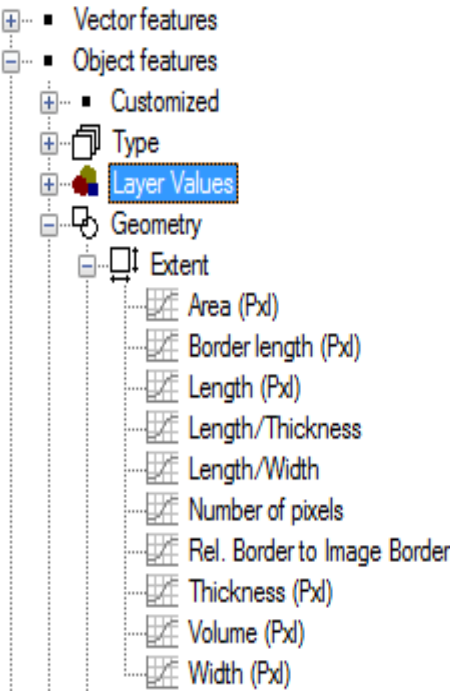
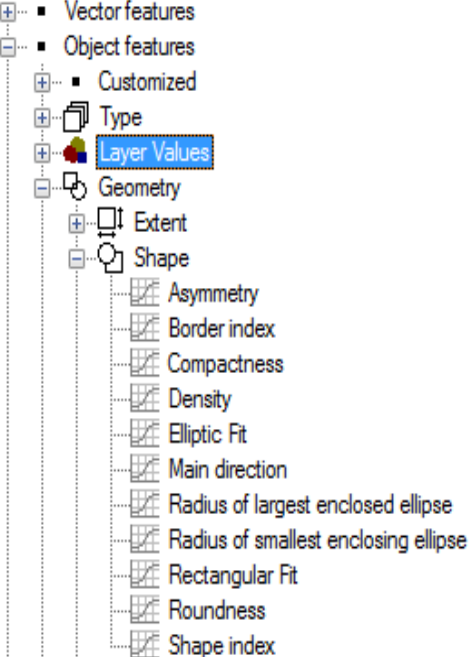
| Les indices personnalisés | Les indices de texture |
|--|--|
|  <ul style="list-style-type: none"> Vector features Object features <ul style="list-style-type: none"> Customized <ul style="list-style-type: none"> Create new 'Arithmetic Feature' Create new 'Relational Feature' Arithmetic Feature 1 DVI GDVI GEMI IB MNLI MSAVI NDVI OSAVI RATIO SAVI |  <ul style="list-style-type: none"> Vector features Object features <ul style="list-style-type: none"> Customized <ul style="list-style-type: none"> Type Layer Values Geometry Position Texture <ul style="list-style-type: none"> Layer value texture based on sub-objects Shape texture based on sub-objects Texture after Haralick <ul style="list-style-type: none"> GLCM Homogeneity GLCM Contrast GLCM Dissimilarity GLCM Entropy GLCM Ang. 2nd moment GLCM Mean GLCM StdDev GLCM Correlation GLDV Ang. 2nd moment GLDV Entropy GLDV Mean GLDV Contrast GLCM Homogeneity (quick 8/11) GLCM Contrast (quick 8/11) GLCM Dissimilarity (quick 8/11) GLCM Entropy (quick 8/11) GLCM Ang. 2nd moment (quick 8/11) GLCM Mean (quick 8/11) GLCM StdDev (quick 8/11) GLCM Correlation (quick 8/11) GLDV Ang. 2nd moment (quick 8/11) GLDV Entropy (quick 8/11) GLDV Mean (quick 8/11) GLDV Contrast (quick 8/11) |
| Les indices de géométrie | Les indices de forme |
|  <ul style="list-style-type: none"> Vector features Object features <ul style="list-style-type: none"> Customized Type Layer Values Geometry <ul style="list-style-type: none"> Extent <ul style="list-style-type: none"> Area (Pxl) Border length (Pxl) Length (Pxl) Length/Thickness Length/Width Number of pixels Rel. Border to Image Border Thickness (Pxl) Volume (Pxl) Width (Pxl) |  <ul style="list-style-type: none"> Vector features Object features <ul style="list-style-type: none"> Customized Type Layer Values Geometry <ul style="list-style-type: none"> Extent Shape <ul style="list-style-type: none"> Asymmetry Border index Compactness Density Elliptic Fit Main direction Radius of largest enclosed ellipse Radius of smallest enclosing ellipse Rectangular Fit Roundness Shape index |

Tableau III.2. Extrait des indices utilisés pour l'identification des objets.

Les indices introduits (transformations) suivants, sont parmi ceux qui ont été appliqués, afin de tester l'identification des objets, soit le DVI, GDVI, NDVI, GEMI, IB, MNLI, MSAVI, OSAVI, et le Ratio. Présentés dans le tableau III.3.

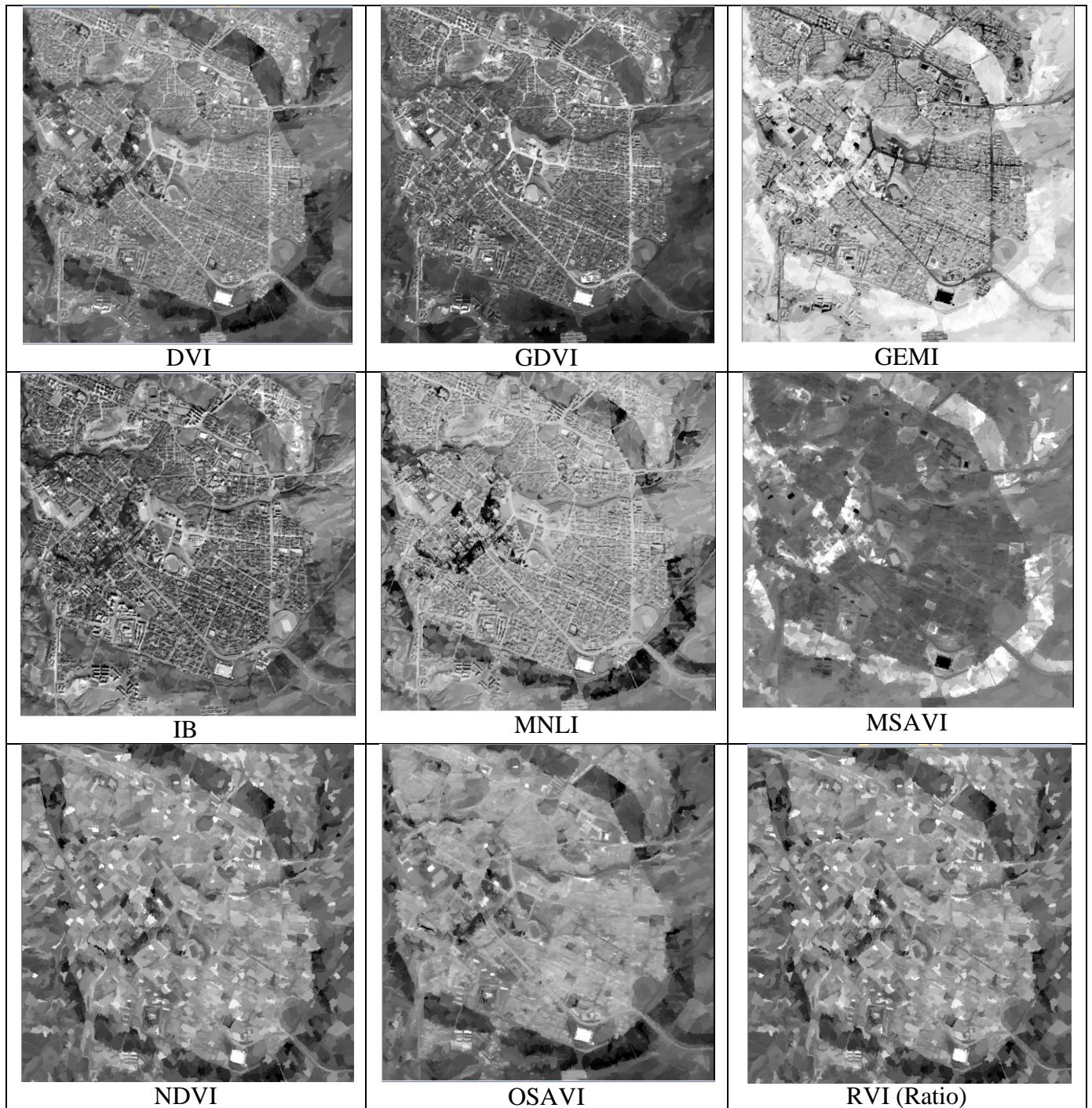


Tableau III.3. Test des indices introduits dans eCognition.

III.5.2. Les règles de connaissances :

Le tableau III.4 présente l'ensemble de règles de connaissance utilisées pour le processus de classification, l'identification des objets par chaque indice est faite par seuillage, qui peut être définis après plusieurs essais jusqu'à trouver le seuil qui identifie les objets de la même classe, cela peut être ensuite introduit à l'algorithme comme une condition, et comme ils sont nombreux (≥ 70), nous avons présenté ceux qui nous avaient servis à identifier des objets avec un minimum de confusion.

| Feature | condition | Classe | Remarque |
|---|--------------------------------------|---------------|--|
| Cotumised: MSAVI | Si MSAVI > 0 | Végétation | -Bonne détection de tout type de végétation -Manque de quelques objets Végétation en voisinage |
| Texture: GLCM, Ang, 2nd Moment, All direct° | Si GLCM < 0.0 5 | Bâti | -bonne détection du bâti -manques de quelques objets bâtis |
| Texture : GLDV Entropy, all direct° | Si GLDV \geq 3. 38 | Bâti | -récupération de quelques objets bâtis manqués |
| Texture : GLCM Mean, all direct° | Si GLCM Mean < 60 | Ombre | -détection quasi-parfaite de l'objet Ombre |
| Texture : GLCM Contrast, All direct° | Si GLCM Contrast < 55 | Sol Nu | -bonne détection des objets Sol Nu - peu d'objets Sol Nu manqués |
| Texture : GLCM correlation, All Direct° | Si GLCM correlation \leq 0.6 | Route | -bonne détection de route -mauvaise distinction entre route et cours d'eau ou les lignes de crête |
| Géométrie : Length/ Width | Si (Length/ Width) \geq 5 | Route | -Récupération des objets route ratés. |

Tableau III.4. Les règles de connaissance utilisées.

III.3.5.3. La hiérarchie des Classes :

Après avoir introduit les indices, nous les avons appliqués un par un, pour identifier chaque objet et reconnaître sa classe, ensuite, la classification a fait l'objet d'une exécution en utilisant l'algorithme de classification « assign class » une fonction d'appartenance, qui permet de faire l'attribution de chaque objet identifié à sa classe correspondante basée sur les règles de connaissances. Les classes que nous avons pu identifier sont : végétation, sol nu, route, bâti, ombre, la figure III.7 présente la hiérarchie des classes formées.

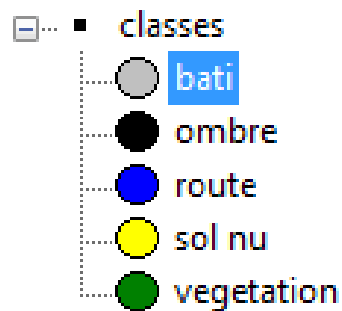


Figure III.7. La hiérarchie des classes.

Le résultat de ce processus se présente sous forme des zones colorées couvrant les objets sur la scène, les figures suivantes présentent le résultat de l'attribution de chaque objet à sa classe correspondante.

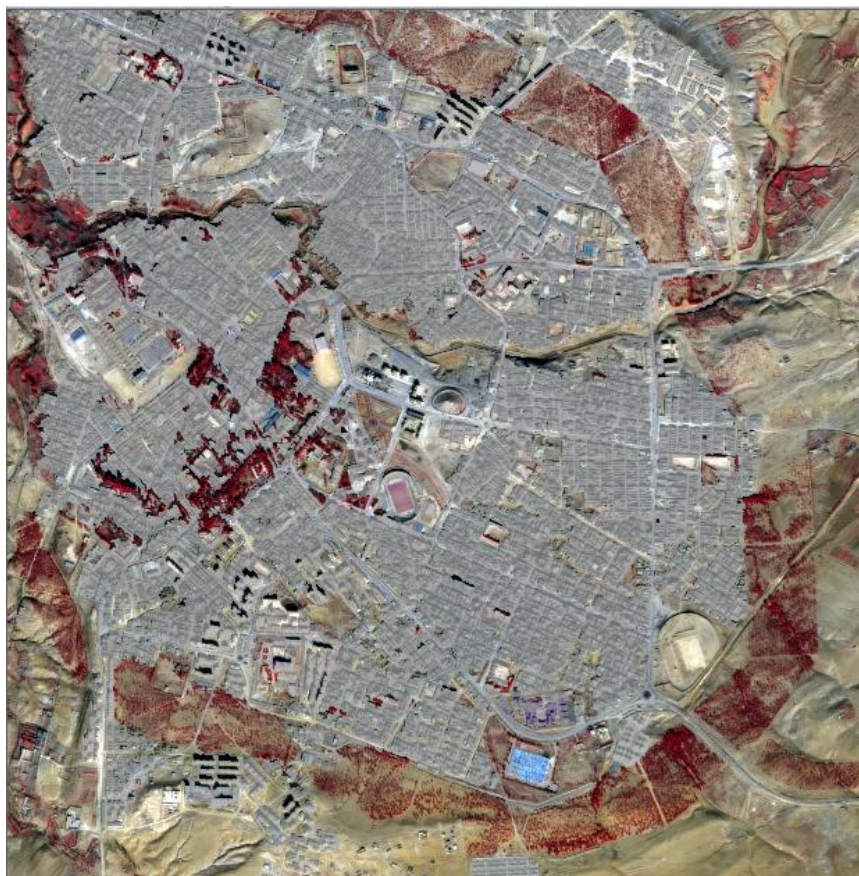


Figure III.8. La Classe Bâti.



Figure III.9. Classe Ombre, encadré et numéroté.



Figure III.10. Classe route.



Figure III.11. Classe Sol nu.



Figure III.12. Classe Végétation.

III.3.5.4.L'arbre de décision :

L'arbre de décision formée par les pros sus de segmentation et de classification, est présenté dans la figure III.13. Nous avons utilisé – après la classification- un algorithme de fusion, pour combiner les objets de même classe, afin d'avoir des zones présentables, faciles à analyser sous ArcMap...

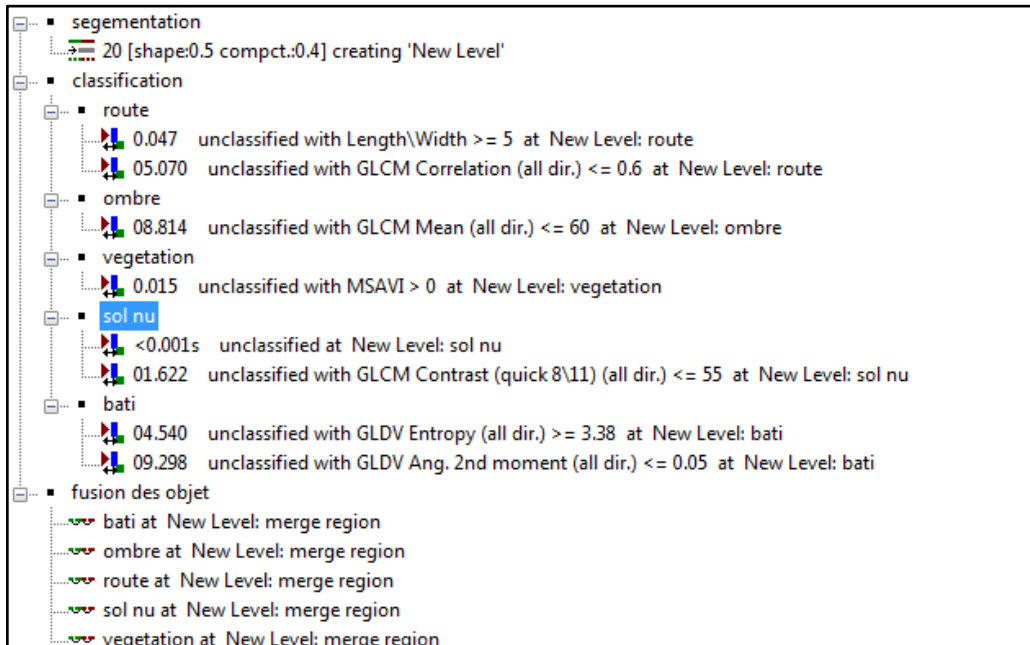


Figure III.13.L'arbre de décision final comprenant les algorithmes fournis par eCognition.

- La classe Bâti a été en première étape identifiée par la fonction de texture GLDV, ensuite elle a été complétée par la récupération des objets Bâti ratés en introduisant une deuxième règle de connaissance basée sur la fonction GLDV Entropy.
- La classe Ombre as été directement identifié par la fonction de texture GLCM Mean.
- La classe Route a été identifiée par la fonction GLCM Corrélation. Mais comme les lignes de crête ressemblent géométriquement à la route, une confusion a eu lieu, et nous avons rectifié ce résultat par l'ajout d'une deuxième règle basée sur la fonction de géométrie Lenth/Width.
- La classe Sol nu a été au début identifiée par la fonction GLCM Contraste, le reste des objets Sol nu raté a été récupéré après la classification de la végétation.
- La classe végétation a été identifiée et classifiée parfaitement par une seule fonction de l'indice de végétation MSAVI.

III.3.6. Evaluation de la classification :

Après avoir réalisé la classification d'image, il faut pouvoir évaluer la qualité du résultat. L'évaluation de la précision d'une classification est importante car elle permet de juger la fiabilité de l'information que l'on souhaite utiliser. Pour ce faire, nous pouvons commencer par une interprétation visuelle, comparant la scène avec la classification obtenue (la figure III.14).

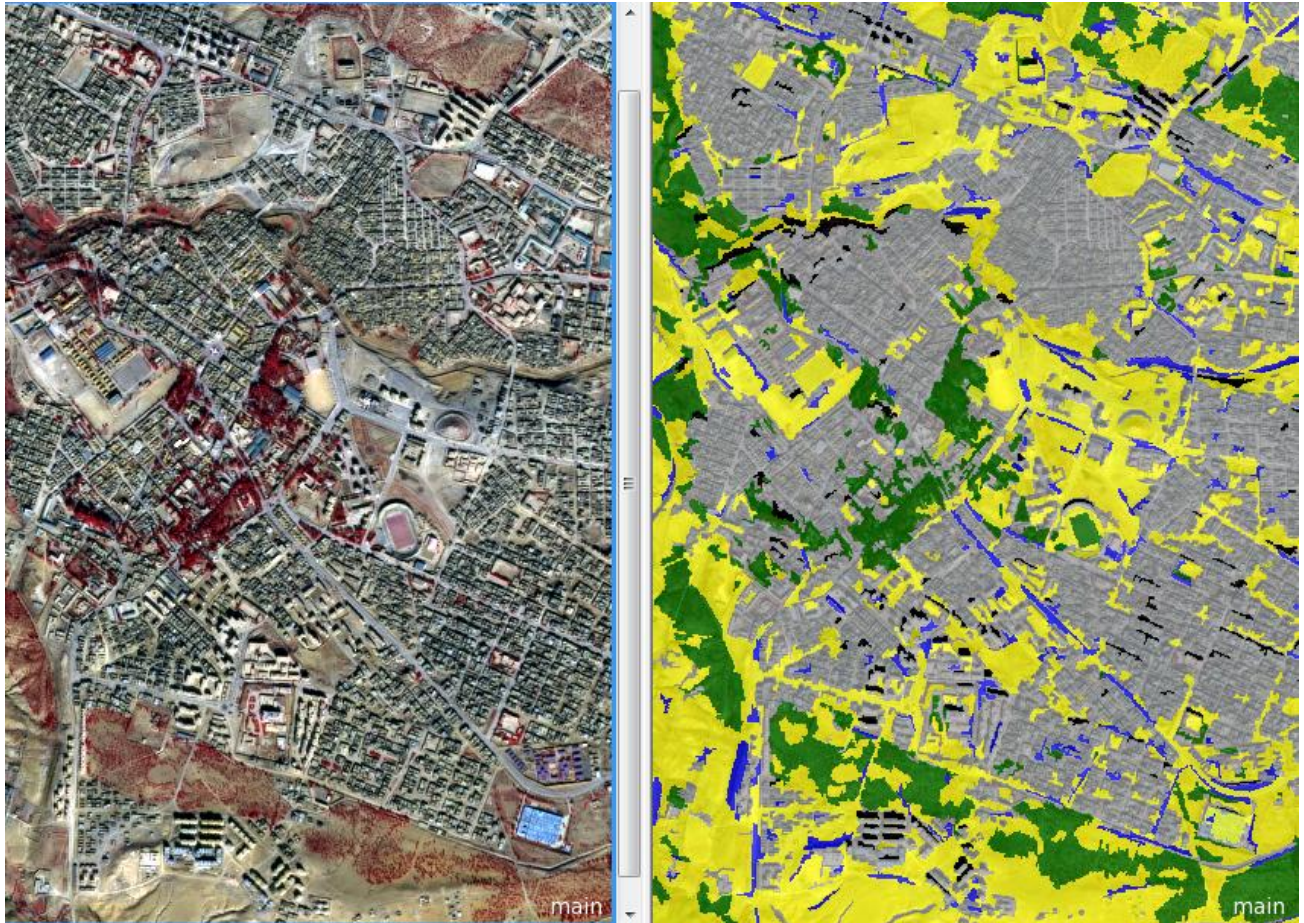


Figure III.14. Comparaison entre la scène et la classification obtenue.

L'approche la plus largement utilisée est la matrice de confusion. Derrière ce terme technique, on compare simplement deux informations : les classes obtenues par la classification et les classes correspondantes à des données de référence. Ces données de référence, considérées comme correctes, consistent le plus souvent en une interprétation visuelle d'une image de meilleure résolution que celle qui est classifiée (STÉPHANIE BONNET et al.2011).

La classification a été vérifiée à partir de la matrice de confusion basée sur des échantillons et de l'indice Kappa (Kappa index of Agreement KIA) qui compare la proportion correcte observée à la proportion correcte liée à la chance.

La précision globale de la classification correspond à la détermination de l'accord entre les données de référence et les données classifiées. À cet effet, Plusieurs échantillons de l'étude ont été choisis au hasard et leur accord avec la réalité sur le terrain a été analysé. Puis, la matrice de confusion a été générée et donnée dans la figure III.15. Cette dernière n'inclut pas seulement l'exactitude de producteur et de l'utilisateur, mais aussi les statistiques kappa sont mentionnés.

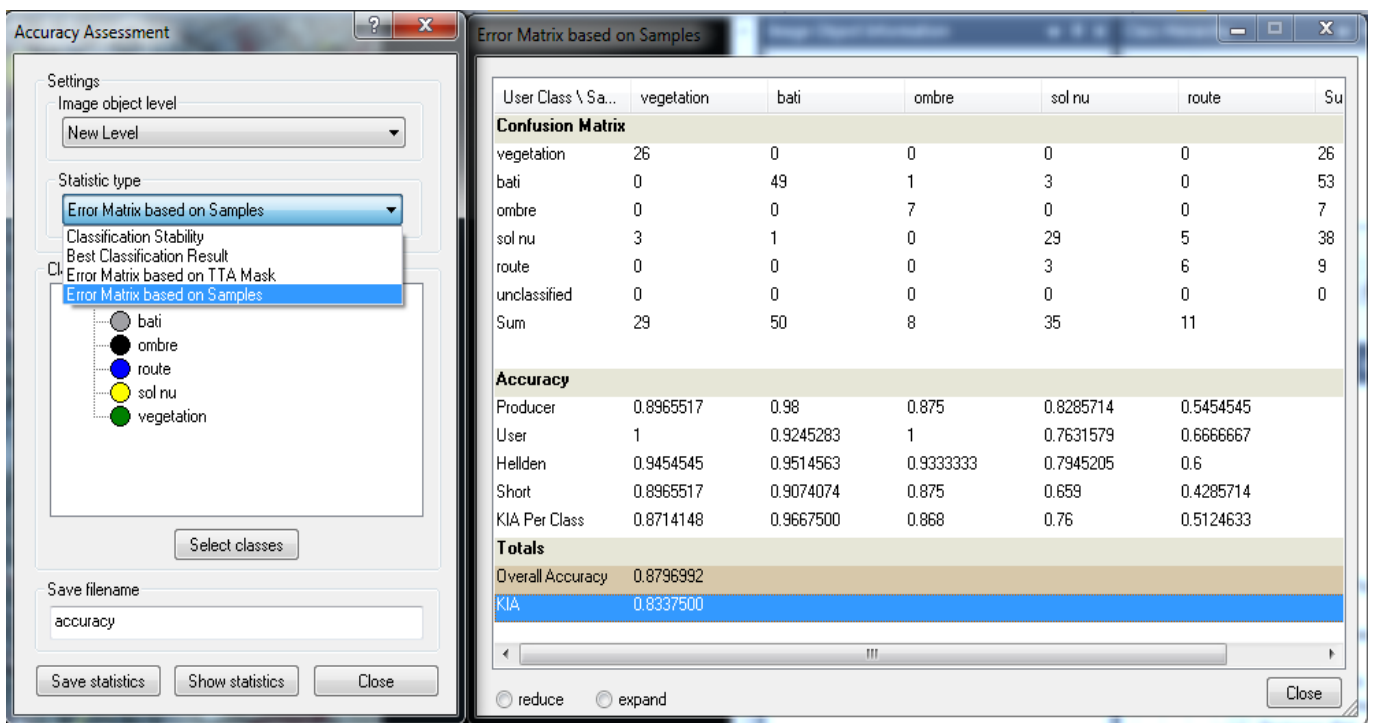


Figure III.14. La Matrice de confusion de la classification des objets.

(En colonne se trouve la couche vérité et en ligne la couche issue de la classification. L'exactitude absolue (Overall Accuracy) et l'indice Kappa sont exprimés en proportion).

III.3.7. Synthèse (Résultats et commentaires):

Par l'analyse de la matrice de confusion nous voyons clairement que la végétation a été bien identifiée et classée grâce à l'indice MSAVI. Par contre, certains objets ont été mal-classés, souvent la route, le sol nu, qui peuvent parfois avoir les mêmes valeurs spectrales (piste et sol nu), cette confusion se manifeste aussi entre les toitures (bâti) et les chaussées.

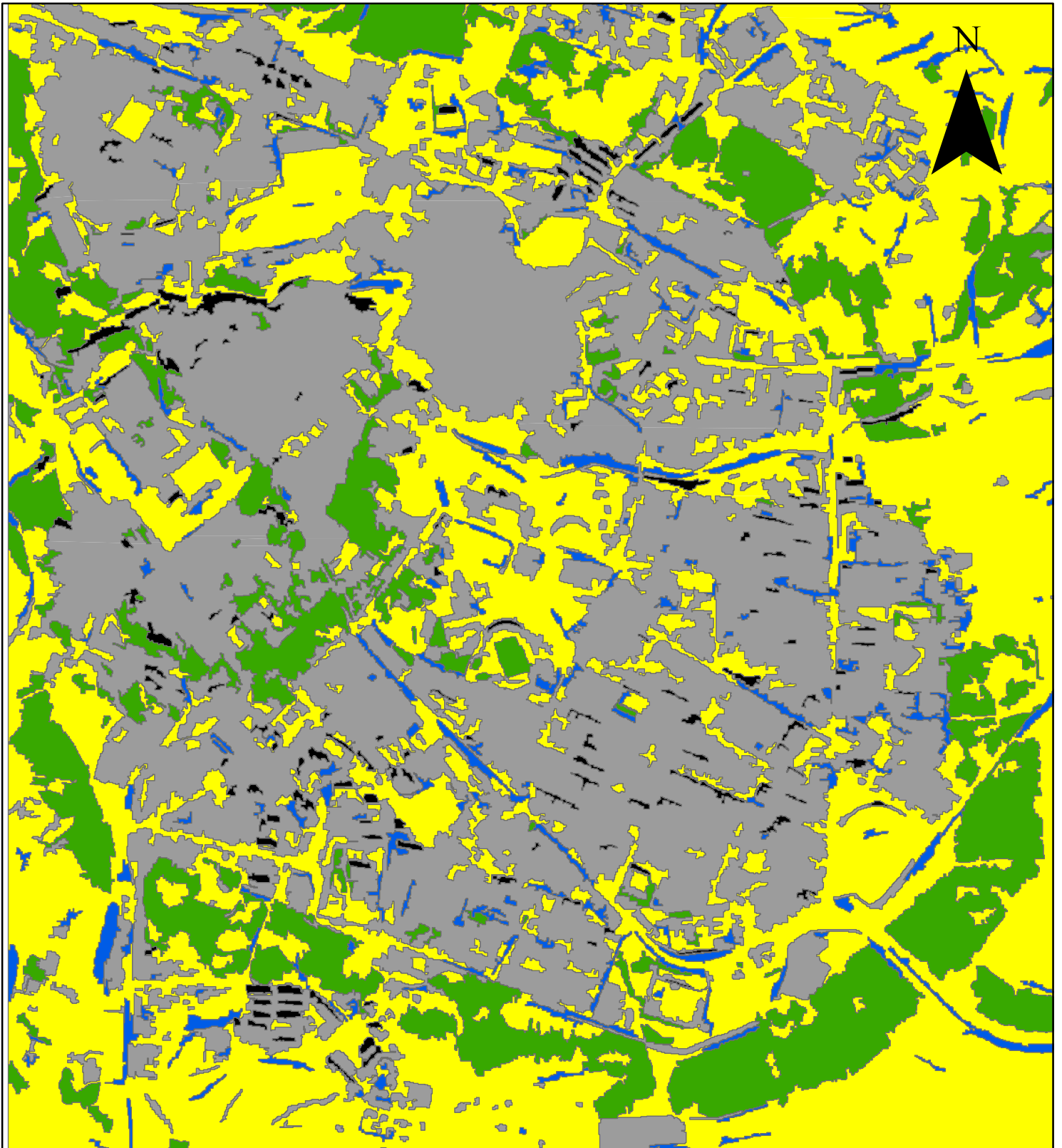
La matrice de confusion, aussi, montre une confusion en bâti, qui a été pris pour sol nu. Cela peut être justifié par le manque de la couche bleu dans l'image obtenue, qui aurait pu contribuer à l'introduction de plusieurs indices permettant d'identifier les objets, cela a limité considérablement la compétence de notre approche.

III.4.Conclusion:

Le résultat de l'approche orientée objet nous a permis de constater les différentes occupations de sol, qui a été évalué à 88% de précision globale avec un indice de Kappa égale à 0.83. Un indice kappa supérieur à 0,8 serait intéressant, Toutefois, elle reste encore basse pour des objets « complexes » tels que les bâtiments, les routes.

De plus, la qualité des règles de connaissances est dépendante de la méthode de segmentation, et étant donné une scène de 2,5 m de résolution spatiale manquée de la couche bleu et un ordinateur sans carte graphique, nous n'avons pas pu refaire la classification pour pouvoir améliorer les résultats.


carte thématique de l'occupation de sol



Legend

-  bati
-  ombre
-  route
-  sol nu
-  vegetation

0 0,125 0,25 0,5 0,75 1 Kilometers



Conclusion générale & perspectives

CONCLUSION GENERALE & PERSPECTIVES

L'objectif de ce travail était de développer une approche de classification orientée objet assez robuste pour la cartographie des zones steppiques. Dans cette étude, des algorithmes arithmétique, de géométrie, de texture, et contextuel, pour la cartographie de la zone d'étude ont été testés sur des données Spot 5.

Contrairement aux Algorithmes des méthodes de classification traditionnelles (p. ex. Plus proche voisin et minimum distance), cette approche multi-stratégique est très cohérente, elle peut être réutilisée sur d'autres zones, sans avoir modifié l'ensemble de règles de connaissance.

Les principales conclusions de cette étude peuvent être résumées comme suit :

- Une approche orienté objet a été développé pour la cartographie des zones steppique fondée sur des règles de connaissances;
- L'approche s'est avéré assez précise (environ 88%) lors de l'évaluation;
- L'approche s'est avéré être robuste et opérationnelle.

Le processus de classification utilisé adonné des résultats très satisfaisants. La possibilité d'effectuer une classification basée sur une segmentation améliore évidemment le résultat obtenu par des méthodes classiques.

En outre, l'utilisation des fonctions d'appartenance basée sur le seuillage permet de réduire le nombre de pixels mal classés. Ainsi, L'application de l'analyse orientée objet (l'approche de l'analyse de segmentation multi-résolution) sur les données de haute résolution multi spectrale de SPOT 5 a montré des résultats très prometteurs.

La discrimination entre les différentes classes de la confusion était possible à l'aide de l'information spectrale et contextuelle fournies par les échantillons issus de l'image segmentée. Toutes les étapes de l'analyse de l'image pourraient être enregistrées comme une procédure complète sous forme d'un ensemble de règles de connaissances.

Ainsi, cet ensemble de règles peut être appliqué à d'autres données du même type pour résoudre un problème particulier et ouvre des perspectives pour démontrer la faisabilité de créer des règles de connaissances des objets géographiques en milieu urbain et steppique à partir des algorithmes fournis par eCognition et des indices que nous avons introduits.

CONCLUSION GENERALE & PERSPECTIVES

Dans ce contexte, l'hypothèse est que la prise en compte de plusieurs sources de données contribue à améliorer la reconnaissance des objets. Il est envisagé :

- de tester les méthodes de segmentation existantes, d'identifier les méthodes adaptées aux images de très haute résolution spatiale et d'approfondir l'intérêt de la segmentation multi-résolution.
- d'améliorer l'identification des objets en ajoutant d'autres règles de connaissances.

Références Bibliographique :

- [1] Claude Kergomard :LA TÉLÉDÉTECTION AÉRO-SPATIALE », Ecole normale supérieure Paris. 2004.
- [2] Centre canadien de télédétection : Notions fondamentales de télédétection.
- [3] Idrissa COULIBALY : DÉTECTION DU RÉSEAU ROUTIER À PARTIR DES IMAGES SATELLITAIRES À LA SUITE D'UNE CATASTROPHE MAJEURE. Mémoire. 2013
- [4] Blaser :Apport de la teledetection à la conception et à la mise a jour des plans d'aménagement.Mémoire.1992.
- [5] *Thi-Thanh-Hiên Pham, Dong-Chen He : CLASSIFICATION ORIENTEE OBJET D'UNE IMAGE QUICKBIRD DE LA VILLE DE HANOI (VIETNAM) : ETUDE EMPIRIQUE DES PARAMETRES DE SEGMENTATION.Publication.2009.*
- [6] *Hakan Alphan,Hakan Doygun ,Yüksel I. Unlukaplan : Post-classification comparison of land cover using multitemporal Landsat and ASTER imagery: the case of Kahramanmaraş, Turkey.2007.*
- [7] Cite Web :<http://gisgeography.com> : Image Classification Techniques in Remote Sensing .Dernière Mise à jour: Dimanche le 22 janvier 2017.
- [8] *KANA Fabrice : EXPLOITATION D'IMAGES SATELLITAIRES A TRES HAUTE RESOLUTION SPATIALE GOOGLE EARTH © POUR L'EXTRACTION D'OBJETS SUR L'ENVIRONNEMENT URBAIN/ APPLIQUATION A LA VILLE YAOUNDÉ(CAMEROUN).2011.*
- [9] Trimble Germany GmbH : Trimble eCognition® Developer User Guide. 2014
- [10] Trimble Germany GmbH : eCognition® Developer Références Book.2014.
- [11] Cite Web : <http://e-cours.univ-paris1.fr> : Environnement terrestre : Les indices de végétation ,Les principaux indices de végétation.
- [12] Weicheng Wu :The Generalized Difference Vegetation Index (GDVI) for Dryland Characterization.2012.
- (1-15) Cite Web : <http://e-cours.univ-paris1.fr> : Environnement terrestre : Les indices de végétation ,Les principaux indices de végétation.