

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE
جامعة عمار ثليجي بالأغواط
UNIVERSITE AMAR TELIDJI LAGHOUAT

كلية العلوم
FACULTE DES SCIENCES
قسم البيولوجيا
DEPARTEMENT DE BIOLOGIE



Mémoire

En vue de l'obtention du diplôme de Master

Domaine : sciences de la nature et de la vie

Filière : Sciences Ecologique

Option : Ecologie Végétale

THEME

***Cartographie de l'occupation du sol au moyen des
outils spatiaux, cas du bassin versant de l'oued Isser
(Boumerdes-Algérie)***

Présenté par :

**SAADAOUI Fatima
Zohra**

Devant le jury :

Président(e) : CHAIBI Rachid

Rapporteur : BENCHETOUH AHMED

Examineur (rice)s : SOUFFI Ibtisem

LOUEIL Khadidja

Soutenu publiquement le :27/06/2018.

Sommaire

Résumé	I
Dédicace.....	II
Remerciements	III
Liste des figures.....	V
Liste des tableaux.....	VI
Liste des abréviations	VII
Introduction	1

CHAPITRE I : Apport de la télédétection pour la classification du sol

1.1. Définition de l'occupation du sol	3
1.2. La télédétection.....	4
1.2.1. Définition.....	4
1.2.2. Historique.....	4
1.2.3. Principe de la télédétection.....	5
1.2.3.1. Réflectance solaire.....	5
1.2.4. Processus de la télédétection.....	6
1.2.4.1. Source d'énergie.....	7
1.2.4.2. Les interactions du rayonnement avec l'atmosphère	7
1.2.4.3. Les interactions du rayonnement avec la surface terrestre	7
1.2.4.4. L'enregistrement du signal par le capteur satellitaire	7
1.2.4.5. La transmission et la réception des données.....	7
1.3. Les différents types de traitement appliqué sur une image satellitaire.....	7
1.3.1. Les prétraitements.....	7
1.3.1.1. La correction géométrique.....	7
1.3.1.2. La correction radiométrique.....	8
1.3.2. L'amélioration de l'image	8
1.3.2.1. Amélioration de contraste	8
1.3.3. Les transformations	8
1.3.3.1. L'Analyse en composantes principales (ACP).....	8
1.3.3.2. L'indice de végétation (NDVI).....	9
1.4. Les domaines d'application de la télédétection.....	9

Sommaire

1.5. Etat de l'art des méthodes de classification de l'occupation du sol.....	9
1.5.1. Les méthodes de Classification.....	10
1.5.1.1. Approche radiométrique (par pixel)	10
1.5.1.1.1. Classification non supervisée.....	10
1.5.1.1.2. Classification supervisée.....	12
1.5.1.1.3. L'étape post-classification.....	15
1.5.2. Approche Orientée Objet.....	15
1.5.2.1. Segmentation de l'image.....	16
1.5.2.1.1. Méthodes ascendantes.....	16
1.5.2.1.2. Méthodes descendantes.....	18
1.5.2.1.3. Méthode de segmentation par des algorithmes de remodelage.....	20
1.5.2.2. Classification.....	20
1.6. La processus de classification.....	21
1.6.1. Pertinence de classification.....	22
1.6.1.1. Calcul de matrice de confusion.....	22
1.6.1.2. Calcul de l'indice kappa.....	22

CHAPITRE II:Matériel et méthode

2.1. Présentation de la zone d'étude.....	23
2.1.1. Situation géographique.....	23
2.1.2. Caractères physiographiques du milieu.....	24
2.1.2.1. Géologie du bassin versant.....	24
2.1.2.2. La topographie.....	25
2.1.2.3. Les courbes des niveaux.....	25
2.1.2.4. Les pentes.....	26
2.1.2.5. Expositions.....	27
2.1.2.6. Le réseau hydrographique et localisation des ravinements.....	29
2.1.2.6.1. Délimitation du bassin versant.....	29
2.1.3. Les données climatiques.....	30

Sommaire

2.1.3.1. Modélisation des paramètres climatiques.....	30
2.1.3.2. Climat.....	31
2.1.4. Les données spatiales.....	32
2.1.5. Les logiciels utilisés.....	32
2.1.5.1. Logiciel ENVI4.7.....	32
2.1.5.2. Logiciel Arcgis version 10.....	33
2.1.6. La mise en application de différentes classifications.....	33
2.1.6.1. Classification non supervisée.....	34
2.1.6.2. Classification supervisée.....	39
2.1.6.3. Classification orientée objet.....	42

CHAPITRE III: Résultat et discussion

3.1. Classification non supervisée.....	45
3.1.1. Méthode d'Isodata.....	45
3.1.2. Méthode de K-means.....	46
3.2. Classification supervisée.....	47
3.2.1. La méthode de parallélépipède.....	47
3.2.2. La méthode de Maximum vraisemblance Likelihood.....	48
3.2.3. La méthode mahalanobis.....	49
3.3. Classification orientée objet.....	50
Conclusion.....	53
Références bibliographiques.....	58

Résumé

L'apparition des images à très haute résolution spatiale (TRHS) et l'évolution croissante des outils spatiaux offrent une nouvelle source de l'information terrestre. En Algérie où le changement du milieu rural se déroule à grande vitesse avec des bases de données sont rares ou inaccessibles, l'utilisation de l'approche orientée-objet en combinaison avec les images satellites devient une vision alternative pour l'évaluation de l'environnement. Dans cette étude, nous avons effectué une procédure de l'extraction des objets de l'utilisation du sol à partir d'une image Sentinel-2 à l'aide de plusieurs algorithmes à savoir, k-means, Isodata (non supervisée), parallélépipède, mahalanobis et likelihood (supervisée) et orientée objet. Bien que, la faible résolution spectrale de l'image utilisée, l'approche orientée objet donne les résultats pertinents et encourageants dans le cadre de la cartographie spatiotemporelle de l'utilisation du sol, à l'exception de quelques objets terrestres isolés et ayant une taille inférieure à la taille de pixel de l'image (30 mètres) (arbres isolées, habitat rural, rues, ... etc.). Les résultats obtenus de 5 classes d'occupation, plan d'eau, végétation, forêt, bâtie et sol nu donnent respectivement les taux suivants : 0,4%, 27,9%, 60,1%, 0,4% et 11,3%.

Mots clés : orientée objet, supervisée, non supervisée, Sentinel-2.



Dédicace

Merci Allah (mon dieu) de m'avoir donné la capacité d'écrire et de réfléchir, la force d'y croire, la patience d'aller jusqu'au bout du rêve et le bonheur

A l'homme de ma vie, mon exemple éternel, mon soutien moral et source de joie et de bonheur, celui qui s'est toujours sacrifié pour me voir réussir, à toi mon père

Madani

A la lumière de mes jours, la source de mes efforts, la flamme de mon cœur, ma vie et mon bonheur ; maman que j'adore.

A mes frères : *ABDELLAH, NASREDINE* et mes sœurs : *NADJIA*

A les familles : *LOUEIL, KAABOUCHE*

Et mes amis:

***SAFIA, HANAN, ZINAB, TERKIA, MARIEM
FATIMA***

Et tous mes amis et mes collègues

khadidja



Dédicaces

Je dédie ce modeste travail :

*A mon père "Ahmed " du quel j'appris le vrai sens de la vie : la
résistance, la Persévérance et la prudence.*

*A ma mère "Mchara Aicha ", cette réserve d'amour, de tendresse,
de patience et de Générosité.*

*A Mon grand-père et grand-mère, mes frères et sœurs : Khaira,
Habiba, Mbarka, Khadidja, Donya, hadjira, Halima, Sasi,
Abdelkader, Mohamed, Mustapha, Nouredin, surtout mon
chéré Abderrazak*

*A toute la famille Saadaoui, Mchara A toutes mes amies intimes
surtout : Herouala Fatna, Larabi Donya, Sakina, Mahdjouba,
Soumia, Kkeira, Sara.*

À tous les étudiants de la promotion 2017/2018

FATIMA ZOHRA

*R*emerciement

Tout d'abord nous remercions Dieu, le tout poussant de nous avoir guidés sur la bonne voie, vers le savoir et la lumière. Au terme de ce modeste travail, nous adressons nos sincères remerciements à :

Mr. BEN CHATTOUH A, directeur de thèse, Maître Assistant au département de biologie, et DJABALLAH A, coencadreure de thèse, Maître Assistant au département de génie civil de l'Université Amar Thelidji Laghouat, qui nous a proposé ce sujet et nous a dirigé pour sa bonne Réalisation, nous lui exprimons nous sincères gratitude pour sa disponibilité à notre égard, pour ses conseils, pour ses orientations et pour son aide dans la rédaction du Mémoire.

Et jury, qui est d'examiner notre Travail.

Nous remercions à tous nos amies et nos professeurs du Département de biologie.

En fin, nous tenons à remercier tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

Liste des Figures

Figure 01: Processus d'élaboration des COS.....	3
Figure 02 : Le processus de la télédétection spatiale.....	6
Figure 03 : Le parallélépipède est lié par des valeurs minimales et maximales de point dans la classe	12
Figure 04: Médiatrices reliant les barycentres des classes.....	13
Figure 05: Méthode SAM à deux dimensions.....	15
Figure 06: Principes de la segmentation multi-résolution.....	17
Figure 07 : Segmentation d'échiquier.....	19
Figure 08: Schéma dans le processus de classification adoptée.....	21
Figure 09: Localisation de la zone d'étude.....	23
Figure 10 : Les courbes de niveau.....	26
Figure 11: Carte des pentes (%)......	27
Figure 12 : Carte d'exposition des reliefs.....	28
Figure 13 : Carte de réseau hydrographique du bassin versant de l'oued Isser.....	30
Figure 14 : Diagramme méthodologique de la classification du sol.....	34
Figure 15 : Le choix de la classification Iso Data.....	35
Figure 16 : Le choix d'une partie d'image.....	35
Figure 17 : Enregistrement dans un document.....	36
Figure 18 : La classification non supervisée par la méthode Iso Data.....	36
Figure 19 : Le choix des nombres des classes.....	37
Figure 20 : Le choix de classe color mapping.....	37
Figure 21 : Le choix des couleurs et nommé les classes.....	38
Figure 22 : Enregistrement les changements.....	38
Figure 23 : La classification non supervisée par la méthode K-means.....	38
Figure 24 : Le choix de la classification parallélépipède.....	39
Figure 25 : Le choix d'une partie d'image.....	39
Figure 26 : Enregistrement dans un document.....	40
Figure 27 : La classification supervisée par la méthode parallélépipède.....	40
Figure 28 : Le choix de la classification Maximum de vraisemblance Likelihood.....	41
Figure 29 : Image de classification supervisée par la méthode Maximum de vraisemblance.....	41
Figure 30 : Image de classification supervisée par la méthode de Mahalanobis Distance.....	42

Figure 31 : Les paramètres de segmentation.....	42
Figure 32 : Segmentation l'image par eCognition.....	43
Figure 33 : Carte d'occupation du sol par la classification non supervisée algorithme Isodata.....	45
Figure 34 : Carte d'occupation du sol par la classification non supervisée algorithme K-means.....	46
Figure 35 : Carte d'occupation du sol par la classification non supervisée algorithme parallépipède.....	47
Figure 36 : Carte d'occupation du sol par la classification non supervisée algorithme Maximum de vraisemblance likelihood.....	48
Figure 37 : Carte d'occupation du sol par la classification non supervisée algorithme mahalanobis distance.....	49
Figure 38 : Carte d'occupation du sol par la classification orientée objet.....	50
Figure 39 : Les résultats d'occupation du sol par les différentes classifications.....	51

Liste des tableaux

Tableau 01: les classes de pente de la zone d'étude.....	27
Tableau 02 : surface des orientations des reliefs.....	29
Tableau 03: caractéristiques des stations pluviométriques.....	31
Tableau 04 : Caractéristiques spectrales et spatiales du satellite sentinel- 2.....	32
Tableau 05: Les règles sur les caractéristiques.....	44
Tableau06: Extraction de l'occupation du sol par la classification non supervisée (Isodata).....	45
Tableau07 : Extraction de l'occupation du sol par la classification non supervisée (K-means).....	46
Tableau08 : Extraction de l'occupation du sol par la classification supervisée (parallélépipède).....	47
Tableau09 : Extraction de l'occupation du sol par la classification supervisée Maximum de vraisemblance (likelihood).....	48
Tableau10 : Extraction de l'occupation du sol par la classification supervisée (mahalanobis).....	49
Tableau11 : Extraction de l'occupation du sol par la classification orientée objet.....	50

Liste des abréviations

ACP:Analyse en Composantes Principales
BV: Bassin Versant
COS :Carte d'Occupation du Sol
ENVI:Environment for Visualising Image
HRS:Haute Résolution Spatiale
Km: Kilomètre
m:mètre
MS: Multi Spectrales
NDVI:Indice de végétation par Différence Normalisée
°C : Degrés Celsius
OO: Oriente Objet
PIR: Canal Proche Infra-Rouge
R: Canal Rouge
SAM: Spectral Angle Mapper
SID:Spectral Information Divergence
SIG: Systèmes d'Information Géographique
SVM:Support Vecteur Machine
THRS:Très Haute Résolution Spatiale
UTM: Universal Transverse Mercator
WGS84: World Geodetic System (revision de 1984)
% : Pourcent

INTRODUCTION
GENERALE

Introduction générale

En Algérie, le peu de connaissances disponibles sur la répartition et l'état des végétations a conduit les cartographes à favoriser les études dans ce domaine. La télédétection, étant donné les progrès réalisés tant sur le plan de la qualité des images que des performances des procédures de classification, est considérée comme une alternative de plus en plus fiable pour y parvenir. C'est dans ce contexte que s'est mise en place cette étude dont l'objectif est d'établir une méthode de cartographie des grands types de végétations du Nord de l'Algérie et plus précisément dans la région du bassin versant d'Isser. Cette méthode doit être reproductible et permettre à la fois de répondre à un besoin de couverture de grands territoires et en même temps d'aider à l'identification et à la gestion des végétations sur le terrain.

L'apparition de l'imagerie satellite à très haute résolution spatiale (THRS), issue de *Ikonos* (Bhaskaran et al., 2010), *WorldView-2* (Jia et al., 2013), *Spot-5* (Achbun et al., 2013; Kassouk et al., 2014) ou *Quickbird* (Pham et He, 2015), ouvre de nouvelles applications en télédétection. Elle permet la mise à jour des bases de données spatiales d'une région donnée. La terre émergée est extrêmement hétérogène tant au niveau spatial qu'au niveau spectral. La complexité spatiale se manifeste par la densité et la diversité des objets qui s'y trouvent. La résolution spectrale, à l'intérieur d'une classe d'occupation du sol, augmente quand la taille de pixel est réduite, comme dans le cas des capteurs à THRS (Pham et He, 2015). La classification par pixels n'est pas capable de séparer les classes d'occupation des sols. Cela confirme que l'information spectrale à elle seule, y compris celle obtenue avec des images THRS, est insuffisante pour discriminer les objets terrestres (Guindon, 1997). 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, est basée sur la création d'objets d'image (Hay et Castilla, 2006). Plusieurs auteurs montrent que cette approche donne de meilleures cartographies géomorphologiques (Jia et al., 2013), géologiques ou lithologique (Kassouk et al., 2014; Hereher et Shehta, 2017) ainsi que celles de l'utilisation des terres (Bhaskaran et al., 2010; Achbun et al., 2013).

L'objectif de cette étude est d'évaluer les potentialités qu'offre l'imagerie satellitaire à haute et très haute résolution spatiale pour la cartographie des grands types de végétation

de la région d'Isser. Pour ce faire, une image issue de sentinel-2 acquise durant la saison printanière en 2016 fera l'objet de notre travail. Une panoplie de classifications à savoir; la classification supervisée, non supervisée et orientée objet sera mise en évidence.

A cet effet, notre document est organisé comme suit:

Un premier chapitre abordera l'apport de la télédétection dans la cartographie du sol ainsi que les différentes méthodes de classification et leurs algorithmes utilisés dans chaque méthode.

Le second, décrit le matériel utilisé et les méthodes adoptées.

Le dernier chapitre exposera les résultats obtenus avec une discussion mettant en évidence les inconvénients et les avantages de chaque méthode pour des fins cartographiques.

CHAPITRE I

*Apport de la télédétection
pour la classification du sol*

1.1. Définition de l'occupation du sol

L'occupation du sol est une description physique de l'espace. Elle est définie comme la couverture biophysique de la surface des terres émergées. On distingue ainsi plusieurs catégories biophysiques : la végétation (arbres, buissons, champs, pelouses), les sols nus (même s'il s'agit d'un manque de couverture), les surfaces dures (roches, bâtiments), les surfaces humides et les plans d'eaux intérieures. Par conséquent, l'occupation des sols est « observée », c'est-à-dire scrutée par différentes « sources d'observation » situées à plus ou moins grande distance de la surface terrestre : l'œil humain, les photographies aériennes, les sondes satellites (FAO, 1998).

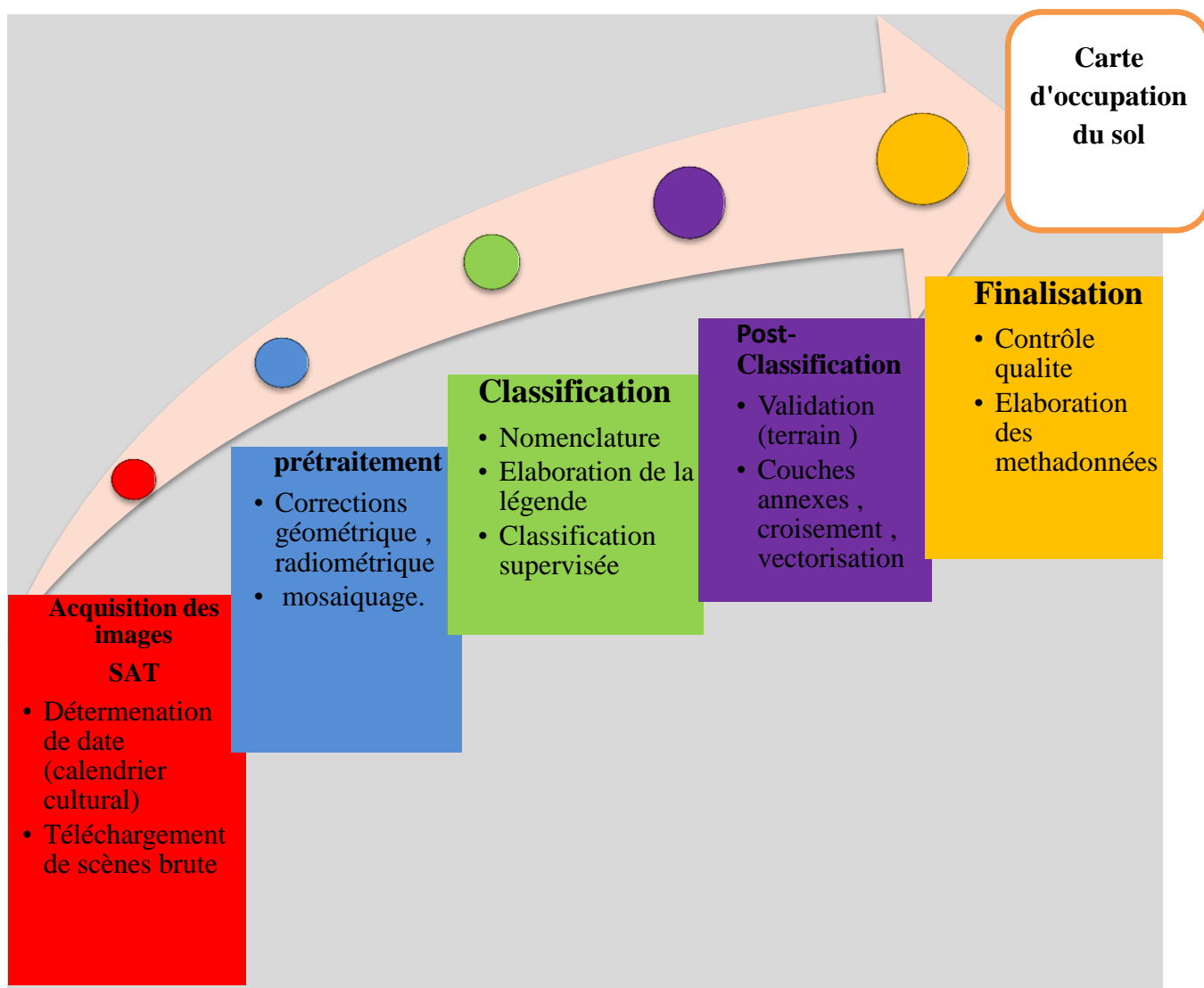


Figure 01: Processus d'élaboration des COS

1.2. La Télédétection

1.2.1. Définition

La Télédétection est une technique qui permet, à l'aide d'un capteur, d'observer et d'enregistrer le rayonnement électromagnétique émis ou réfléchi par une cible quelconque sans contact direct avec celle-ci. Le traitement et l'analyse des informations véhiculées par le rayonnement enregistré permettent d'accéder à certaines propriétés de cette cible: géométriques (position, forme et dimensions), optiques (réflexion, transmission, absorption, etc.) et physico-chimiques (température, teneur en eau, chlorophylle foliaire, phyto-masse, matière organique du sol,...) (Soudani, 2005 et Benlinani, 2007).

1.2.2. Historique

L'histoire des techniques de la télédétection peut être découpée en cinq grandes époques

1. De 1856, date à laquelle, pour la première fois, un appareil photographique a été installé de façon fixe à bord d'un ballon, à la première guerre mondiale, se déroule l'époque des pionniers, pendant laquelle sont explorées les possibilités de la photographie aérienne verticale pour la cartographie ; les lois fondamentales de la stéréoscopie et de la photogrammétrie sont découvertes à la fin du XIXe siècle.

2. De la première guerre mondiale à la fin des années 50, la photographie aérienne devient un outil opérationnel pour la cartographie, la recherche pétrolière, la surveillance de la végétation. On assiste à un progrès continu de l'aviation, des appareils photographiques et des émulsions (couleur, infrarouge noir et blanc, infrarouge fausse couleur). Les méthodes de la photo-interprétation sont précisées et codifiées.

3. La période qui commence en 1957 et s'achève en 1972 marque les débuts de l'exploration de l'Espace et prépare l'avènement de la télédétection actuelle. Le lancement des premiers satellites, puis de vaisseaux spatiaux habités à bord desquels sont embarqués des caméras, révèle l'intérêt de la télédétection depuis l'espace. Parallèlement, les radiomètres-imageurs sont mis au point et perfectionnés, de même que les premiers radars embarqués à bord d'avions. La première application opérationnelle de la télédétection spatiale apparaît dans les années 60 avec les satellites météorologiques de la série ESSA.

4. Le lancement en 1972 du satellite ERTS (rebaptisé ensuite Landsat 1), premier satellite de télédétection des ressources terrestres, ouvre l'époque de la télédétection moderne. Le développement constant des capteurs et des méthodes de traitement des

données numériques ouvre de plus en plus le champ des applications de la télédétection et en fait un instrument indispensable de gestion de la planète, et, de plus en plus, un outil économique.

5. Depuis les années 70, on assiste à un développement continu de la télédétection, marqué notamment par :

- l'augmentation de la résolution spatiale des capteurs.
- la diversification des capteurs qui utilisent des domaines de plus en plus variés et spécialisés du spectre électromagnétique.

Dans les années 90, on assiste ainsi à la multiplication des satellites équipés de capteurs actifs, radars en particulier. Dans le domaine du rayonnement visible et infrarouge, les capteurs à très haute résolution spectrale sont aujourd'hui d'utilisation courante dans leur version aéroportée et font leur apparition à bord de satellites.

- la diffusion des données sur une base commerciale, envisagée dès le lancement du programme SPOT en 1986, se traduit aujourd'hui par le lancement de satellites de télédétection par des sociétés privées. Les données de télédétection deviennent l'objet d'un marché concurrentiel. La diffusion accélérée et l'augmentation de la puissance des ordinateurs contribuent de façon continue à promouvoir de nouvelles méthodes d'utilisation des données toujours plus abondantes que fournit la télédétection spatiale (Gueye, 2013).

1.2.3 Principe de la télédétection

Ce type de méthode d'acquisition utilise normalement la mesure des rayonnements électromagnétiques émis ou réfléchis des objets étudiés dans un certain domaine de fréquence (infrarouge, visible, micro-ondes). Ceci est rendu possible par le fait que les objets étudiés (plantes, maisons, surfaces d'eau ou masses d'air) émettent ou réfléchissent du rayonnement à différentes longueurs d'onde et intensités selon leur état. Certains instruments de télédétection utilisent des ondes sonores de façon similaire, et d'autres mesurent des variations dans des champs magnétiques ou gravitaires (Denis, 2013).

1.2.3.1. Réflectance solaire

La réflectance solaire se définit comme le rapport entre l'énergie solaire réfléchie et l'énergie solaire incidente sur une surface terrestre (Energie Solaire Réfléchie / Energie

Solaire Incidente Par exemple, une réflectance de 100% signifie que la surface en question réfléchit toute l'énergie solaire dans l'atmosphère et n'en absorbe aucune fraction.

1.2.4. Processus de la télédétection

D'après UVED (2008), l'observation de la terre par les satellites peut être décomposée en cinq étapes ou processus, depuis la source d'énergie qui éclaire la surface terrestre jusqu'à la réception des données par la station satellite au sol.

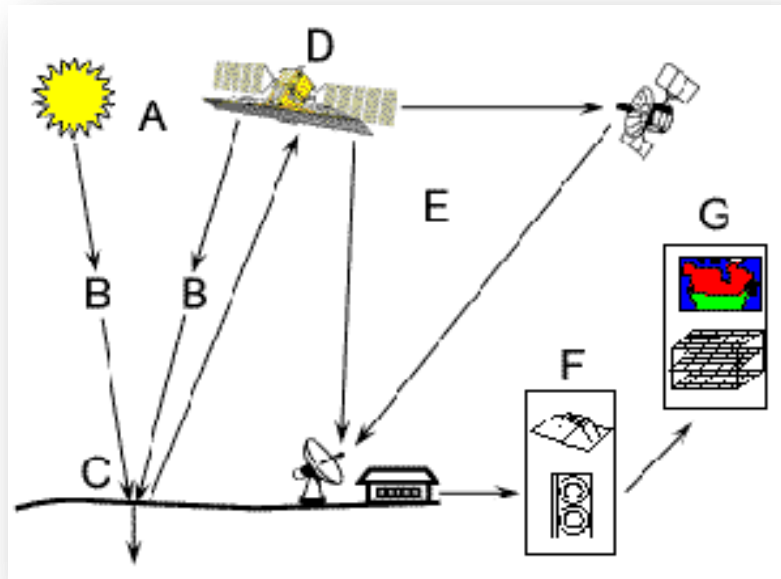


Figure 02 : le processus de la télédétection spatiale.

A:une source d'énergie ou d'illumination

B:Interactions entre le rayonnement et l'atmosphère tout au long du trajet source-cible et cible-capteur

C: Interactions avec la cible, la transmission, la réflexion et l'absorption.

L'émission est à considérer comme un phénomène à part.

D:Enregistrement du signal par le capteur

E:Transmission, Réception, et Traitement

FetG:Traitements, analyses, interprétation et applications (cours Master 2).

1.2.4.1. Source d'énergie

Trois sources d'énergie sont utilisées en télédétection à savoir le soleil, la surface terrestre (domaine thermique ou celui des micro-ondes passives) et le capteur satellite (domaine des hyperfréquences).

1.2.4.2. Les interactions du rayonnement avec l'atmosphère

Lors de son trajet de la source d'énergie vers la surface terrestre, puis de la surface vers le capteur satellitaire, le rayonnement interagit avec l'atmosphère.

1.2.4.3. Les interactions du rayonnement avec la surface terrestre

Lorsque le rayonnement parvient à la surface de la Terre, il va interagir avec celle-ci.

La nature des interactions est fonction à la fois du rayonnement et des propriétés spectrales des surfaces. L'énergie réfléchi, émise ou rétrodiffusée par la surface de la terre est captée puis enregistrée et discrétisée au niveau du capteur satellitaire (Abdelbaki, 2012).

1.2.4.4. L'enregistrement du signal par le capteur satellitaire

L'énergie réfléchi, émise ou rétrodiffusée par la surface de la terre et captée puis enregistrée et discrétisée au niveau du capteur satellitaire.

1.2.4.5. La transmission et la réception des données

Une fois l'énergie reçue par le capteur, elle est transmise vers une station de réception et de traitement où elle est convertie en données numériques (Abdelbaki, 2012).

1.3. Les différents types de traitement appliqués sur une image satellitaire

1.3.1. Les prétraitements

1.3.1.1. La correction géométrique

La correction géométrique d'une image est généralement destinée à la mise en projection géographique. Cette opération crée une nouvelle image géo-référencée et superposable à un plan cartographique. Cette étape est essentielle car elle permet la superposition des images entre elles d'une part et avec les documents cartographiques existants dans le même système de projection d'autre part. Pour le redressement de nos images, on se base sur la méthode polynomiale par choix de points d'appui. La projection cartographique utilisée est l'UTM 58 S WGS 72. Chacune des scènes LANDSAT TM est recalée par rapport à des cartes topographiques au 1/50 000ième de l'IGN de la série Orange. Celles-ci déjà scannées sont alors elles-mêmes géo-référencées afin de servir de

système de référence. En utilisant comme points d'amer les croisillons cartographiques, chaque carte est ainsi corrigée en lui faisant subir une rotation par l'algorithme « du plus proche voisin ». A partir des cartes IGN numérisées et corrigées géométriquement, les deux scènes satellites sont géo-référencées en appliquant un modèle de déformation polynomiale d'ordre 3 selon la méthode du « plus proche voisin » (Dumas et al. 2004).

1.3.1.2. La correction radiométrique

- Détecteurs aberrants / lignes manquantes
- Correction des gain/offset pour chaque colonne
- Superposition des bandes Multi spectrales (MS)
- Coordonnées géographiques dans le système WGS 84.

(Spécifications techniques des images Alsat-2A).

1.3.2. L'amélioration de l'image

1.3.2.1. Amélioration de contraste

L'amélioration de contraste consiste en une transformation virtuelle des données afin d'utiliser toute la gamme d'intensité de couleur disponible (256 niveaux) pour visualiser les données à l'écran. Cette amélioration ne modifie donc pas vos données sources (la valeur des pixels). Elle ne fait qu'attribuer différemment la palette de couleur disponible à votre image afin de faire ressortir certains éléments plus clairement.

L'amélioration de contraste proposée par ENVI par défaut est de type linéaire et se base sur la fenêtre « Scroll » reprenant l'ensemble de l'image.

Tentez de trouver une amélioration de contraste qui vous facilite l'interprétation visuelle de l'image :

- Cliquez sur « Enhance » dans la barre de menu du viewer.

Vous avez le choix entre différentes améliorations de contraste prédéfinies, à appliquer sur chacun des 3 types de viewer (Image, Scroll et Zoom). Vous pouvez également réaliser une amélioration de contraste manuellement de manière interactive (Interactive Stretching). Des filtres sont également disponibles (Filtre) (Denis, 2013).

1.3.3. Les transformations

1.3.3.1. L'Analyse en composantes principales (ACP)

Est une méthode de la famille de l'analyse des données et plus généralement de la statistique multi variée, qui consiste à transformer des variables liées entre elles (dites

"corrélées" en statistique) en nouvelles variables décorrélées les unes des autres. Ces nouvelles variables sont nommées "composantes principales", ou axes principaux. Elle permet au praticien de réduire le nombre de variables et de rendre l'information moins redondante (Source: *Wikipedia* http://fr.wikipedia.org/wiki/Analyse_composant_principales).

1.3.3.2. L'indice de végétation (NDVI)

Il utilise explicitement la grande différence entre la réflectance du rouge et du proche infrarouge. Cependant, cet indice c'est efficacement utilisable que pendant les périodes végétatives, lorsque l'activité chlorophyllienne est importante.

$NDVI = (PIR - R) / (PIR + R)$ (Rouse et al., 1974).

Les valeurs du NDVI sont comprises entre -1 et +1, les valeurs négatives correspondant aux surfaces autres que les couverts végétaux, 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 (Abdelbaki, 2012).

1.4. Les domaines d'application de la télédétection

- La mise à jour du couvert forestier.
- La surveillance de la diminution des ressources forestières.
- La mesure des propriétés biophysique des forêts.
- La collecte d'information sur les récoltes forestières.
- La mise à jour des inventaires pour la demande de coupe.
- Les types des forêts et l'identification des espèces.
- Les mesures biomasse et la densité de végétation.
- La surveillance de la qualité et la santé des forêts.
- Surveillance de la diversité des forêts de la terre.
- L'identification des dommages subit par les forêts.
- La cartographe des zones en feu ou brûlée (Kouizi et Benhacine, 2014).

1.5. Etat de l'art des méthodes de classification de l'occupation du sol

Depuis l'apparition des capteurs à haute (HRS) et très haute résolution spatiale (THRS) lancés à partir des années 1990, les méthodes de traitement d'images sont de plus en plus développées. Ces capteurs, qu'ils soient satellitaires ou aéroportés, fournissent des images

dont la résolution spectrale est pour la plupart inhérente au domaine d'application visé par la mission du satellite. En effet, le nombre de bande spectrale peut varier en fonction des capteurs. De plus, ces données de télédétection sont de plus en plus diversifiées. Elles peuvent répondre aux attentes des utilisateurs finaux par leur disponibilité, coût, et fréquence d'acquisition.

Parmi les méthodes de traitement des données de télédétection utilisées aujourd'hui, on distingue principalement les méthodes de classification.

La classification est définie comme étant « une représentation abstraite de la situation sur le terrain en utilisant des critères de diagnostic bien définis: les classificateurs, mais aussi « l'ordonnement ou l'agencement des objets dans des groupes ou des ensembles sur la base de leurs relations »

La première méthode de classification (apparue dans les années 1970) est celle qui est basée sur l'approche pixellaire (ou classification par pixel). Cette méthode consiste à regrouper les pixels individuellement en fonction de leur caractéristique radiométrique « contenue dans les valeurs d'une ou plusieurs bandes spectrales ». Plusieurs méthodes portant sur cette approche sont développées, telles que les méthodes de K-Means, cluster Isodata et celles utilisant des distances ou encore par maximum de vraisemblance...etc.

Cependant, la classification issue de cette méthode montre ses limites quant à l'application aux zones très hétérogènes comme le milieu urbain, les zones spécifiques comme le littoral mais aussi à l'utilisation des images à haute et très haute résolution. « Plus la résolution spatiale est fine, plus l'hétérogénéité des objets à extraire croît, rendant les méthodes spectrales de moins en moins performantes ». Ainsi, l'information spectrale seule ne permet pas de discriminer les différentes classes d'occupation des sols. Ce qui nécessitait la prise en compte d'autres informations permettant de caractériser le pixel dans son voisinage.

Afin de corriger les limites de la méthode précédente, plusieurs auteurs ont contribué à l'introduction et au développement d'une seconde méthode, appelée « orientée objet » (Elmiali, 2016).

1.5.1. Les méthodes de Classification

1.5.1.1. Approche radiométrique (par pixel)

On distingue deux types de classification : non supervisé (automatique) et supervisé (par apprentissage ou règle de décision).

1.5.1.1.1. Classification non supervisée

Cette méthode consiste à classer les données d'image numérique, par traitement informatique basé uniquement sur les statistiques d'image sans recours à des échantillons

d'entraînement. Elle produit un regroupement naturel des pixels de l'image que l'on nomme regroupement spectral ou classe (les régions de l'image ayant une même signature spectrale ont un type d'utilisation du sol similaire). L'analyste doit ensuite déterminer l'identité de ces regroupements spectraux. Les principaux algorithmes de classification non dirigée sont: le regroupement par *ISODATA* et le regroupement par moyenne (k- means) (Girard, 1989).

a) Iso Data

Le classificateur calcule les classes dont les moyens régulièrement distribués dans l'espace de données et groupe alors itérativement les Pixel restants en utilisant des techniques de minimum de distance. Chaque itération recalcule des nouveaux moyens et ré-classifie des Pixel par rapport aux nouveaux moyens. Les classes itérativement se dédoublent, fusionnent, et suppriment en fonction des paramètres de seuillage d'entrée. Les Pixel sont attribués à la classe la plus proche à moins qu'un seuil d'écart type ou de distance soit indiqué, dans ce cas quelques Pixel peuvent être non classifiés s'ils ne répondent pas aux critères choisis. Ce processus continu jusqu'à ce que le nombre de Pixel dans chaque classe change avec écart moins que le seuil choisi de changement de Pixel ou le nombre maximum des itérations est atteint (eCognition Developer 9.0, 2014).

b) K-means

Le classificateur calcule des classes initiales dont les moyens distribués dans l'espace de données et attribue alors itérativement les Pixel dans la classe la plus proche en utilisant une technique de minimum de distance. Chaque itération recalcule des nouveaux moyens pour chaque classe et ré-classifie des Pixel par rapport aux nouveaux moyens. Tous les Pixel sont affectés à la classe la plus proche à moins qu'un seuil d'écart type ou de distance ne permette pas, dans ce cas quelques Pixel peuvent être non classifiés s'ils ne répondent pas aux critères choisis. Ce processus continu jusqu'à ce que le nombre de Pixel dans chaque classe change moins que le seuil choisi de changement de Pixel ou le nombre maximum des itérations est atteint (eCognition Developer 9.0, 2014).

Algorithme

Choisir k moyennes c_1, c_2, \dots, c_k initiales (indiqué par l'utilisateur en fonction de domaine d'application)

1. Répéter :

Affectation de chaque point à son cluster le plus proche :

$$S_i^{(t)} = \{ x_j : \|x_j - m_i^{(t)}\| \leq \|x_j - m_{i^*}^{(t)}\| \text{ for all } i^* = 1, \dots, k \}$$

Mettre à jour la moyenne de chaque cluster

$$m_i^{(t)} = \frac{1}{|s_i^{(t)}|} \sum_{x_j \in s_j^{(t)}} x_j \quad (01)$$

2.5.1.1.2. Classification supervisée

Elle est utilisée pour l'identification de zones «spectralement similaires» d'une image. On identifie d'abord des sites d'entraînement dont on extrait la signature spectrale et à partir des quels on extrapole pour le reste de l'image. Selon Duminal (2007), ces sites d'entraînement servent de base pour les calculs des algorithmes de classification.

a) La méthode de parallélépipède

La méthode de parallélépipède est appliquée en définissant un parallélépipède comme sous-espace (hyper-rectangle) pour chaque classe. Les frontières du parallélépipède peuvent être définies par de minimum et de maximum des valeurs de Pixel dans la classe donnée, ou, alternativement, par un certain nombre d'écart type de chaque côté par rapport au moyen des données formant la classe donnée. La règle de décision doit simplement vérifier si le point représentant un Pixel dans l'espace se trouve à l'intérieur du parallélépipède.

Un exemple illustrant les spécifications de la topologie d'un classificateur de parallélépipède dans le cas d'un espace bidimensionnel est montré dans la Figure 03.

La méthode de parallélépipède est rapide et facile pour mettre en application, mais les erreurs peuvent être très significatives. Cette méthode peut avoir des Pixel qui se trouvent à l'intérieur de plusieurs parallélépipèdes ou à l'extérieur de tous les parallélépipèdes. Ces deux situations sont probablement produire, parce que dans l'espace (spectrale) la distribution des vecteurs de modèle est souvent complexe. Par conséquent, il est difficile de fournir une exécution robuste de classification en utilisant cette méthode simple (Mather et al, 2003).

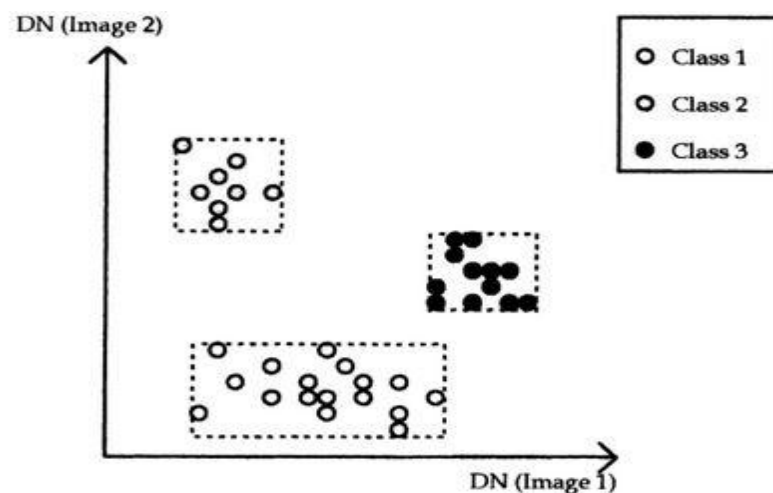


Figure 03 : Le parallélépipède est lié par des valeurs minimales et maximales de point dans la classe.

b) La méthode de maximum de vraisemblance

La classification de maximum de vraisemblance suppose que les statistiques pour chaque classe dans chaque bande sont normalement distribuées et calcule la probabilité qu'un Pixel donné appartient à une classe spécifique. À moins qu'elle ne vérifie pas le seuil de probabilité choisie, tous les Pixel sont classifiés. Chaque Pixel est assigné à la classe qui a la probabilité la plus élevée (c'est-à-dire, le maximum de vraisemblance). Si la probabilité la plus élevée est plus petite qu'un seuil indiqué, le Pixel reste non classifié (Richards, 1999).

$$g_i(x) = \ln p(w_i) - 1/2 \ln |\Sigma_i| - 1/2 (x - m_i)^t \Sigma_i^{-1} (x - m_i) \quad (02)$$

i = classe

x = n -données dimensionnelles (où n est le nombre de bandes)

$p(w_i)$ = probabilité qui classent le w_i se produit dans l'image et est supposé les mêmes pour toutes les classes

$|\Sigma_i|$ = cause déterminante de la matrice de covariance des données dans le de classe Σ_i

Σ_i^{-1} = son matrice inverse

m_i = vecteur moyen

c) La méthode de Distance minimum

Distance euclidienne

Le pixel est affecté à la classe dont le centre (barycentre) est le plus proche au pixel considéré par rapport aux autres classes d'apprentissage

Limites de classe

Médiatrices des segments reliant

Les centres de classes.

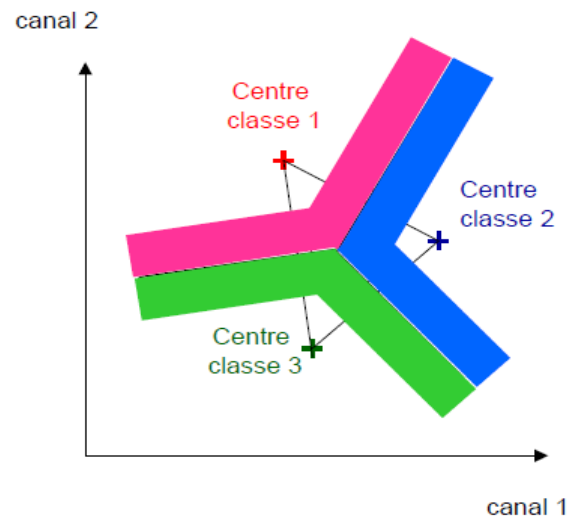


Figure 04: Médiatrices reliant les barycentres des classes

Source : (Umr Tetis cemagref- CIRAD-ENGREF, 2007).

$$\min \{d_j; d_j = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - x_j)^2}\} \quad (03)$$

n : nombre de pixel

j : nombre des classes

x_i : Valeurs des pixels

x_j : Barycentre de la classe j

d) La distance de Mahalanobis

Corrige les données pour les différentes échelles et des-corrélations dans les variables, L'angle entre deux vecteurs peuvent être utilisés comme mesure de distance quand le regroupement des données de haute dimension. Voir l'espace produit scalaire (Bisson, 2000).

$$d^2(x_1; x_2) = (x_1 - x_2)C^{-1}(x_1 - x_2)' \quad (04)$$

(C = covariance)

e) La méthode de Mapper Angle Spectral (SAM)

La méthode de classification automatique Spectral Angle Mapper (SAM) compare le spectre d'une image avec le spectre de référence d'un endmember (objectif) qui doit être un échantillon pur. La méthode SAM calcule l'angle entre le spectre d'intérêt et le spectre de référence (endmember). La technique SAM considère les deux spectres comme deux vecteurs différents et chacun de ces vecteurs est considéré comme un côté d'un sommet (le sommet étant le point d'intersection de deux vecteurs). L'angle entre les deux spectres représente l'angle spectral. Le spectre d'un endmember est habituellement un spectre de référence provenant d'une bibliothèque de données. Alternativement, le spectre d'un endmember peut être directement extrait d'une région d'intérêt (ROI, région of intérêt) qui enferme un échantillon pur. L'algorithme SAM utilise la direction du vecteur et non pas sa longueur; par conséquent, cette méthode est insensible aux effets d'éclairage et de l'albédo. Enfin, nous avons une image qui montre la meilleure correspondance à chaque pixel. Cet algorithme fonctionne bien dans les régions homogènes. Dans un espace à deux dimensions, les spectres de chacun des deux points est un point dans l'espace entre la bande 1 et la bande 2. L'angle α décrit la séparation angulaire des deux spectres, comme le montre la figure 05 (Sojasi, 2016).

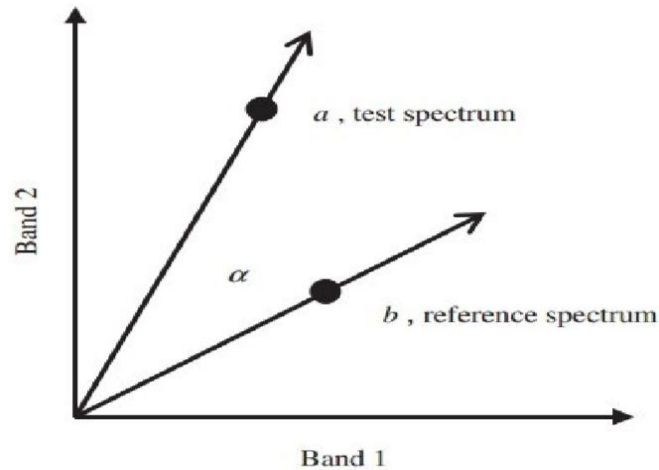


Figure 05: Méthode SAM à deux dimensions.

L'angle α peut être calculé en utilisant l'équation

$$\alpha = \cos^{-1} \left(\frac{\vec{a} \cdot \vec{b}}{\|\vec{a}\| \cdot \|\vec{b}\|} \right) \quad (05)$$

f) La méthode de Spectral information divergence (SID)

La méthode Spectral Information Divergence (SID), une autre technique de classification de spectres pour les images hyper spectrales qui mesure la divergence de chaque pixel du spectre par rapport à un spectre de référence (c'est-à-dire, le spectre d'un endmember). Cette méthode a été développée à partir d'un concept de divergence dans la théorie de l'information. Les algorithmes SAM et SID représentent tous les deux des mesures spectrales, cependant, alors que la SAM mesure les correspondances exactes de pixel, la SID est une méthode probabiliste: si l'écart est faible, les pixels sont considérés comme étant similaires (Sojasi, 2016).

1.5.1.1.3. L'étape post-classification

Est nécessaire pour valider les résultats de la classification automatique. L'analyse ne repose pas uniquement sur le contenu de l'image numérique mais aussi sur des informations connexes. La validation se fera en partie par une vérité terrain et des données très hautes résolution disponible sur « GoogleMaps » (Sahel, 2014).

1.5.2. Approche Orientée Objet

A la différence de la classification par pixel, la méthode basée sur l'approche orientée objet regroupe les pixels selon leur appartenance à des régions homogènes en tenant compte à la fois de leur caractéristiques spectrale, spatiale, morphologique, texturale, contextuelle, temporelle et thématique (Blaschke, 2009).

Ainsi, ces groupes de pixel sont considérés comme des objets pour lesquels on peut accéder à leur propriété. Cette méthode est actuellement implémentée dans plusieurs logiciels du marché (ENVI, ERDAS, eCognition..) mais c'est le logiciel eCognition qui propose une version qui se rapproche de l'interprétation humaine (Navulur, 2007). La démarche de la classification sous ce logiciel se fait en deux étapes : segmentation et classification.

1.5.2.1.Segmentation de l'image

Il existe deux principales familles de méthodes de segmentation les méthodes dites ascendantes et les méthodes descendantes ; chaque groupe contient plusieurs algorithmes de segmentation.

Après avoir effectué une première segmentation de l'image, l'utilisateur peut ensuite créer différents niveaux qui s'empilent les uns sur les autres, en morcelant ou fusionnant les objets issus de la segmentation initiale. Ainsi, une image peut être segmentée plus ou moins finement ; chaque niveau de segmentation s'emboîtant avec le précédent et le suivant. Les objets créés à chaque niveau sont reliés entre eux par un réseau hiérarchique permettant à l'utilisateur d'exploiter les relations entre les différents niveaux pour optimiser les procédures de classification et les fonctions d'appartenance (Lénaïg et al., 2010).

1.5.2.1.1. Méthodes ascendantes

Ce groupe 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. Le seuil d'hétérogénéité est calculé en fonction de plusieurs paramètres définis par l'utilisateur 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 poids attribué à ces critères est le paramètre d'ajustement qui permet de réaliser la segmentation la plus satisfaisante possible. Le critère de taille permet au processus de segmentation de s'arrêter. Plus ce paramètre est élevé, plus les objets sont grands. On peut enfin faire varier le poids des différents canaux, spectraux ou thématiques, au sein de la

segmentation en fonction de leur importance ou pertinence pour le résultat final (Benz *et al.*, 2004). Trois actions de segmentation sont fournies :

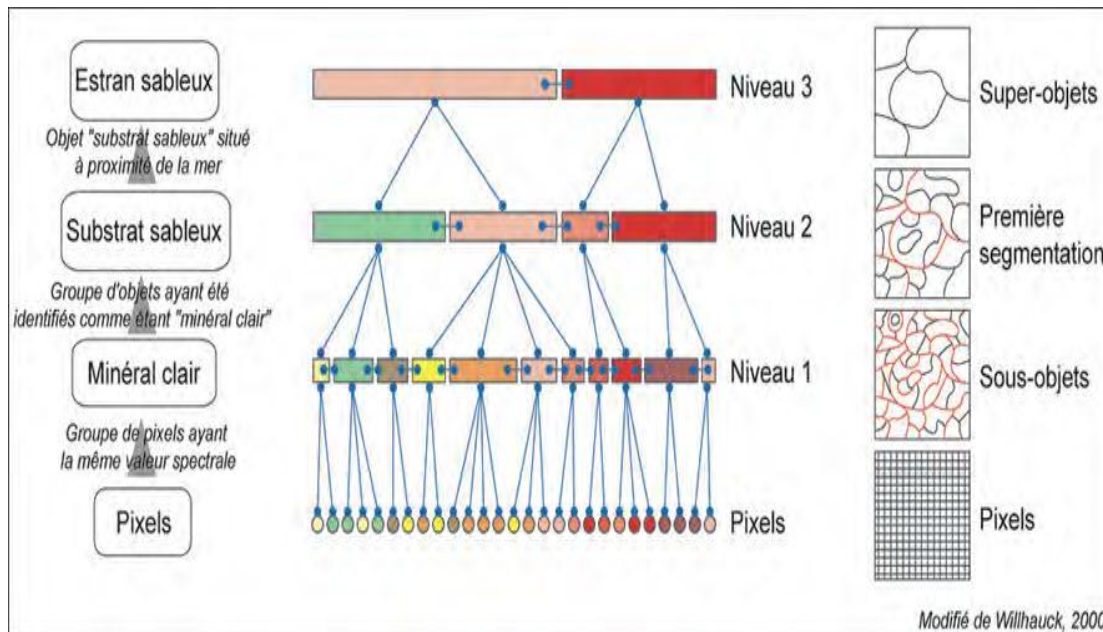
a) Segmentation (Multi-résolution)

Employer l'action de segmentation (Multi-résolution) pour créer des objets d'image. Elle emploie l'algorithme de segmentation de multi-résolution, qui fusionne consécutivement des Pixel ou des objets existants d'image. C'est une segmentation ascendante basée sur la technique de fusion des régions par paires.

La segmentation de Multi-résolution est un procédé d'optimisation qui, pour un nombre donné d'objets d'image, réduit au minimum l'hétérogénéité moyenne et maximise leur homogénéité respective.

Ce qui suit sont des exemples des utilités typiques :

- Extrayant les dispositifs qui ne sont pas caractérisés purement par couleur mais également par homogénéité de forme
- Extraire la couverture de terre ou les dispositifs synthétiques à partir du langage figuré de télédétection.



Source : (modifié de Willhauck, 2000).

Figure 06: Principes de la segmentation multi-résolution

b) Seuils de segmentation et d'automobile de Multi-Seuil

L'algorithme de segmentation de Multi-Seuil dédouble le domaine d'objet d'image, et classe les objets résultants d'image basés sur un seuil défini de valeur de Pixel. Ce seuil peut être défini pour l'utilisateur ou peut être auto-adaptative une fois utilisé en combinaison avec l'algorithme automatique de seuil.

Le seuil peut être déterminé pour une scène entière ou pour différents objets d'image ; ceci détermine s'il est stocké dans une scène variable ou une variable d'objet, divisant l'ensemble choisi de Pixel en deux sous-ensembles de sorte que l'hétérogénéité soit grimpée jusqu'à un maximum. L'algorithme emploie une combinaison des méthodes histogramme-basées et de la mesure de homogénéité de la segmentation de multi résolution pour calculer un seuil divisant l'ensemble choisi de Pixel en deux sous-ensembles.

c) Segmentation Spectrale De Différence

La segmentation spectrale de différence nous laisse fusionner les objets voisins d'image si la différence entre leurs intensités de moyen de couche est au-dessous de la valeur donnée par la différence spectrale maximum. Elle est conçue pour raffiner des résultats existants de segmentation, en fusionnant spectralement les objets semblables d'image produits par des segmentations précédentes, et est donc une segmentation ascendante.

L'algorithme ne peut pas être employé pour créer de nouveaux niveaux d'objet d'image basés sur le niveau de Pixel.

d) Segmentation (Objets De Fusion)

Employer l'action de segmentation (objets de fusion) pour fusionner les objets qui sont dans la même classe dans de plus grands objets. On doit avoir classifié les objets d'images pour employer cette action (eCognitionDeveloper 9.0 ,2014).

1.5.2.1.2. Méthodes descendantes

La segmentation descendante signifie le découpage des objets en objets plus petits. Elle peut - mais ne doit pas provenir sur l'image entière en tant objet offre. Exemple le logiciel eCognitionDeveloper9.0 propose trois méthodes descendantes de segmentation. segmentation d'échiquier, segmentation quadtree-basée et segmentation de multi-seuil.

la segmentation de Multi-seuil est le plus largement répandu ; l'échiquier et la segmentation quadtree-basée sont généralement utiles pour le carrelage et des objets de division en régions égales.

a) Segmentation D'Échiquier

La segmentation d'échiquier est l'algorithme de segmentation le plus simple. Elle coupe la scène ou les objets consacrés d'image en places égales d'une taille donnée.

Puisque l'algorithme de segmentation d'échiquier produit les objets carrés simples, il est souvent employé pour subdiviser des images et des objets d'image. Ce qui suit sont quelques utilisations typiques :

- Petits objets de raffinement d'image : Des objets relativement petits d'image, qui ont été déjà identifiés, peuvent être segmentés avec un petit paramètre de place-taille pour une analyse

plus détaillée. Cependant, nous recommandons que l'objet Pixel-basé remettant à la côte devrait être employé pour cette tâche.

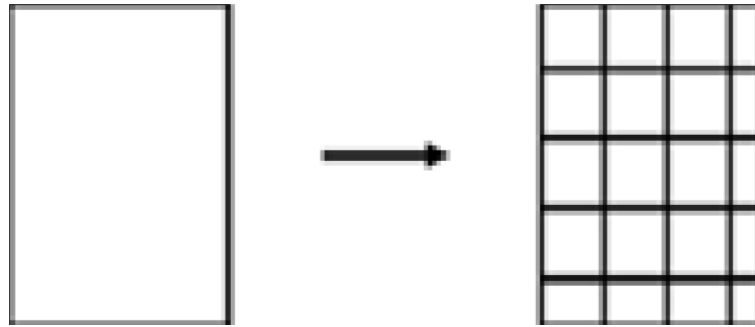


Figure07 : Segmentation d'échiquier

- Application d'une nouvelle segmentation : Disons- qu'on a un objet d'image que l'on veut couper en multi résolution comme primitifs d'objet d'image. On peut d'abord appliquer la segmentation d'échiquier avec carrée de taille petite, alors ces objets carrés d'image seront utilisé comme des images pour une segmentation de multi résolution.

b) Segmentation (Quadtree)

Employer l'action de segmentation (Quadtree) pour créer des objets d'image. Elle emploie l'algorithme de segmentation basé sur quartée, qui crée des places des tailles différentes par la coupure. C'est un algorithme de haut en bas de segmentation. On peut définir une limite supérieure des différences de couleur dans chaque place ; cette limite s'appelle le paramètre de balance.

c) Segmentation De Filtre De Contraste

La segmentation de filtre de contraste est un algorithme très rapide pour la segmentation initiale, et dans certains cas, peut isoler des objets d'intérêt pour un pas. Puisqu'il n'y a aucun besoin de créer d'objet image plus petits que les objets d'intérêt, le nombre d'objets d'image est réduit avec quelques autres approches.

Une opération de remodelage intégrée modifie la forme des objets d'image pour aider à former les objets logiques et compacts d'image. La classification résultante de Pixel est stockée dans une couche thématique interne. Chaque Pixel est classifié en tant qu'une des classes suivantes : aucun objet, objet dans la première couche, objet dans la deuxième couche, objet dans les deux couches et ignoré par le seuil. En conclusion, une segmentation d'échiquier est employée pour convertir cette couche thématique en niveau d'objet d'image. Dans certains cas on peut employer cet algorithme en tant que une première étape de notre analyse pour améliorer l'exécution globale d'analyse d'image sensiblement. L'algorithme est en particulier convenu aux images fluorescentes où l'information de couche d'image est bien séparée.

d) Segmentation Fendue De Contraste

La segmentation fendue de contraste est semblable à l'approche de segmentation de multi-seuil. Les segments fendus le contraste de la scène dans les objets foncés et lumineux d'image ont basé sur une valeur- seuil qui maximise le contraste entre eux.

L'algorithme évalue le seuil optimal séparément pour chaque objet d'image dans le domaine. Au début, il exécute une segmentation d'échiquier de balance variable et puis exécute la fente sur chaque place, au cas où le niveau de Pixel serait choisi dans le domaine.

Plusieurs paramètres de base peuvent être choisis, les primaires qui sont la couche d'intérêt et les classes que nous voulons l'assigner aux objets foncés et lumineux. Des seuils optimaux pour se dédoubler et le contraste peuvent être stockés dans des variables de la scène.

1.5.2.1.3. Méthode de segmentation par des algorithmes de remodelage

Tous les algorithmes énumérés sous le groupe de remodelage d'algorithmes appartiennent techniquement aux stratégies de segmentation. Le remodelage des algorithmes ne peut pas être employé pour identifier les objets non définis d'image, parce que ces algorithmes exigent les objets préexistants d'image. Cependant, ils sont utiles pour obtenir plus près des régions et des objets d'image d'intérêt.

Les deux algorithmes de base dans ce groupe sont région de fusion et accroissent la région. La fusion plus complexe d'objet d'image est une généralisation de ces deux algorithmes et offre des options additionnelles (eCognitionDeveloper 9.0 ,2014).

1.5.2.2. Classification

La classification par eCognition est réalisée par l'approche du plus proche voisin ou par une fonction d'appartenance définie par l'utilisateur. Dans les premières années suivant le lancement du logiciel, l'approche du plus proche voisin était utilisée dans la plupart des travaux de recherche en classification orientée objet. Cependant, il n'est recommandé d'utiliser cette approche que quand la classe peut être distinguée par un ou peu d'attributs et son exactitude est nettement inférieure à celle produite par l'approche d'appartenance (Thi-Thanh-Hiên et Dong-Chen, 2013).

Employer des actions de classification

Employer les actions de classification pour classifier des objets d'image basés sur des échantillons ou des seuils. Quatre algorithmes de classification sont disponibles :

a) Classification (Classificateur Optimal De Boîte)

Employer l'action de boîte de classification (classificateur optimal de boîte) pour classifier des objets d'image basés sur des échantillons. On doit premièrement appliquer une action de segmentation pour crier des objets d'image.

b) Classification (Clutterremoval)

Employer l'action de classification (Clutterremoval) pour enlever des objets d'image au-dessous d'un seuil défini de taille

c) Classification (Le plus proche voisin)

Employer l'action de classification (le plus proche voisin) pour classifier des objets d'image en employant des échantillons.

d) Classification (Seuil D'Éclat)

Employer l'action de classification (seuil d'éclat) pour classifier des objets basés sur l'éclat (eCognitionDeveloper 9.0 ,2014).

1.6. La processus de classification

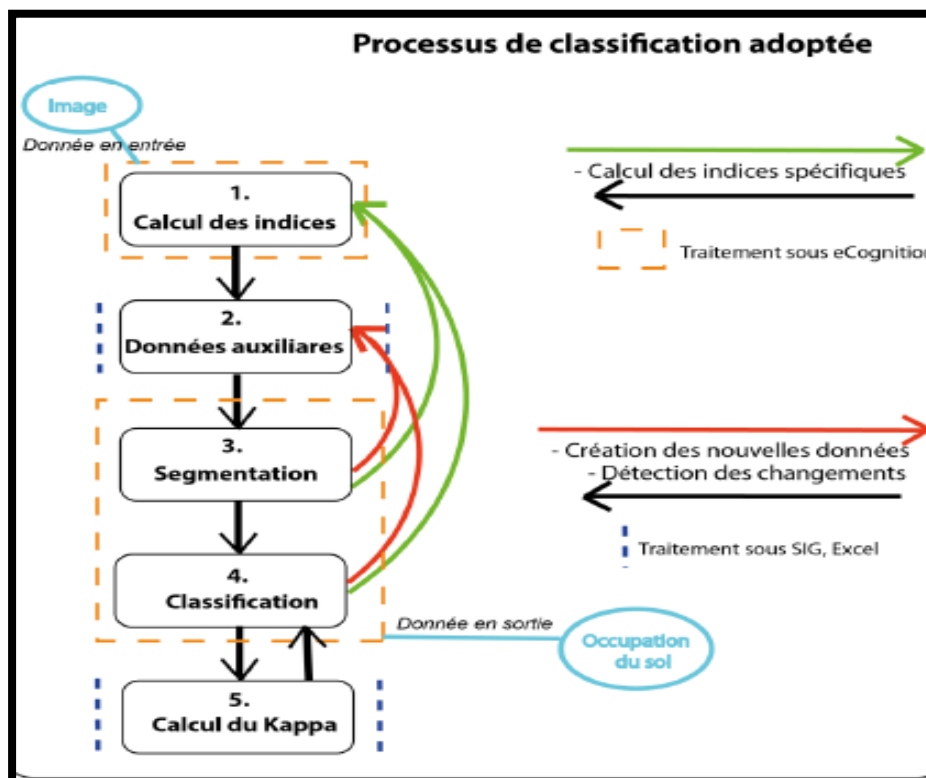


Figure 08: Schéma du processus de classification adoptée

1.6.1. Pertinence de classification

A travers ce qui a été noté par Girard et Girard (1999), il n'est pas toujours évident d'affecter un pixel à une classe donnée, ni d'associer sur le terrain un relevé à une classe précise, d'où la nécessité d'évaluer dans l'ensemble, l'efficacité de la classification. Pour définir la qualité de cette dernière, nous avons examiné successivement:

- La matrice de confusion
- Le coefficient de Kappa

1.6.1.1. Calcul de matrice de confusion

Sur la matrice de confusion, la précision d'une classification correspond aux pourcentages des pixels bien classés, traduits par les valeurs sur la diagonale. Les autres valeurs permettent d'analyser les proximités radiométriques entre les différentes classes et de juger ainsi de l'importance des confusions thématiques. Ces matrices permettent de juger de la pertinence de l'algorithme de classification (Omari, 2005).

L'idéal serait d'obtenir une matrice dont les valeurs sur la diagonale sont de 100%, ce qui signifierait que pour chaque classe, tous les pixels observés sur les sites d'entraînement ont été affectés à la bonne classe lors de la procédure de classification.

1.6.1.2. Calcul de l'indice Kappa

La dernière étape consiste à calculer un indice statistique appelé indice de Kappa. Cet indice est utilisé pour valider les résultats de la classification. Il est calculé à partir des informations d'une matrice de confusion, dont les lignes correspondent aux données d'observations (ou terrain) et les colonnes aux données de la classification. C'est donc un « Estimateur de qualité qui tient compte des erreurs en lignes et en colonnes ». Sa valeur est comprise entre 0 et 1 (Elmiali, 2016).

CHAPITRE II

Matériel et méthode

Matériel et méthode

2.1. Présentation de la zone d'étude

2.1.1. Situation géographique

Le bassin de l'oued Isser se situe au Centre-nord de l'Algérie. Il fait partie du grand bassin versant de côtes algérois-Hodna-Soummam. D'une superficie de 4 210 Km² et d'une forme allongée ($K_G = 1,75$). Il est encadré par l'Atlas tellien algérois au Nord qui culmine à 1 130 m au Djebel Tamesguida et de la chaîne des Bibans au Sud qui culmine à 1 790 m au Djebel Dira. Il se situe entre 35° 52' 27,1" et 36° 51' 31,3" de latitudes Nord et de 2° 52' 36,5" et 3° 57' 21,8" de longitude Est. L'altitude du bassin versant varie de 0 m à 1791 m (fig. 09). Elle décroît du Sud vers le Nord avec une élévation moyenne de 843 m.

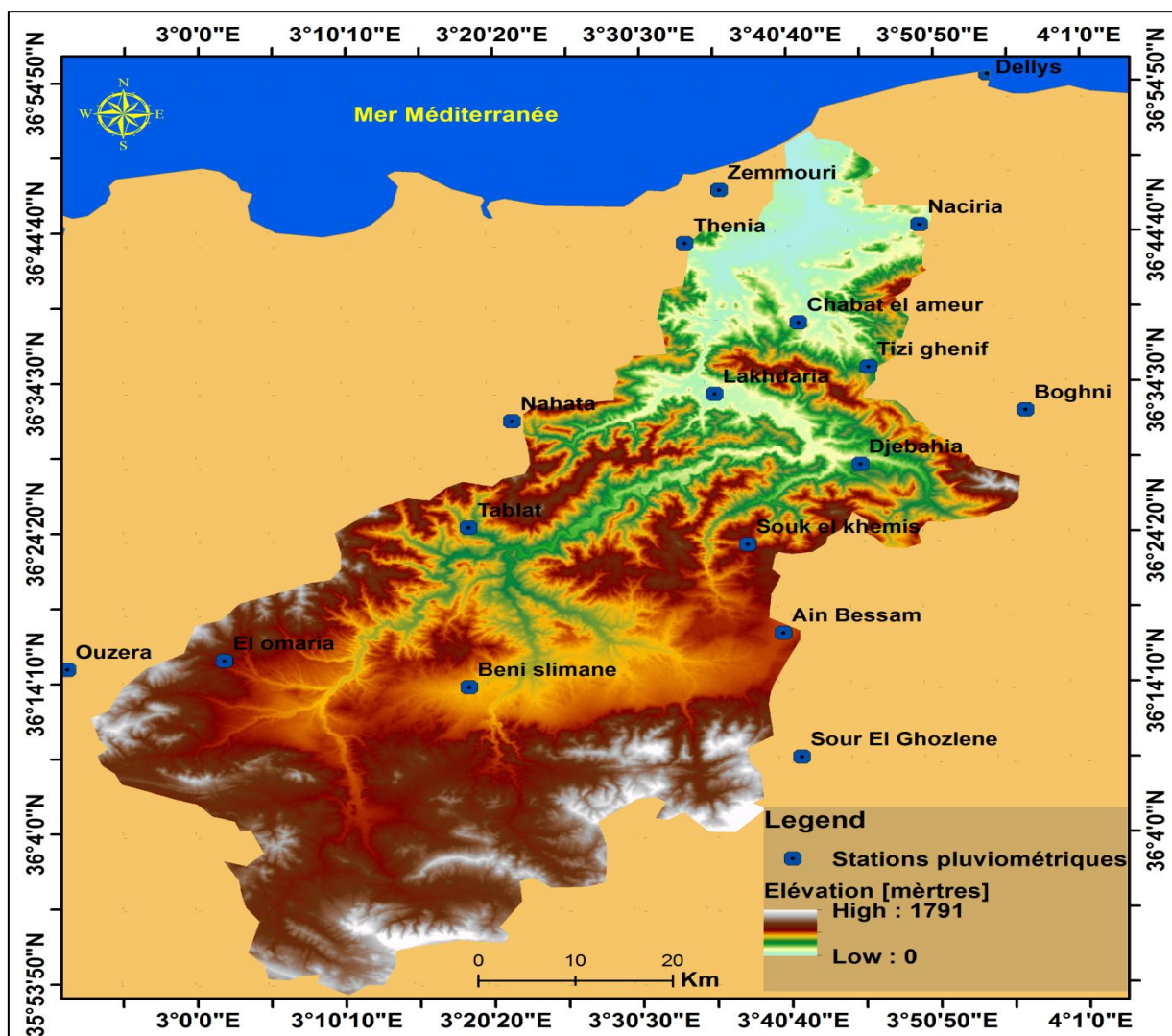


Figure 09: Localisation de la zone d'étude

2.1.2. Caractères physiographiques du milieu

2.1.2.1. Géologie du bassin versant

Le bassin versant de l'oued Isser est constitué par trois grands faciès géologiques, ainsi :

Le haut Isser

Le haut Isser est constitué à des formations marneuses et de marno-calcaires appartenant au crétacé inférieur moyen et supérieur. Les argiles et le sable rouge de l'aquitainien continental occupent 13 % du bassin. On y trouve également des alluvions en terrasses du quaternaire continental. Ces formations occupent 12% de la surface du bassin. Des époinçements triasiques dans le crétacé supérieur ont provoqué la salure des eaux de l'oued Mellah.

Les marnes qui constituent 69 % de la superficie totale de notre zone d'intérêt, se fissurent et craquent par déshydratation pendant la saison sèche. Elles s'altèrent sur plusieurs centimètres en formant un tapis des gravillons mêlé de poussière argilo-calcaire qui partent en débâcle aux premières averses orageuses de la saison de pluie. Ces formations sont assez facilement érodibles.

Le moyen Isser

Les schistes argileux, les marnes grises et schisteuses avec des couches de grés occupent 70 % du moyen Isser. Ces formations appartiennent au crétacé inférieur moyen et supérieur. On rencontre l'oligocène marin dont les formations sont présentées par des conglomérats, grés et marnes constituent 13,4 % de la superficie totale du bassin. Le miocène inférieur est représenté par des grés et des marnes; ces formations constituent 4 %. Les alluvions du quaternaire continental occupent près de 7 % de la superficie totale. On note la présence des traces de trias marin ou lagunaire formant 0,6 % du bassin. Le moyen Isser présente en général des formations meubles, facilement érodibles.

Le bas Isser

Le bas Isser est constitué de 43,2 % des formations marneuses des grés et des conglomérats, appartenant à l'oligocène marin. Le miocène inférieur marin dont les

formations sont des grès et des marnes constituant une surface de près de 15 % du bas Isser.

Les schistes cristallins et micacés sont respectivement des schistes à chlorite et à séricine et quartz à biotite, formant d'environ 20 % de la superficie totale.

Le crétacé inférieur occupe 2 % du bassin. Ces formations sont représentées par des schistes argileuses, des marnes grises et des grès ; les alluvions de quaternaire continentales occupent près de 19 % du bas Isser. On y trouve des granites formant 2 % de la superficie totale. Ces formations dures "conglomérats et granites" donnent au bas Isser, une faible érodibilité comparativement au haut Isser (Boussaid, 2014).

2.1.2.2. La topographie

Le haut Isser est caractérisé par des lignes de crête se situent entre 1 200 m et 1 791 m à une altitude moyennes de 843 m dont, 50% de la surface est comprise entre les altitudes de 700 m à 1 100 m. Le Nord-ouest est moins élevée, son altitude passe de 1 240 m au Kef-R'mel à 1 971 au Boumali. L'arrête présente deux arrêtes principales orientées, Sud-ouest et Nord-est. L'arrête Sud-ouest est plus élevée passant 1 460 m à Kef Lakhdar Chergui à la côte 1 791 m au Djebel Dira, point culminant du bassin. Tandis que, le moyen Isser se caractérise par des reliefs sont plus au moins accentués. Ils se situent entre l'altitude 900 m à la station Lakhdaria et 1 265 m au Djebel Fouda. Concernant le bas Isser, ses altitudes sont comprises entre 0 m et 1 031 m sur la bordure du massif occidental du Djurdjura présentant une topographie accentuée (Boussaid, 2014).

2.1.2.3. Les courbes des niveaux

Le relief dans une étude environnemental est un paramètre essentiel. Il détermine en grande partie l'effet interdépendant des facteurs climatiques et leur influence sur l'occupation des sols au sein d'une région bien définie. Ainsi, c'est un élément capital dans le comportement hydrologique d'un bassin versant (El hmaidi et al, 2014).

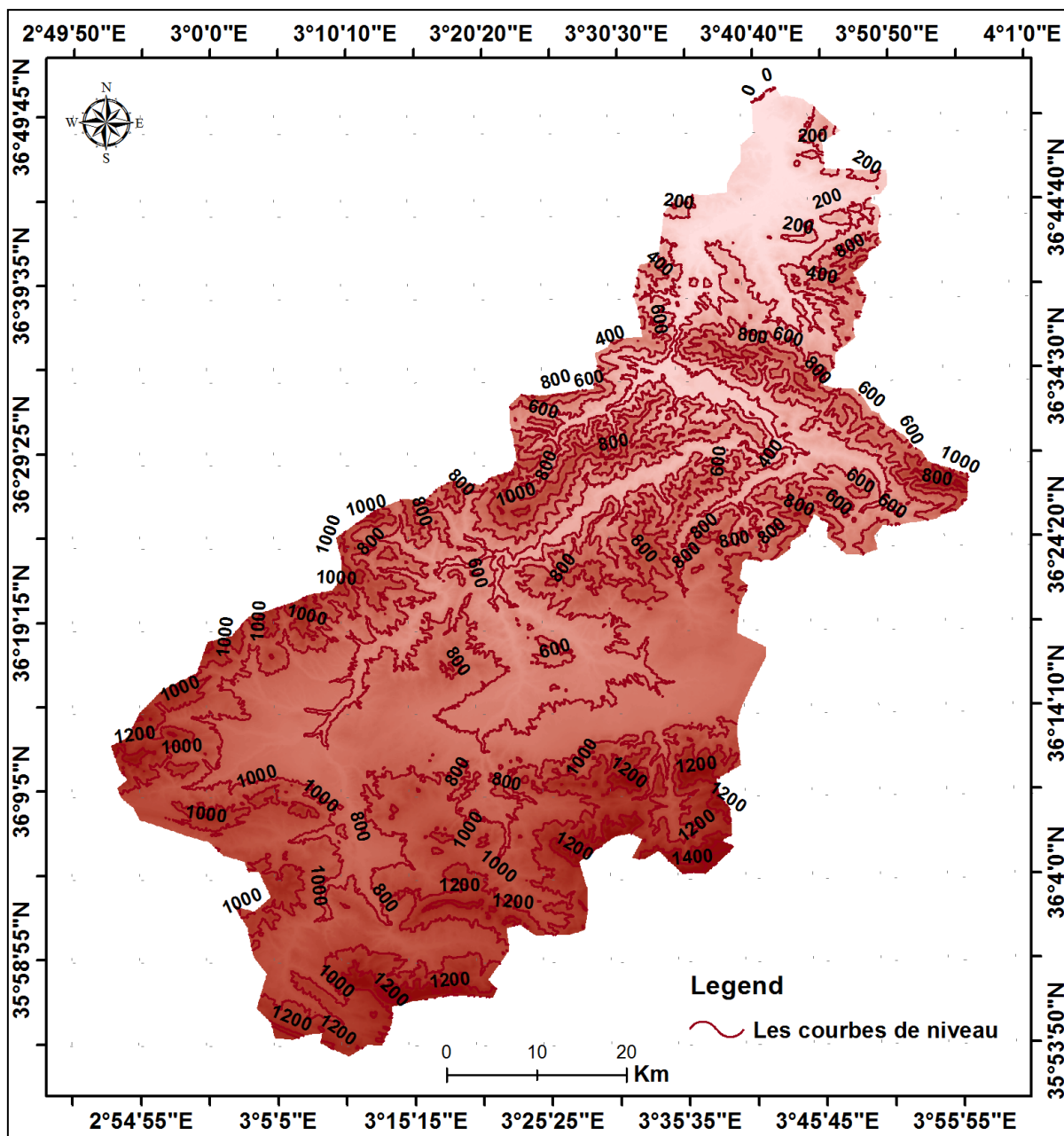


Figure10 : les courbes de niveau

2.1.2.4. Les pentes

La carte des pentes donne la topographie générale de la région d'étude. D'après la classification de (Dimitrios et al.,2013), la grande partie (78,3 %) de la zone d'étude est caractérisée par des pentes modérées (inférieure à 15 %) (tableau01). La majeure partie de ces deux classes des pentes se située exclusivement dans le secteur Nord-est (fig. 11).

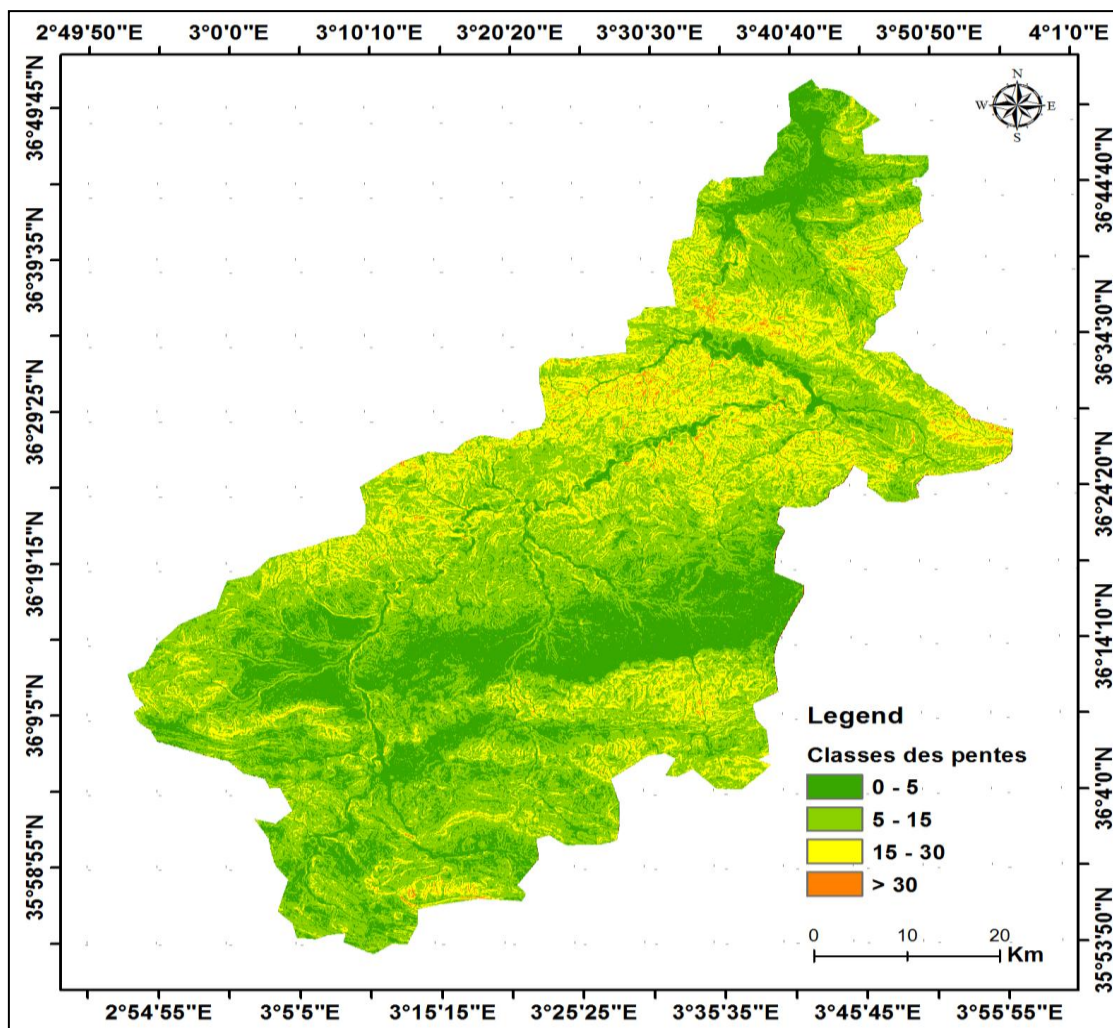


Figure11: carte des pentes (%)

Tableau 01: les classes de pente de la zone d'étude

Classe des pentes (%)	Surfaces	
	Km ²	%
Faible : 0 – 5	1174,1	27,9
Modérée : 5 – 15	2121,5	50,4
Elevée 15 – 30	874,5	20,8
Très élevée > 30	40,0	0,95
Total	4210	100

2.1.2.5. Expositions

Tout phénomène naturel dans une région donnée, varie d'un secteur à un autre. Comme nous l'avons dit, cette variabilité spatiale est liée beaucoup plus au facteur relief.

Le relief des marnes tertiaires du Tell algérois est très morcelé. Les profondes entailles en V sont généralement plus raides en exposition Sud qu'en exposition Nord. Cette asymétrie

est due à des différences de pédogénèse, de météorisation et d'ablation selon l'exposition. Cette asymétrie est due à des différences de pédogénèse, de météorisation et d'ablation selon l'exposition (Gomer, 1994).

L'influence de l'orientation des versants est déterminée par l'intermédiaire des facteurs tels que, la durée d'ensoleillement, l'état hydrique du sol et la direction des vents (notamment ceux qui sont dominants). Huit classes sont considérées (Nord, Nord-est, Est, Sud-est, Sud, Sud-ouest, Ouest et Nord-ouest).

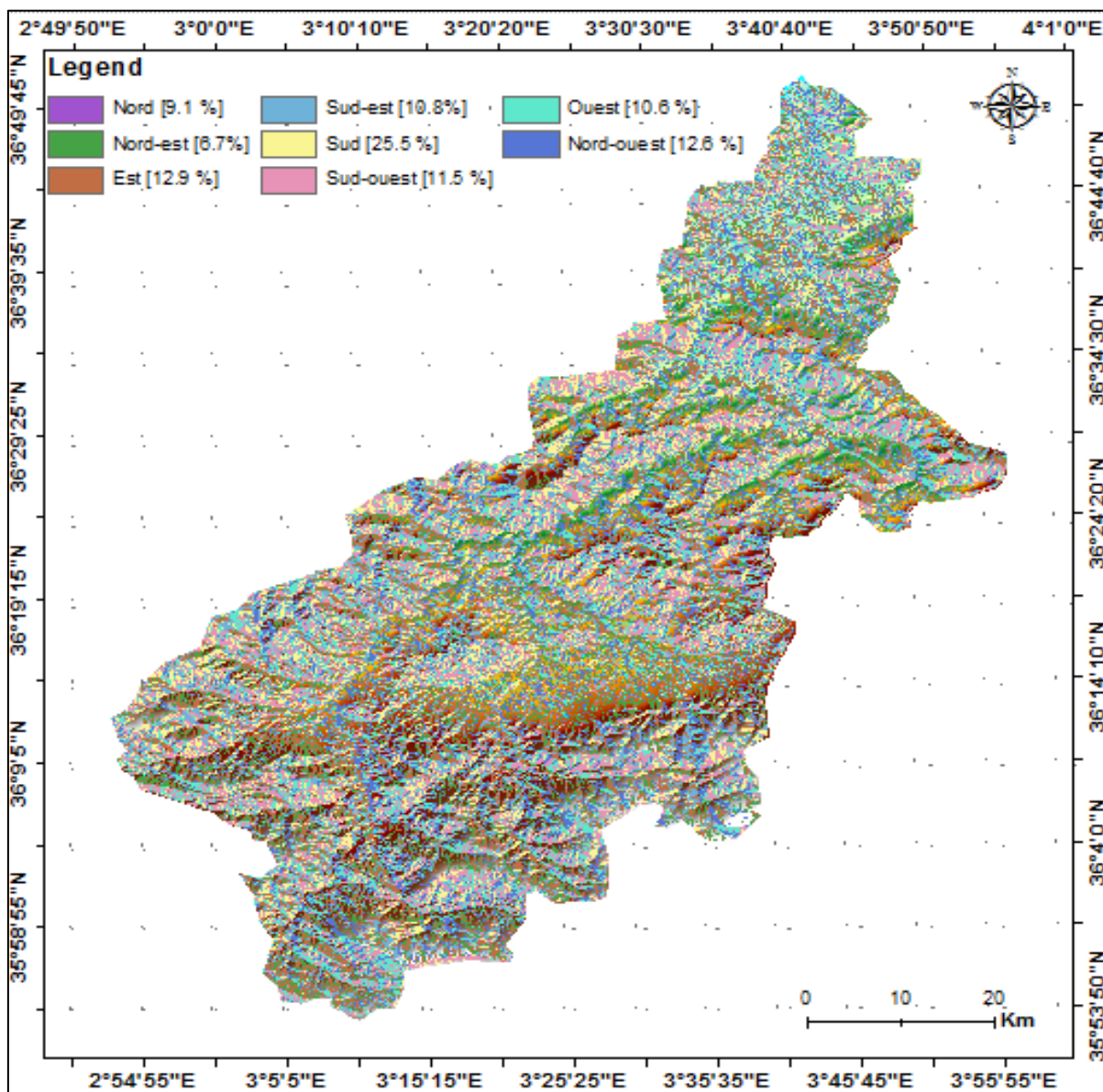


Figure 12: carte d'exposition des reliefs

La carte d'exposition des versants (fig. 12) est élaborée en intégrant le MNT30 de la zone d'étude dans un environnement SIG traité sous l'outil *surface/aspect* dans le kit: *Spatial analysttools* permet de déterminer l'orientation des versants avec leurs pourcentages.

Tableau 02 : surface des orientations des reliefs

Les orientations des reliefs	Surface	
	Km ²	%
Nord	382,8	9,1
Nord-est	283,2	6,7
Est	544	12,9
Sud-est	455,6	10,8
Sud	1 077,5	25,6
Sud-ouest	486,3	11,6
Ouest	449,8	10,7
Nord-ouest	530,9	12,6
Total	4 210	100

Ainsi, l'exposition des reliefs est dominée principalement par l'orientation Sud (25,6 % de la surface de la zone d'étude) (tableau 2).

2.1.2.6. Le réseau hydrographique et localisation des ravinements

2.1.2.6.1. Délimitation du bassin versant

Le réseau hydrographique est un paramètre clé dans l'étude physiographique d'un bassin versant. A cet effet, le MNT de la région d'intérêt a été intégré dans l'environnement SIG (ArcGIS 10.3) en utilisant des outils du modèle *hydrology*.

Deux principaux modèles: *hydrology* et *conditionalexistsants* dans le kit: *Spatial analysttools* ont été utilisés avec ses applications: *fill*, *flow direction*, *flow accumulation* et *con*. Ces différentes étapes sont effectuées en premier lieu pour déterminer le réseau hydrographique qui draine l'ensemble du bassin versant. Ensuite les deux applications *Stream Ordre* et *Stream to feature* dans le modèle *hydrology* ont été utilisées. En fin

Outre les applications citées ci-dessus, le kit: *Spatial analysttools* génère automatiquement autres données complémentaires semblent indispensables dans notre études. Les couches obtenues selon les caractéristiques physiographiques voulus sont des données superposables dans le SIG pixel par pixel.

Les paramètres indiquant la sensibilité à l'inondation linéaire (ravinement) sont la densité de drainage et le coefficient de torrentialité.

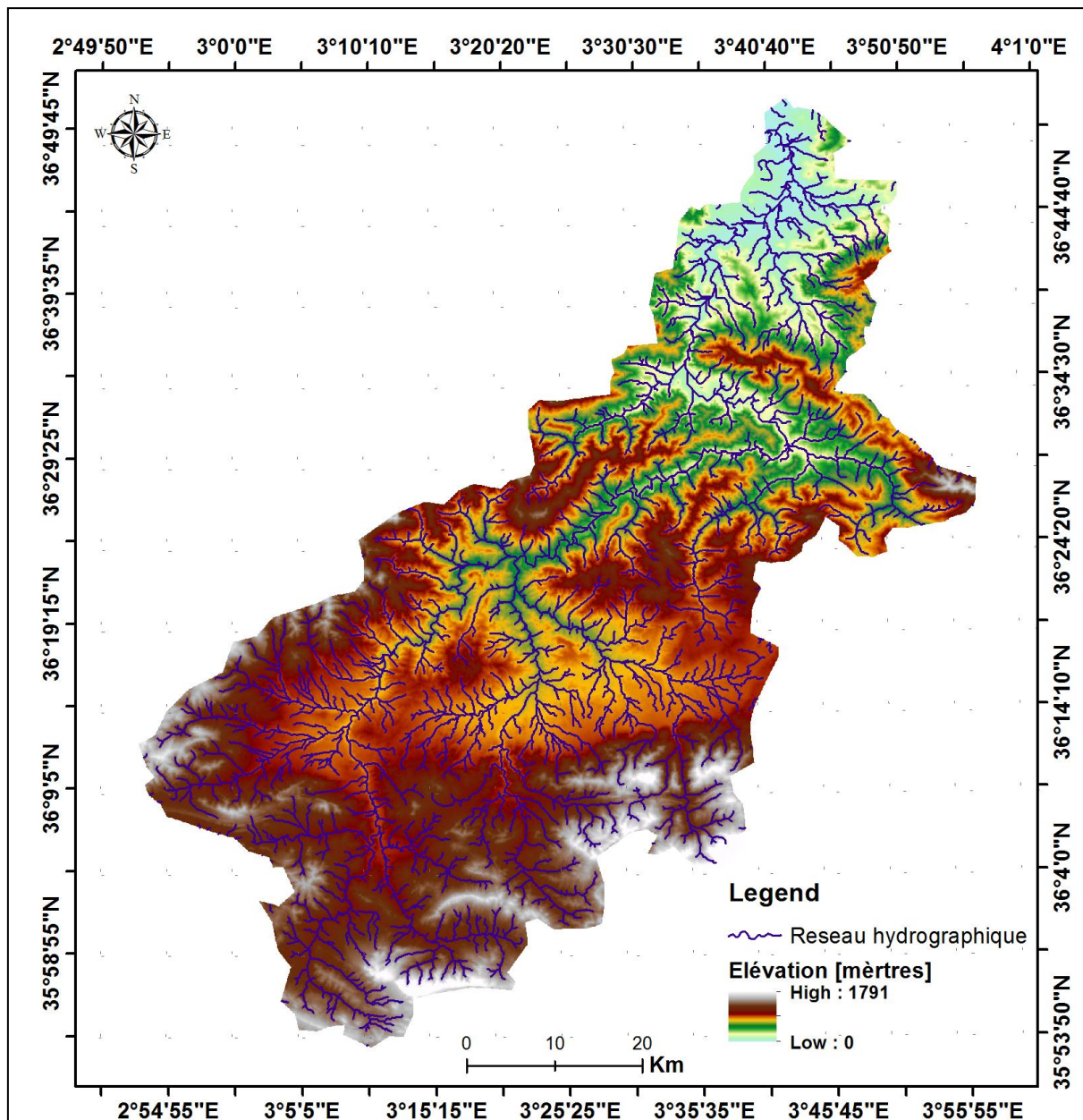


Figure 13: carte de réseau hydrographique du bassin versant de l'oued Isser.

2.1.3. Les données climatiques

2.1.3.1. Modélisation des paramètres climatiques

Le bassin versant de l'oued Isser est encadré vers le Sud et l'Ouest par des montagnes d'altitudes relativement élevées (autour 1791 m) qui forment des barrières face aux courants continentaux apportant des vents chauds. Il est par contre ouvert vers le Nord et l'Est sur la mer méditerranéenne, ce qui favorise les influences courants marins humides.

2.1.3.2. Climat

D'après Sogetha-Sogreah (1962), la région de l'oued Isser est soumise au climat de l'Atlas tellien, présentant des degrés de continentalité qui croît très rapidement en s'éloignant de la mer.

Les données pluviométriques utilisées sont obtenues à partir du site web ci-après¹.

Les données utilisées

Les données pluviométriques ont été obtenues à partir des sites Web: <http://tn.freemeteo.comet> <https://power.larc.nasa.gov/cgi-bin/cgiwrap/solar/agro.cgipour> pour les 19 stations (Tizighenif, Souk el khemis, Tablat, El omaria, Chabat elameur, Djebahia, Medéa, Boghni, Dellys, Lakhdaria, Beni slimane, Ain Bessam, Naciria, Sour El Ghozlène, Ouzera, Nahata, Thenia, Zemmouri et ainboucif) de la zone d'étude.

Les stations pluviométriques sont réparties spatialement comme suit: 13 stations localisées au sein de la zone d'étude et 6 autres sont situées hors de la zone d'étude (fig:09). Leurs caractéristiques sont données dans le tableau 03.

Tableau 03: caractéristiques des stations pluviométriques

Projected Coordinate System: Nord_Sahara_1959_UTM_Zone_31N					
Station	X	Y	Altitude (m)	Localisation	P (mm)
Ain Boucif	514440	3971760	1176	(+)	701
Tizighenif	568878	4049667	476	(+)	593,1
Souk el khemis	556500	4027391	979	(+)	136,7
Tablat	527794	40294 70	516	(+)	565,6
El omaria	502695	4012787	754	(+)	591,9
Chabat el ameur	561682	4055159	373	(+)	568,3
Djebahia	568080	4037458	296	(+)	587,1
Medéa	477542	4012816	1005	(-)	584,6
Boghni	585035	4044265	344	(-)	589,8
Dellys	581054	4086384	1	(-)	591,8
Lakhdaria	553065	4046227	203	(+)	593,3
Beni slimane	527858	4009504	624	(+)	701,9
Ain Bessam	560164	4016323	692	(+)	668,8
Naciria	574092	4067461	300	(+)	678,9
Sour El Ghozlène	562070	4000806	889	(-)	570,2
Ouzera	486524	4011688	1005	(-)	632,4
Nahata	532227	4042796	454	(+)	705,6
Thenia	550002	4065067	228	(+)	499,2
Zemmouri	553532	4071745	80	(-)	567,8

(+) : se localise au sein de la zone d'étude

(-) se localise hors zone d'étude

¹ont été obtenues à partir du site Web: [31](http://tn.freemeteo.com/letemps/historique/historique-quotidien/?gid=2492205&date=2015-05-06&station=13004&language=french&country=algeria(disponible sur net au cours de notre d'étude) pour les onze stations (Taougrite, Mazouna, Sidi Mhamed Benali, Dahra, Ain Merane, Nekmaria, Achaacha, Khadra, Benizentis, Mediouna et Dadas) de la zone d'étude</p>
</div>
<div data-bbox=)

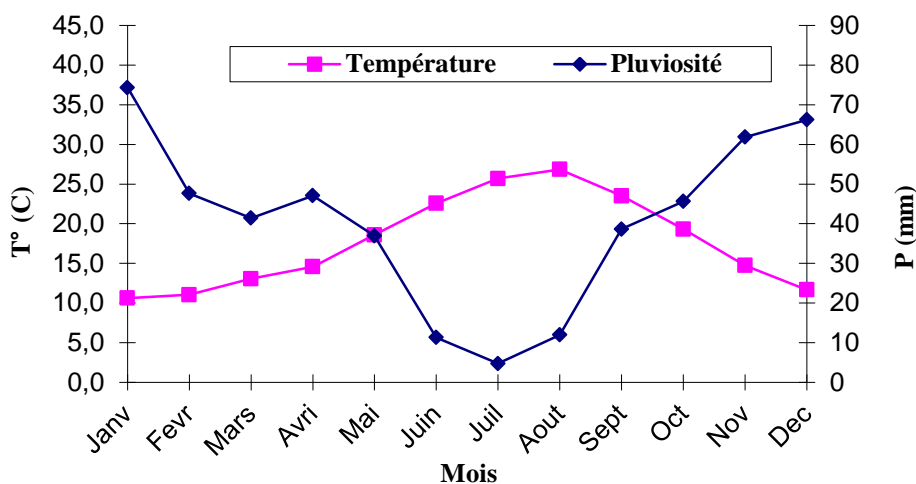


Figure 14: Diagramme Ombrothermique de la station d' Isser (1990 - 2001).

2.1.4. Les données spatiales

Images satellites utilisée

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

<https://fr.wikipedia.org/wiki/Sentinel-2>

Les caractéristiques spectrales et spatiales de ces séries d'images figurent dans le tableau 04.

L'image issue du satellite Sentinel-2 qui fait l'objet de notre étude a été acquise le 15 Avril 2016.

Tableau 04 : Caractéristiques spectrales et spatiales du satellite Sentinel- 2

Sentinel 2	
Altitude	786 km
Swath	290 km (FOV : 20.6°)
LTDN	10:30
Revisite (2 satellites)	5 jours (3 days à 45°)
Résolution VNIR	10 / 20 / 60 m
Masse totale	1200 kg
Masse MSI	290 kg



2.1.5. Les logiciels utilisés

2.1.5.1. Logiciel ENVI 4.7

Le logiciel ENVI 4.7 offre une très bonne visualisation des données et l'analyse des images ayant des tailles et des formats différents.

Les développeurs du logiciel ENVI 4.7 sont des scientifiques qui participent actuellement aux recherches concernant la télédétection ; ce qui fait de lui un produit en développement perpétuel et qu'il soit ainsi enrichi par des fonctions multiples relatives aux problèmes perpétuels et des thématiques variés.

Le groupe de fenêtres d'affichage de l'ENVI 4.7 consiste en 3 niveaux d'agrandissement (image, zoom et scroll). Il permet de visualiser de multiples superpositions facilitant ainsi la composition des images dans les différentes fenêtres d'affichage différentes fenêtres d'affichage.

2.1.5.2. Logiciel Arcgis Version 10

Arcgis est un logiciel SIG de ESRI (Environmental Systems Research Institute), il est développé pour faciliter la gestion et l'analyse des données spatiales afin de répondre à une problématique donnée.

Ce logiciel a été utilisé dans ce travail pour :

- ✓ La création l'habillage et l'édition des cartes.
- ✓ La détection de changement entre les différentes images satellitaires.
- ✓ L'analyse de quelques données statistiques (El hadraoui, 2013).

2.1.6. La mise en application de différentes classifications

Dans ce chapitre, et pour l'établissement de la carte d'occupation du sol de notre zone d'étude on a utilisé trois classifications à savoir :

- Classification non supervisée
- Classification supervisée
- Classification orientée objet

Dont les deux premiers méthodes sont concrétisé sur ENVI 4.7, par contre la troisième est exécuté sous eCognition qui donne plus de variété sur les algorithmes de segmentation et de classifications. Afin de pouvoir définir quelle est la technique ou la méthode la plus répondante à notre étude.

L'organigramme suivant résume tous les étapes et opérations exécutées pendant ce travail.

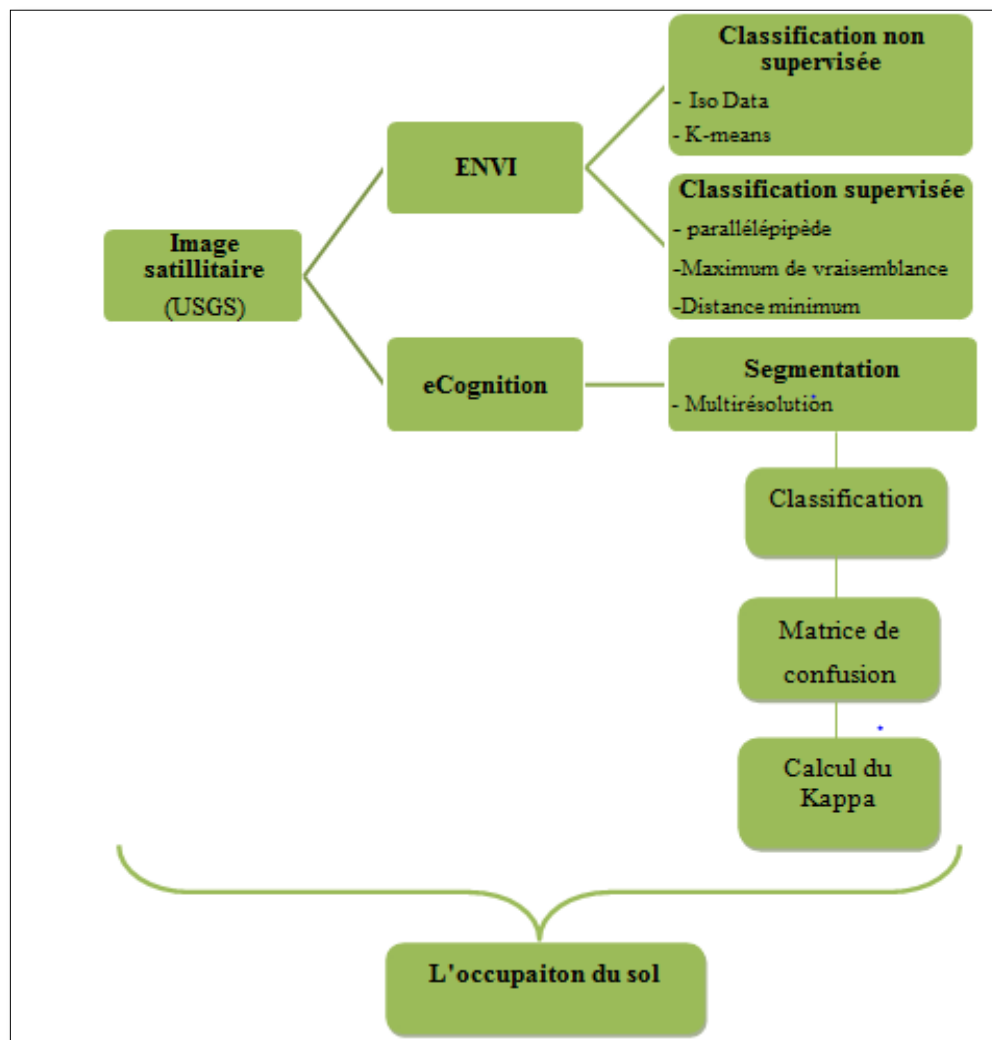


Figure15 : Diagramme méthodologique de la classification du sol

2.1.6.1. Classification non supervisée

a) Iso Data

1. Sous le menu classification, cliquez sur « Unsupervised » et choisir la méthode de classification voulue. Dans notre cas, on va choisir la méthode « Iso Data »

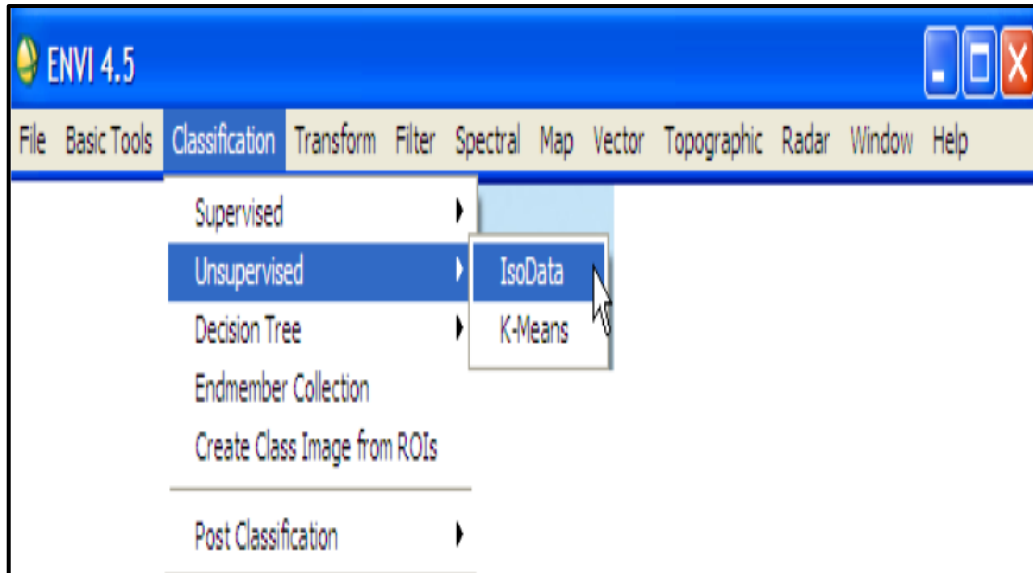


Figure 16 : Le choix de la classification Iso Data

Cliquez sur la partie de l'image sur laquelle, vous voulez réaliser la classification ensuite cliquer sur OK.

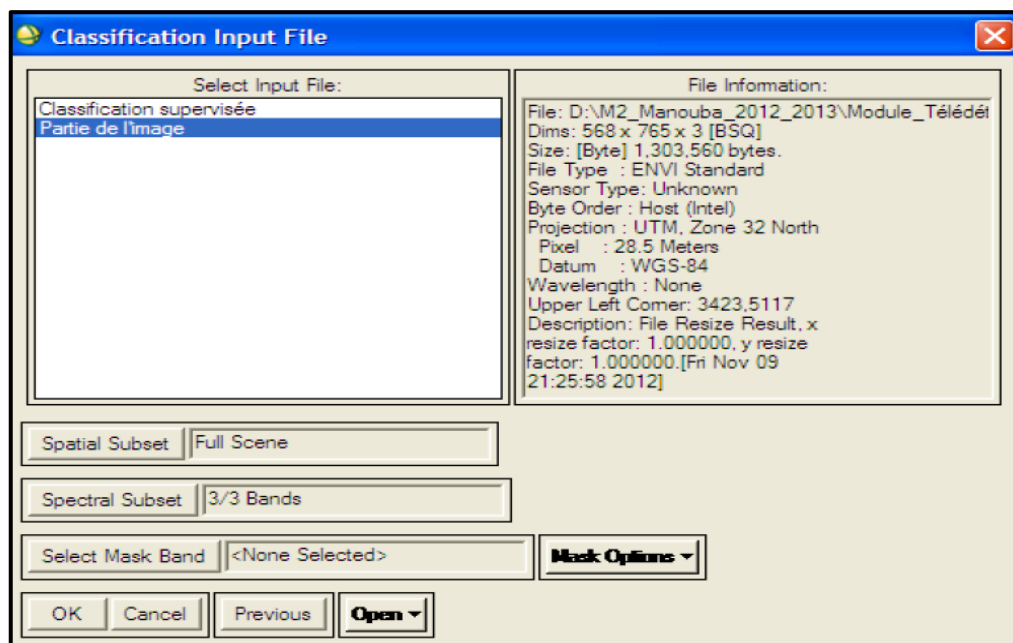


Figure 17 : Le choix d'une partie d'image

2. Cliquez sur « choose » pour choisir le chemin d'enregistrement. Ensuite, cliquez sur OK.

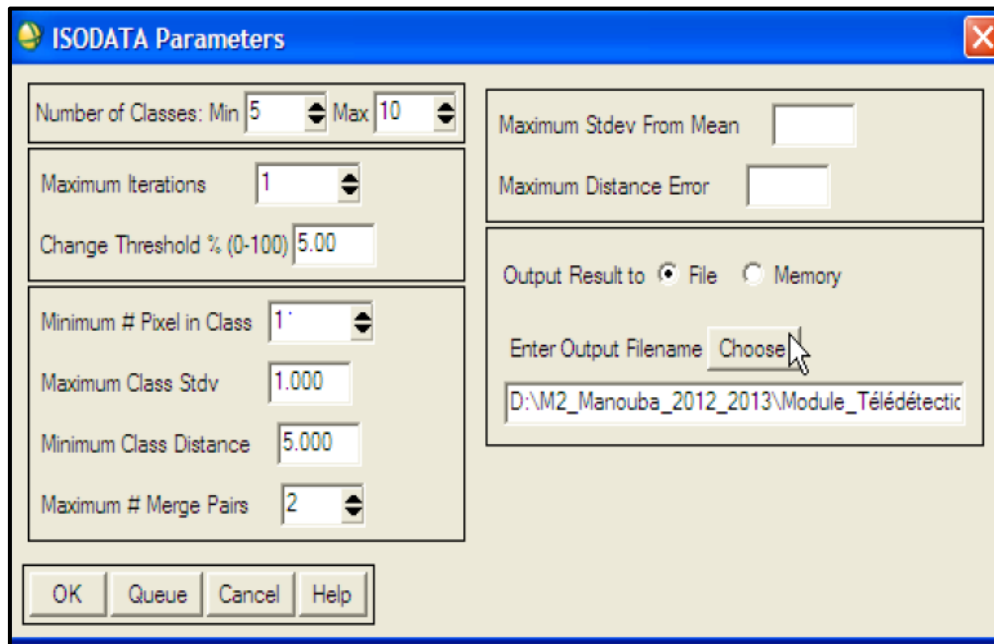


Figure 18 : Enregistrement dans un document

3. Dans la liste des bandes valable, cliquez sur « Iso Data (partie de l'image) » sur, « New display et enfin sur « Load ». L'image classifiée d'une manière non supervisée par la méthode Iso Data s'affiche alors à l'écran

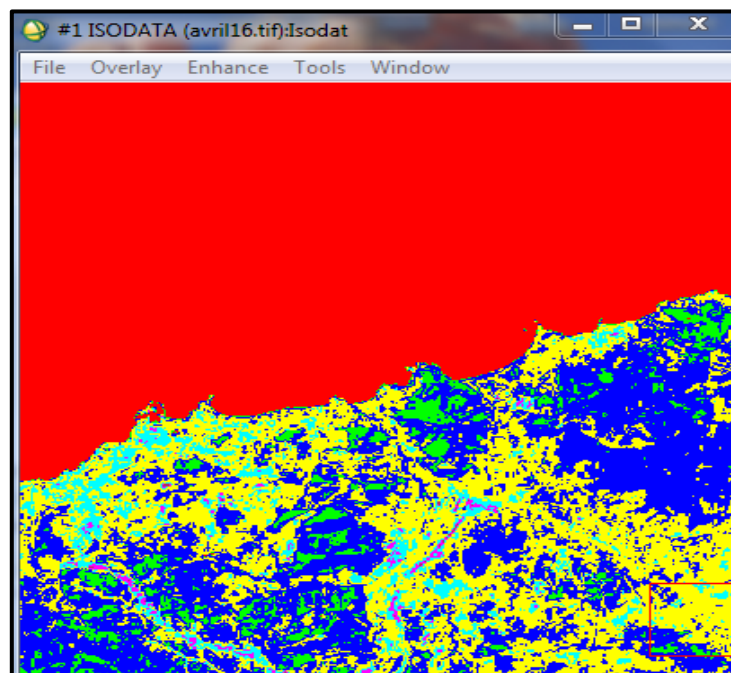


Figure 19: La classification non supervisée par la méthode Iso Data

a) K-means

Procédez de la même manière pour réaliser une classification non supervisée par la méthode K-means.

Classification K-means à 5 classes

Choisir un nombre de classe égale à 5 puis choisissez le chemin d'enregistrement et cliquez Sur OK.

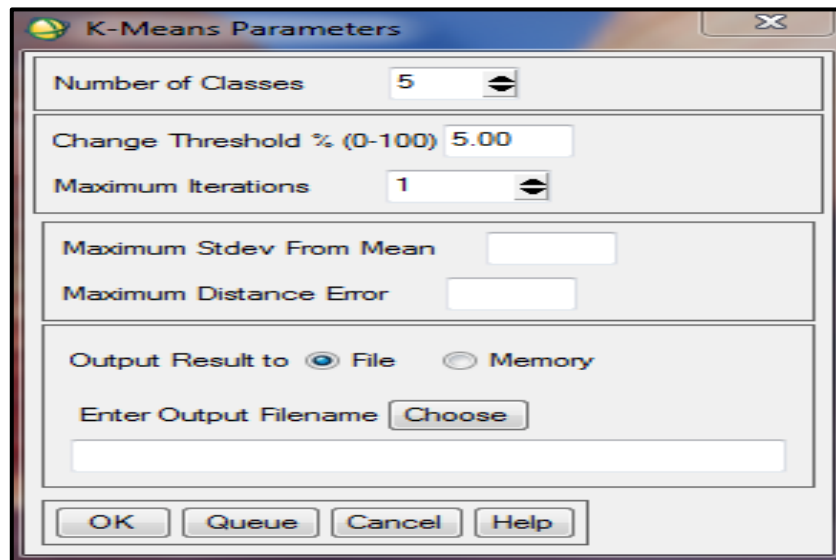


Figure 20 :Le choix des nombres des classes

En suivant les mêmes étapes que précédemment, nous obtenons, selon le nombre de classe. Il ne nous reste donc que le choix des couleurs pour les images classifiées obtenues. Dans ce qui suit, nous allons montrer comment choisir les couleurs en prenant comme exemple l'image classifiée (Iso Data à 5 classes).

1. Sous le menu « Tools », cliquer sur « ColorMapping » et choisir « Class Color Mapping » comme ci-dessous:

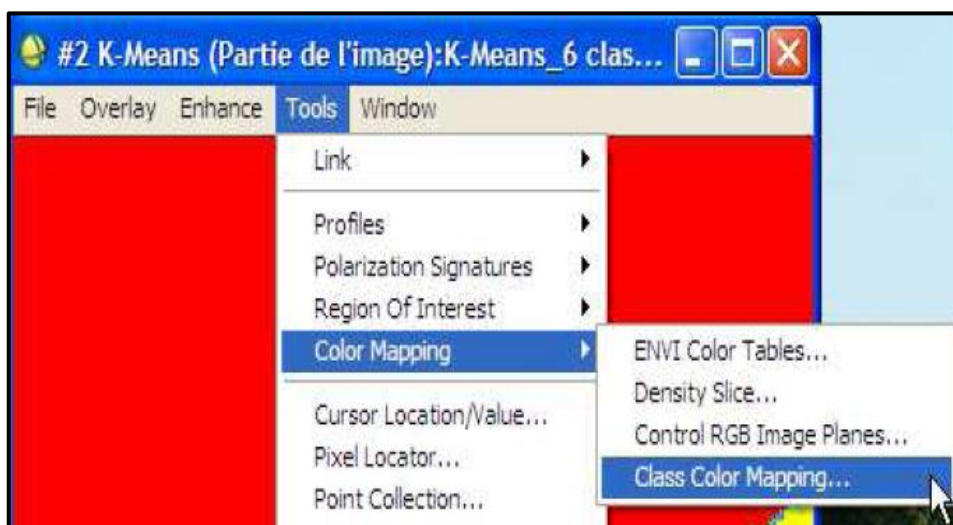


Figure 21 :Le choix de class colo rmapping

Choisissez les couleurs comme voulu

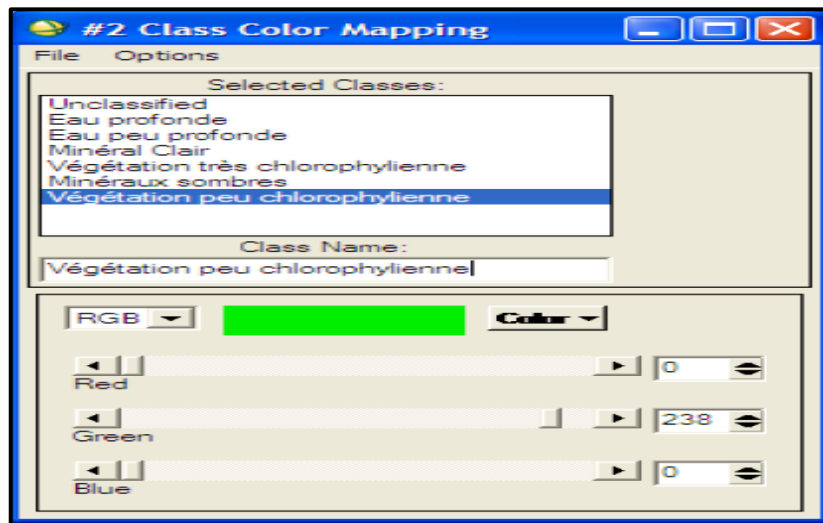


Figure 22 : Le choix des couleurs et nommé les classes

Après avoir nommé les classes et choisi les couleurs, cliquer sur le menu option et cliquer sur « Save Changes » pour sauvegarder le travail.

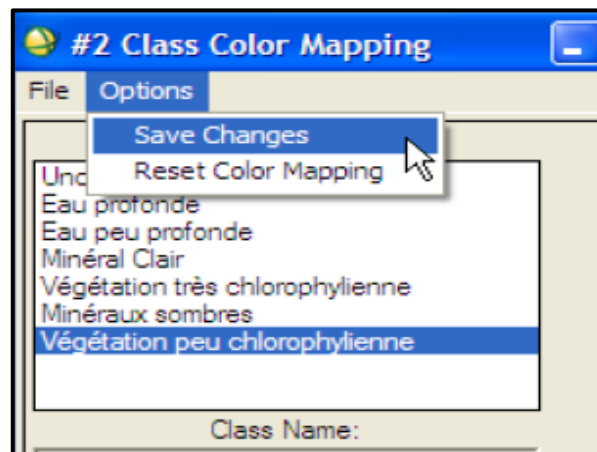


Figure 23 : enregistrement les changements

On obtient finalement, l'image classifiée suivant:

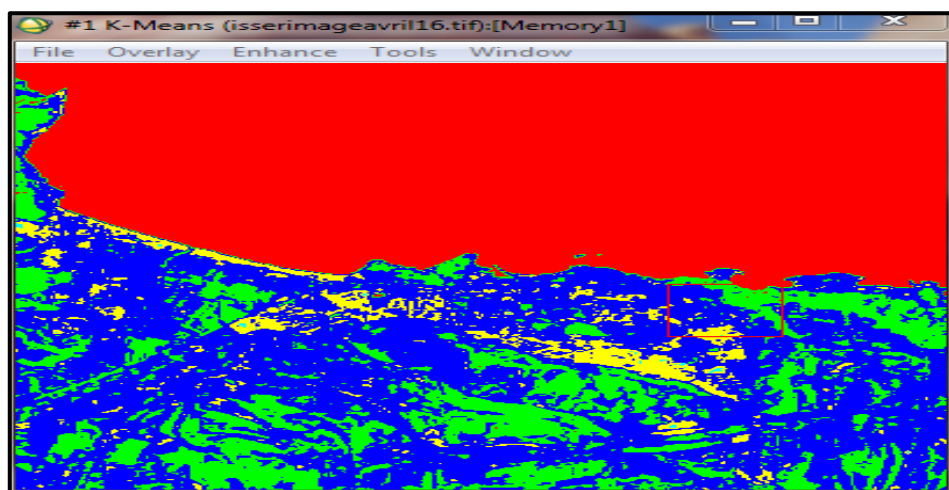


Figure 24 : La classification non supervisée par la méthode K-means

2.1.6.2. Classification supervisée

a) La méthode parallélépipède

1. Cliquez sur «Classification», «Supervised», «parallélépipède»

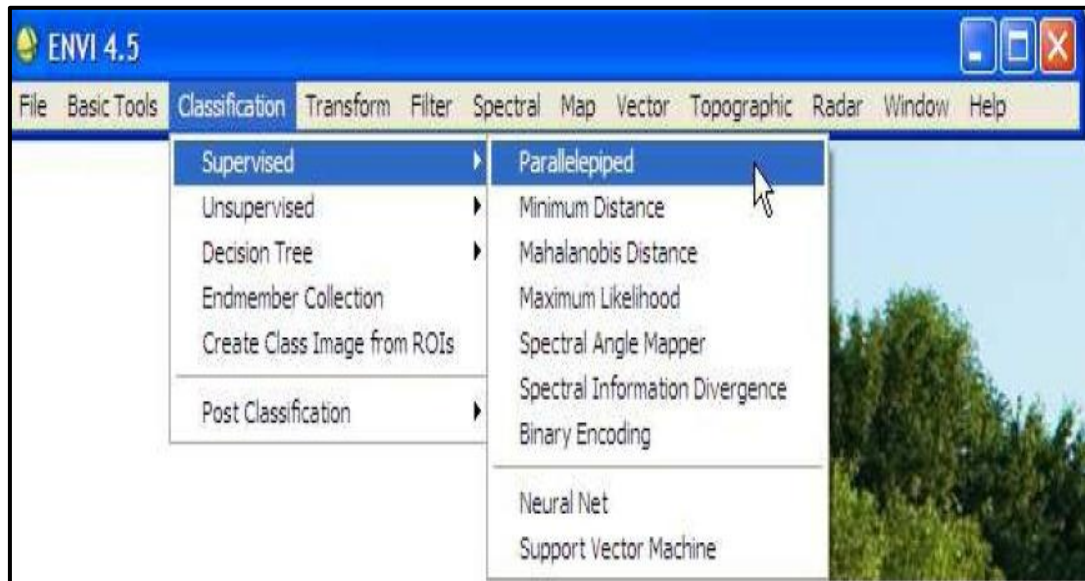


Figure 25 : Le choix de la classification parallélépipède

2. Sélectionnez partie de l'image et cliquez sur OK.

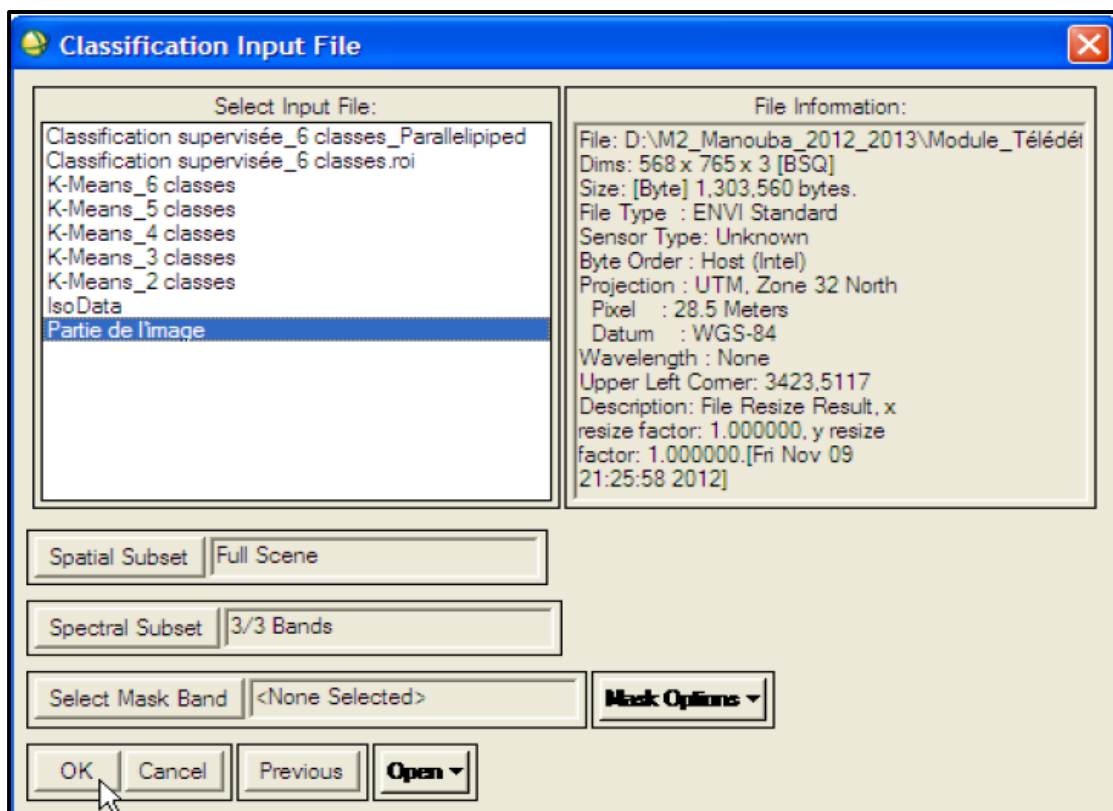


Figure 26 : Le choix d'une partie d'image

3. Cliquez sur Select All Items

4. Cliquez sur Choose et choisissez un chemin d'enregistrement

5. Cliquez sur OK

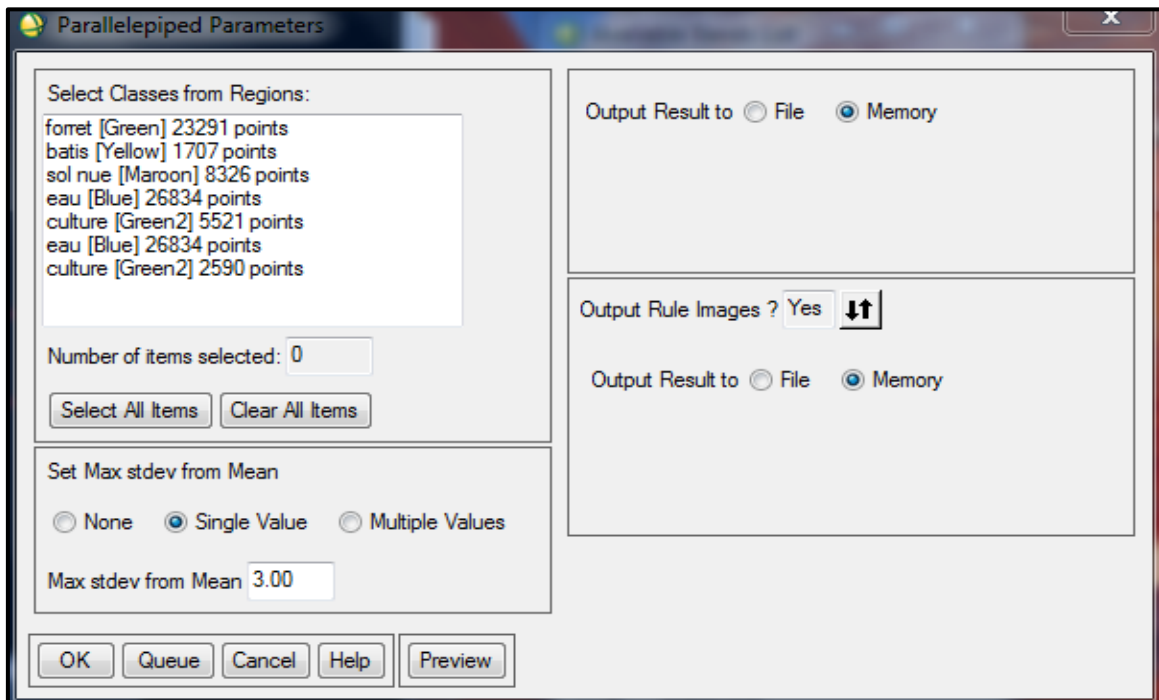


Figure 27 : Enregistrement dans un document

6. Cliquez sur New display, ensuite sur Load pour afficher la nouvelle image classée.

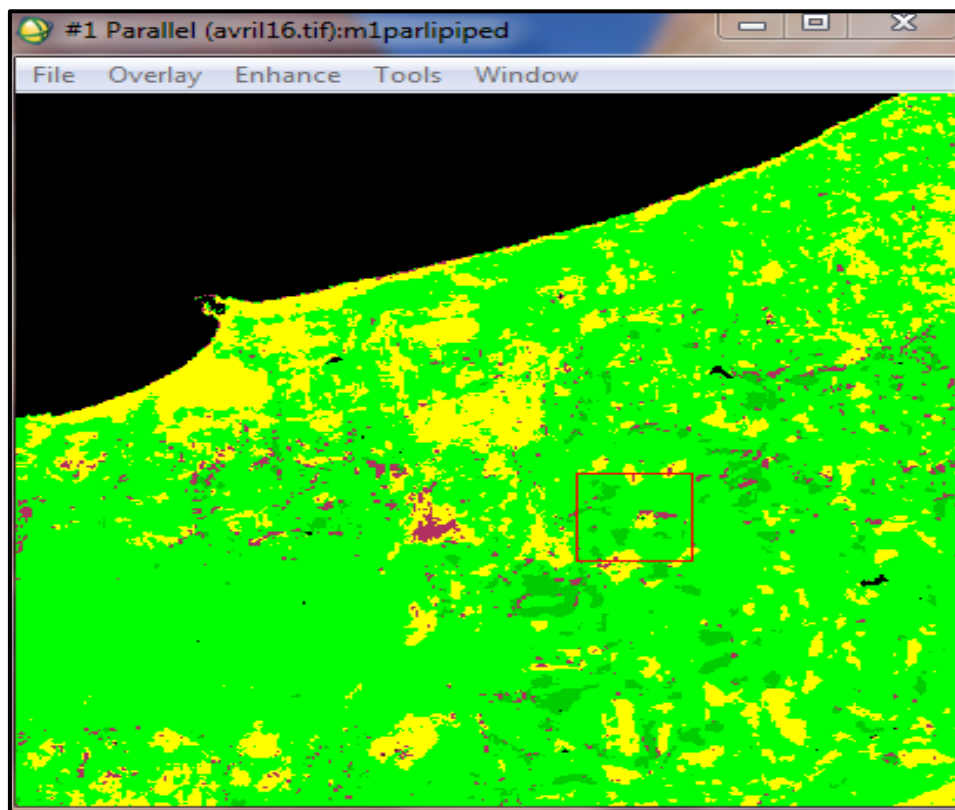


Figure 28 : La classification supervisée par la méthode parallélépipède

b) La méthode de Maximum de vraisemblance Likelihood

1. Cliquez sur Classification, Supervised, Maximum Likelihood

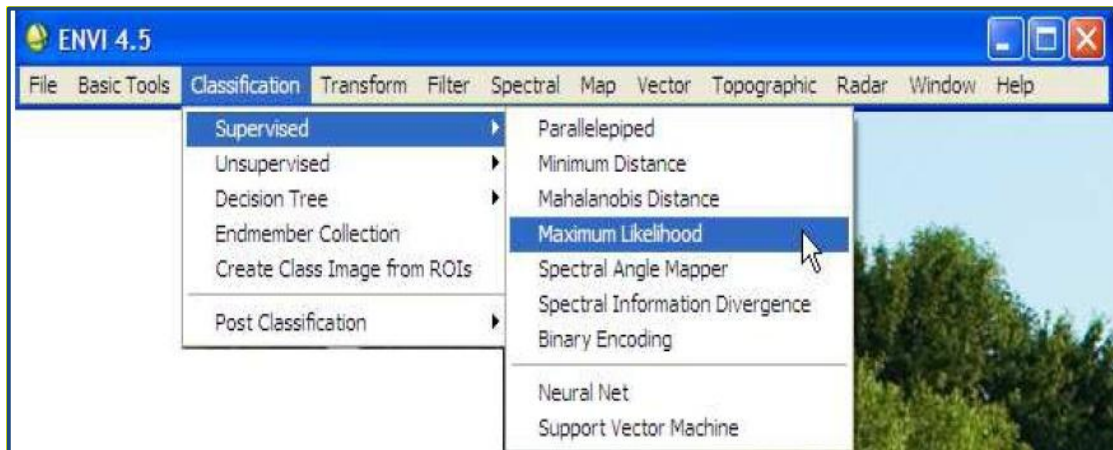


Figure 29 : Le choix de la classification Maximum de vraisemblance Likelihood

2. Suivez les mêmes étapes que précédemment pour obtenir l'image classée suivant :

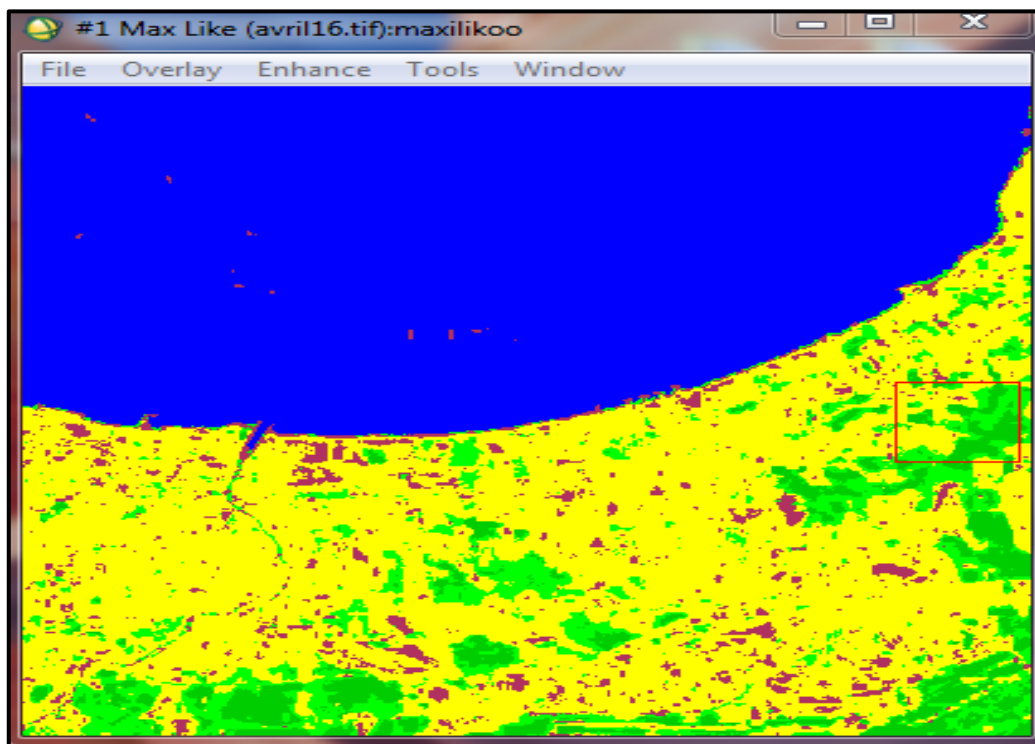


Figure 30 : Image de classification supervisée par la méthode Maximum de vraisemblance

c) La méthode de Mahalanobis Distance

1. Sous le menu classification, cliquez sur « Unsupervised » et choisir la méthode de classification voulue. Dans notre cas, on va choisir la méthode « mahalanobis Distance »
2. Cliquez sur la partie de l'image sur laquelle, vous voulez réaliser la classification et cliquez sur OK.
3. On obtient finalement, l'image classifiée suivant:

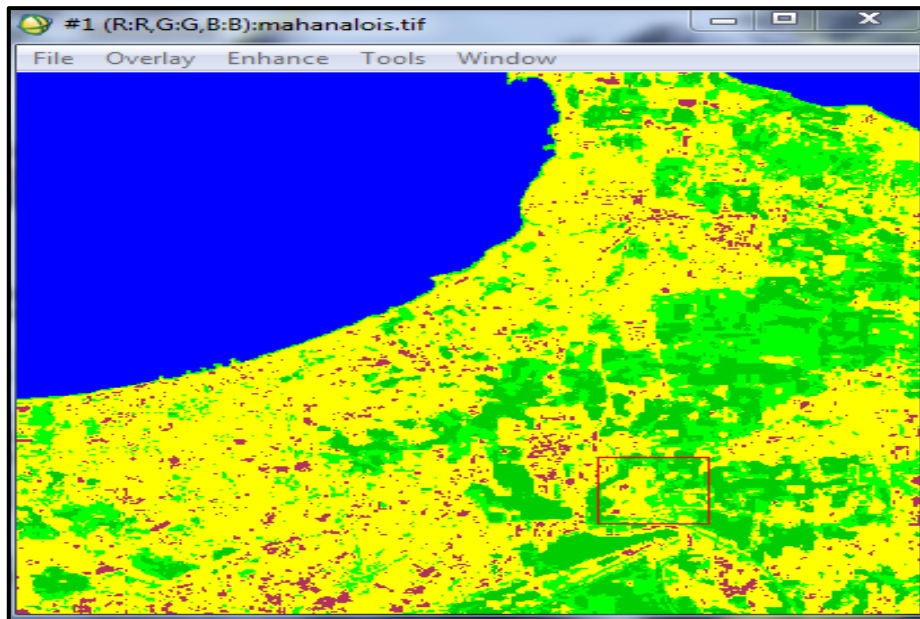


Figure 31 : Image de classification supervisée par la méthode de Mahanalobis Distance

2.1.6.3. Classification orientée objet

a) **Segmentation** : multi-résolution par eCognition avec le paramétrage suivant
 scale =90, compactness=0.5

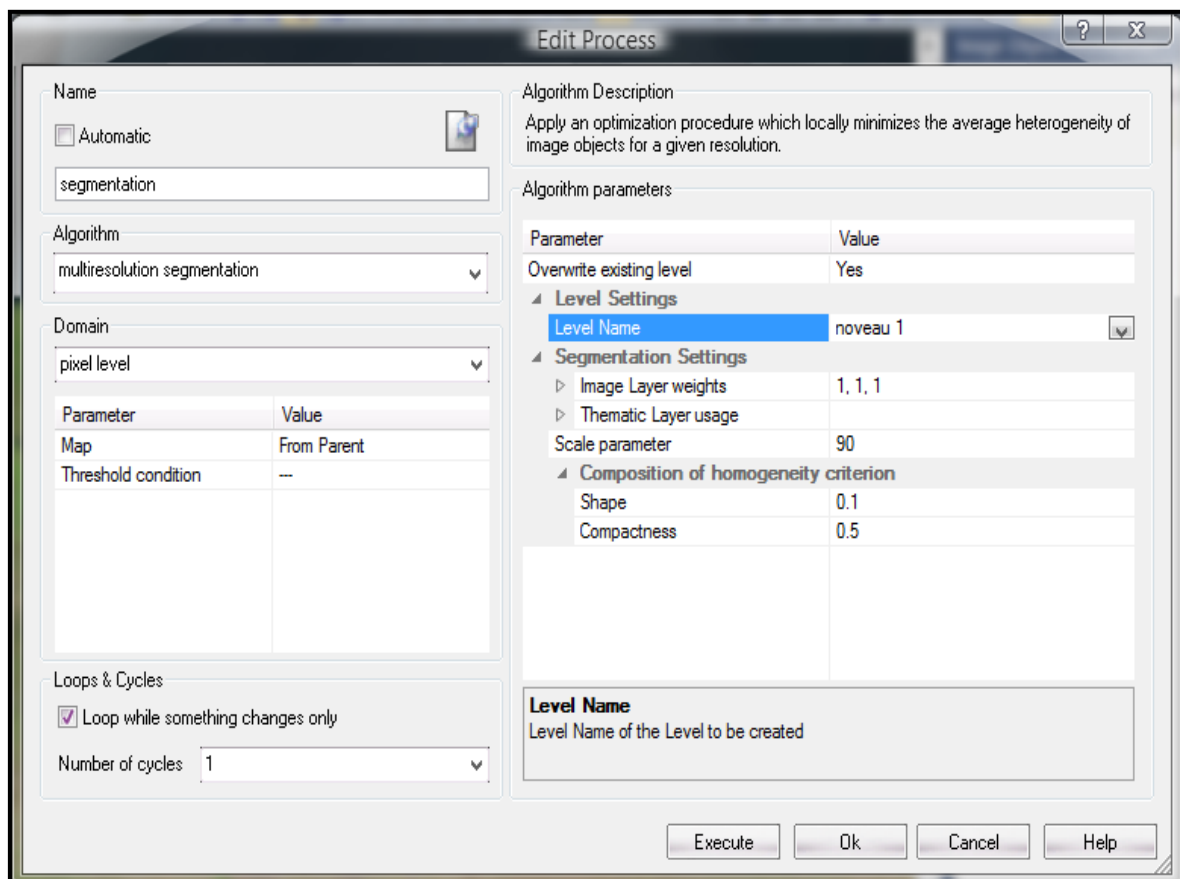


Figure 32: Les paramètres de segmentation

Cliquez sur exécute pour obtenir finalement, l'image de segmentation suivant

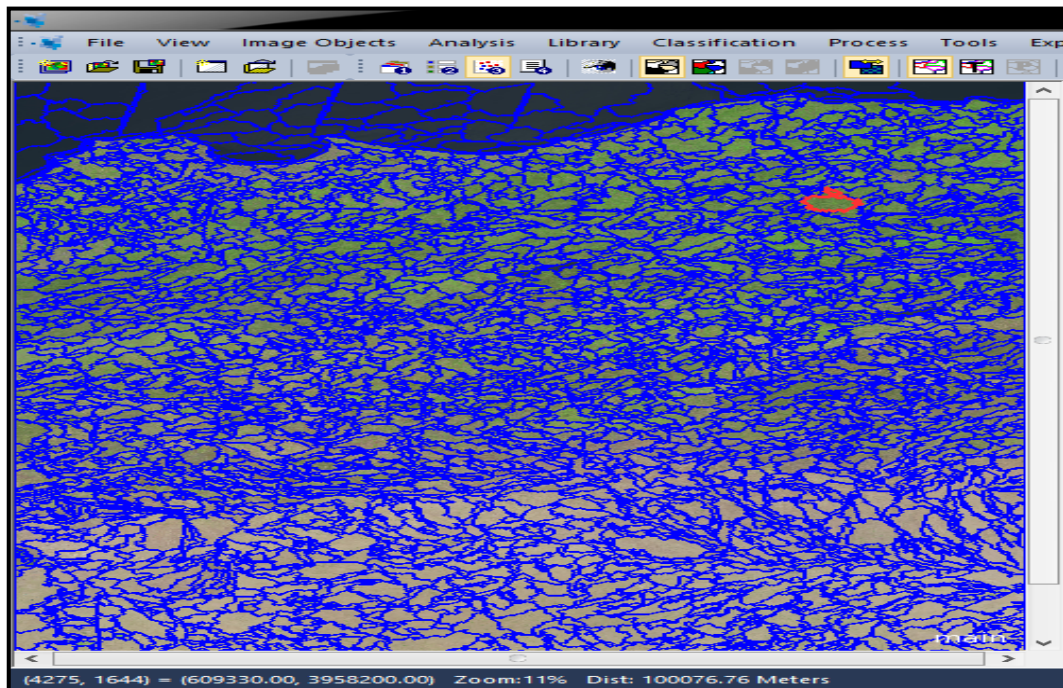


Figure 33 : segmentation l'image par eCognition

b) Classification

Après la création des objets avec l'étape précédente (segmentation), l'attribution des objets à des classes prédéfinies est effectuée avec les règles suivantes :

Tableau 05: Les règles sur les caractéristiques

Les classes	Les conditions	Rectification	Les groupements
Eau	-Mean layer 3 \leq 60 -Max.diff. \leq 0.25 - Mean Layer 1 \leq 52 - Mean Layer 1 \leq 63	-	Sans condition
Sol nu	-GLCM Contrast (all.dir) \geq 50	-Width \leq 64.63 Pxl -GLCM Homogeneity (all dir) $<$ 16 -Brightness \geq 136 -GLCM Homogeneity (all dir) \leq 50 -Distance to scene border $<$ 1700 Pxl	Sans condition
Végétation	-Max. diff \geq 0.60 -Mean Layer 3 \geq 70	-Brightness \leq 111 -Width \leq 59 Pxl -Rel. border to batie = 0 -Border to vegetation $<$ 0.070 -Max.diff. \leq 0.31 -Mean Layer 1 \geq 112 -Brightness \geq 95	Sans condition
Bâtie	-Max.diff. \leq 0.39 -Distance to scene border \leq 575 Pxl -Mean Layer 1 \leq 122.54	-Density \leq 1.15 -Standard deviation Layer 3 $>$ 10 -Distance to scene border $>$ 1100 Pxl -Brightness \leq 128.17 -Brightness \leq 125 -Mean Layer 3 $<$ 105	Sans condition
Forêt	-Distance to scene border \leq 900 Pxl -Max.diff. \geq 0.50	-GLCM Contrast (all.dir) \leq 27 -Width \leq 97 Pxl -Brightness \leq 110 -Brightness \leq 138 -Brightness \leq 143 -Brightness \geq 121 -Density \geq 1.7	Sans condition

CHAPITRE III

Résultat et discussion

Résultats et discussion

3.1. Classification non supervisée

3.1.1. Méthode d’Isodata

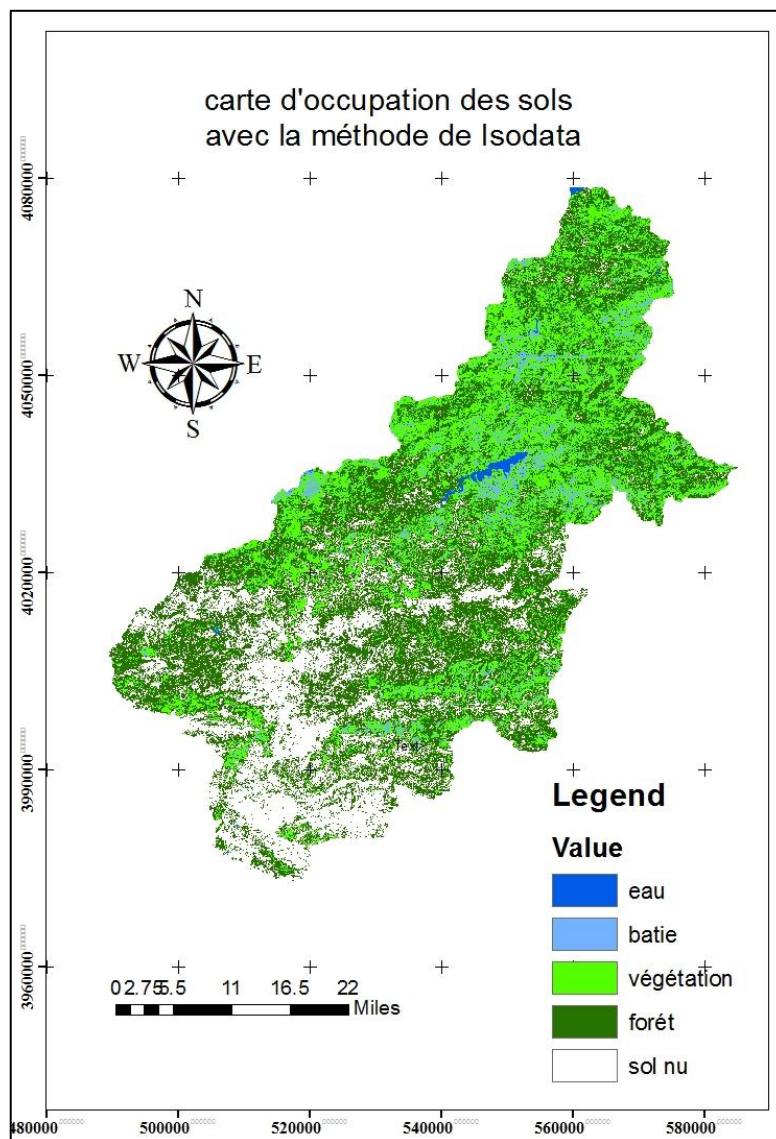


Figure 34: Carte d’occupation du sol par la classification non supervisée algorithmme Isodata

Tableau 06: Extraction de l’occupation du sol par la classification non supervisée (Isodata)

Les classes d’occupation du sol	Surface	
	Km ²	%
Eau	21,1	0,5
Végétation	1133,4	26,9
Forêt	1877,0	44,6
Bâtie	155,4	3,7
Sol nu	1023,0	24,3
Total	4210	100

3.1.2. Méthode de K-means

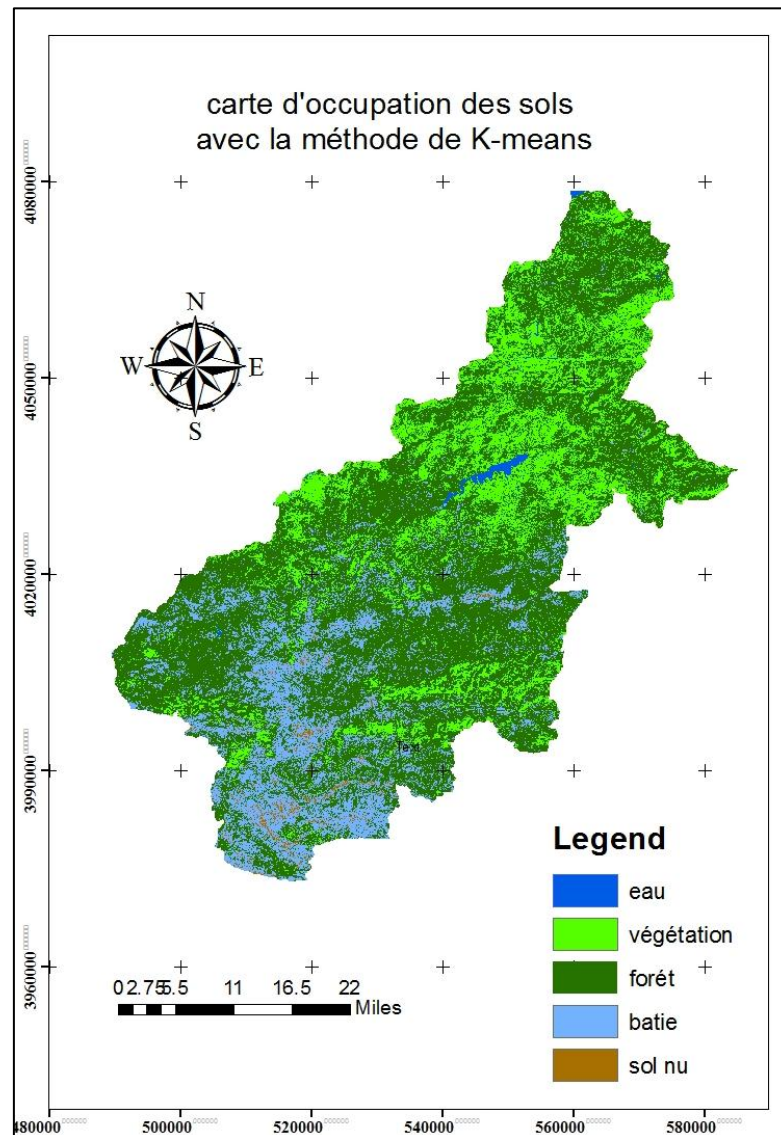


Figure 35: Carte d'occupation du sol par la classification non supervisée algorithme K-means

Tableau 07: Extraction de l'occupation du sol par la classification non supervisée (K-means)

Les classes d'occupation du sol	Surface	
	Km ²	%
Eau	26,6	0,6
Végétation	865,3	20,6
Forêt	2615,5	62,1
Bâtie	661,6	15,7
Sol nu	40,7	1,0
Total	4210	100

3.2. Classification supervisée

3.2.1. La méthode de parallélépipède

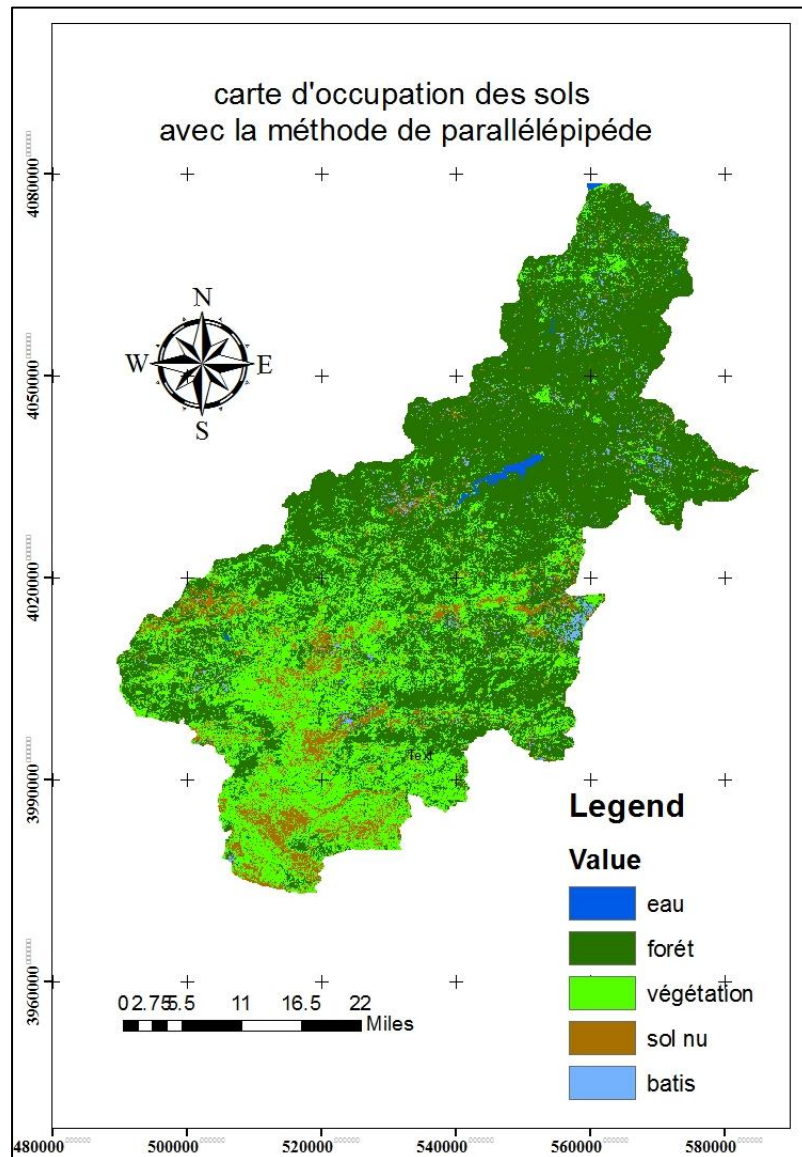


Figure 36: Carte d'occupation du sol par la classification supervisée algorithme parallélépipède

Tableau 08: Extraction de l'occupation du sol par la classification supervisée (parallélépipède)

Les classes d'occupation du sol	Surface	
	Km ²	%
Eau	19,6	0,5
Végétation	1170,2	27,8
Forêt	2587,0	61,5
Bâtie	85,6	2,0
Sol nu	347,4	8,3
Total	4210	100

3.2.2. La méthode de Maximum vraisemblance Likelihood

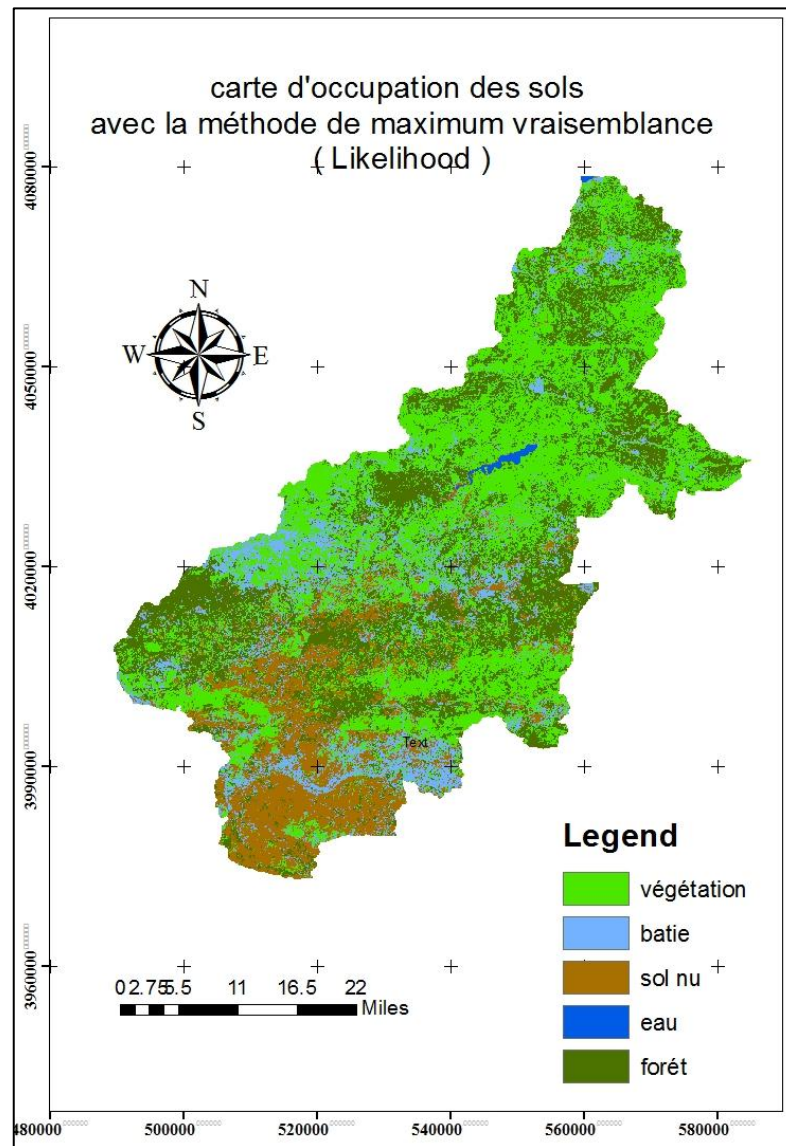


Figure 37 : Carte d’occupation du sol par la classification supervisée algorithme Maximum de vraisemblance likelihood

Tableau 09 : Extraction de l’occupation du sol par la classification supervisée Maximum de vraisemblance (likelihood)

Les classes d’occupation du sol	Surface	
	Km ²	%
Eau	13,4	0,3
Végétation	1737,8	41,3
Forêt	1336,3	31,7
Bâtie	508,7	12,1
Sol nu	614,1	14,6
Total	4210,4	100,0

3.2.3. La méthode de Mahalanobis

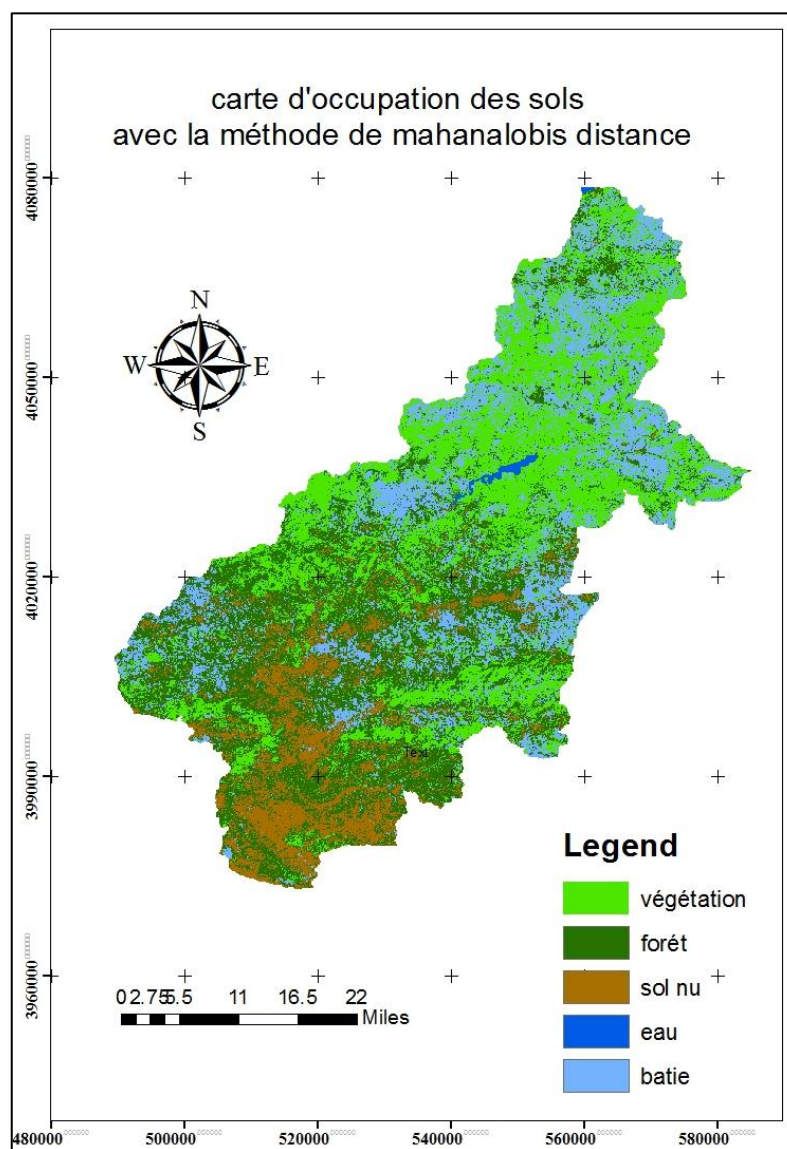


Figure 38 : Carte d’occupation du sol par la classification supervisée algorithme mahalanobis

Tableau 10 : Extraction de l’occupation du sol par la classification supervisée (mahalanobis)

Les classes d’occupation du sol	Surface	
	Km ²	%
Eau	15,8	0,4
Végétation	1331,0	31,6
Forêt	1464,0	34,8
Bâtie	937,6	22,3
Sol nu	461,7	11,0
Total	4210	100

3.3. Classification orientée objet

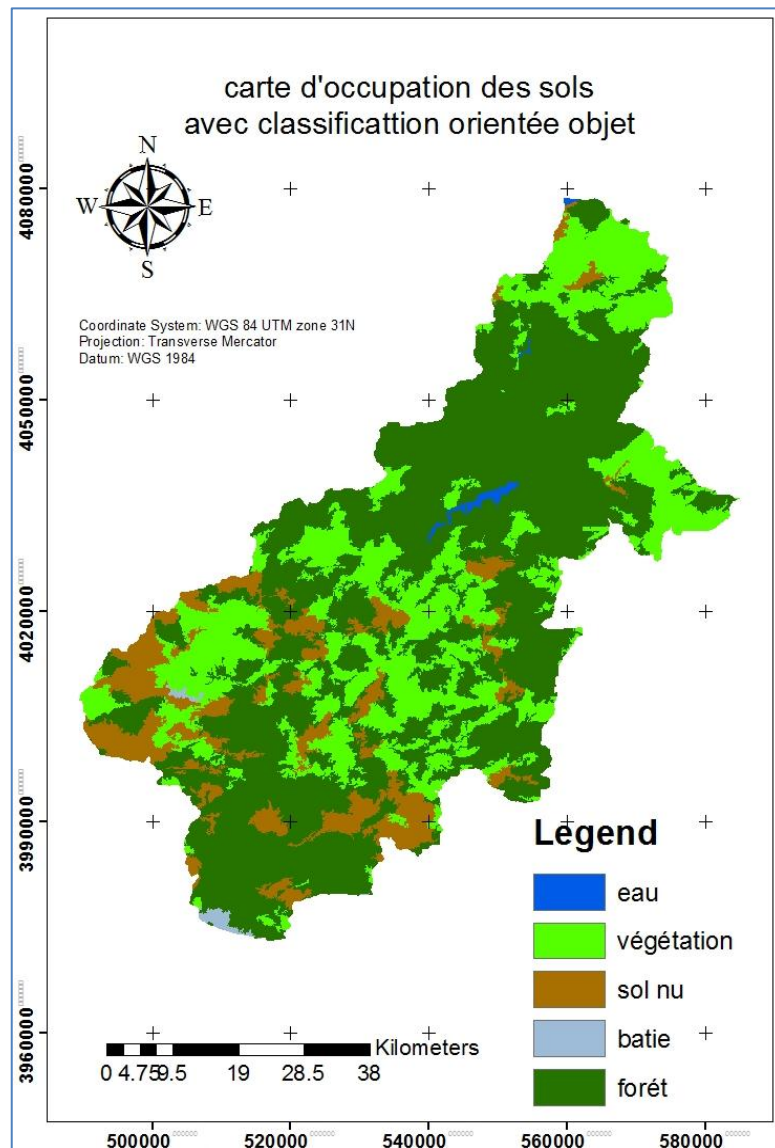


Figure 39 : Carte d’occupation du sol par la classification orientée objet

Tableau 11 : Extraction de l’occupation du sol par la classification orientée objet

Les classes d’occupation du sol	Surface	
	Km ²	%
Eau	17,0	0,4
Végétation	1173,1	27,9
Forêt	2530,8	60,1
Bâtie	15,5	0,4
Sol nu	473,9	11,3
Total	4210	100

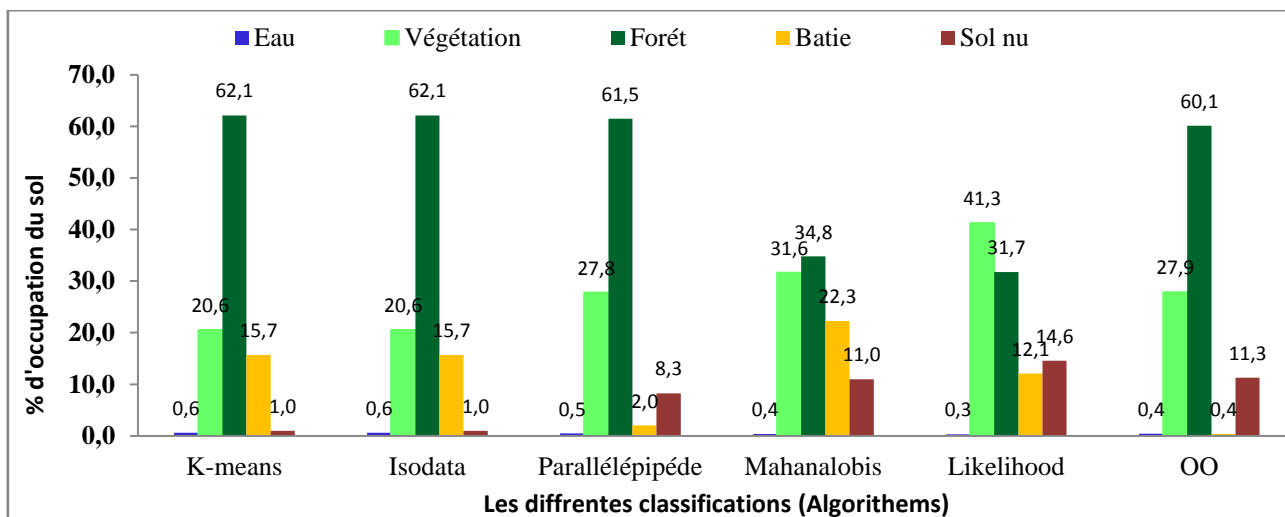


Figure 40 : Les résultats d'occupation du sol par les différentes classifications.

D'après la figure 40 on remarque que les cinq méthodes de classification testées présentent une similitude en ce qui concerne la classe d'occupation du sol du plan d'eau avec un écart de 0,3 %. Ceci s'expliquerait par le fait que cette occupation atteint un niveau d'exactitude très élevé que ce soit la classification. Cette réponse spectrale nous a permis d'extraire aisément la surface de l'eau d'autres classes de l'utilisation du sol. Ce fait est confirmé par d'autres travaux (Flanders *et al.*, 2003 ; Lang *et al.*, 2006 ; Platt et Rapoza, 2008).

Pour la classe des forêts une similitude nette a été observée pour les méthodes de classification k-means, Isodata, parallélépipède et orientée objet avec un taux d'occupation variant entre 61,5 et 62,1 %. Tandis que, la méthode de mahalanobis et likelihood présentent une similitude en pourcentage d'occupation varie respectivement entre 34,8 et 31,7 %.

En ce qui concerne la classe de végétation on remarque que les méthodes de classification k-means, Isodata, parallélépipède et orientée objet présentent une similitude en pourcentage variée entre 20,6 et 27,9 %. Alors que celles de mahalanobis et likelihood présentent une différence remarquable en pourcentage atteint des valeurs de 31,6 et 41,3 % respectivement.

Concernant les méthodes K-means et Isodata donnent des taux nettement similitudes enregistrant des valeurs de 15,7 % et 2 % pour les classes des surfaces bâties et du sol nu respectivement. Tandis que les autres méthodes de classification présentent des taux

variables d'une classe à l'autre sauf les deux méthodes mahalanobis et orientée objet qui ont un taux similaire varie 11 % à 11,3%.

Conformément à la réalité de l'utilisation des terrains de la zone d'étude, nous pouvons déduire que la meilleure méthode de classification est celle d'orientée objet. Nous pouvons également affirmer que, les tests de segmentation effectués sur l'extrait de l'image sentinel-2 ont été très utiles, permettant une meilleure compréhension du processus de la segmentation pour des fins cartographiques de l'utilisation du sol. Par ailleurs, le processus de la segmentation pour la classification orientée-objet via le logiciel eCognition nécessite une précision délicate entre les objets terrestres à cartographier. Nos résultats sont en concordance avec ceux trouvés par d'autres investigateurs (Jia *et al.* 2013 ; Kassouk *et al.*, 2014 ; Liu et Zhang, 2017). Vue son importance dans le domaine de la cartographie de différentes utilisations des terres, cette technique a été utilisée un peu partout dans le monde.

Notre approche a permis d'extraire les cinq classes avec une exactitude élevée. Le niveau d'exactitude le plus élevé est obtenu pour la classe « la végétation : forêt et céréaliculture » et le plus faible pour la classe « des terres nues ». La catégorie du plan d'eau (le lac du barrage) atteint un niveau d'exactitude très élevé, ce qui est dû à la réponse spectrale très basse de l'eau et qui est très distincte des autres classes. Ce fait est confirmé par d'autres travaux de traitement de l'image par l'approche d'objet (Flanders *et al.*, 2003; Lang *et al.*, 2006; Platt and Rapoza, 2008). Dans la catégorie de végétation, nous avons obtenu des résultats adéquats, sauf pour la classe « arbres isolés ». La faible exactitude de cette classe s'expliquerait par le fait qu'il est difficile d'identifier les arbres dispersés, même visuellement. Laliberte *et al.* (2004) confirment aussi la difficulté d'identifier les arbustes de petite taille dans leur classification. Plusieurs études récentes ont suggéré que les données du LiDAR pourraient être utiles pour identifier les arbres dispersés en milieu urbain par exemple (par exemple Sung 2012; Zhou and Troy 2008). Les paramètres de segmentation proposés pour la végétation par les auteurs précédents privilégient la couleur par rapport à la forme, mais n'attribuent aucun poids (Laliberte *et al.*, 2004) ou seulement un poids minime à la compacité (Lang *et al.*, 2006; Platt and Rapoza, 2008).

CONCLUSION

Conclusion générale

L'arrivée des images de THRS offre une nouvelle source d'information pour les applications en écologie. Dans ce travail, nous avons effectué plusieurs classifications, à savoir, non supervisée, supervisée et orientée objet, afin de pouvoir extraire des objets de l'occupation du sol du bassin versant de l'oued Isser à partir d'une image Sentinel-2. Malgré la faible résolution spectrale de l'image, l'approche d'orientée objet donne des résultats encourageants pour presque tous les objets d'intérêts, à l'exception des classes de « arbres isolées » et des petites rues. Nous sommes arrivés à des meilleures valeurs pour les paramètres de segmentation, qui n'avaient jamais été testés de manière empirique et systématique. Les valeurs proposées correspondent aux caractéristiques de couleur et de forme des objets pour certaines occupations du sol comme le plan d'eau, la végétation, la forêt, les surfaces bâties et les sols nus. Elles pourraient être des suggestions initiales pour des tests de segmentations dans les futurs travaux de l'extraction des objets terrestres à partir d'une image à THRS. Pour chaque classe, nous avons aussi établi une stratégie de tests pour les paramètres de segmentation afin de choisir leurs meilleures valeurs de manière moins intuitive et subjective. Cette démarche exige plusieurs séquences de tests, mais avec de récents développements permettant l'utilisation du logiciel eCognition pour le traitement automatique de plusieurs images à la fois, en font une solution efficace et fiable pour les applications de l'approche orientée objet. Les résultats obtenus dans cette approche permettent de conclure que la télédétection à haute résolution spatiale est très utile pour des mise-à-jours et inventaires des bases de données à faible coût et dans des délais rapides.

Comme perspectives, nous recommandons l'utilisation des images à THRS issues d'autres satellites tels que, Ikonos-2, Quickbird-1, Orbview-3, Orbview-4 ou ASAL (Agence Spatiale Algérienne), mais avec une petite échelle de surface de l'ordre de dizaines de Km² afin de pouvoir cartographier l'hétérogénéité spatiale du milieu.

REFERENCE
BIBLIOGRAPHIQUE

- Abdelbaki A., 2012 :** Utilisation des SIG et télédétection dans l'étude de la dynamique du couvert végétal dans le sous bassin versant d'oued Bouguedfine (wilaya de Chlef), mémoire magister en biologie université Hassiba ben Bouali, Chlef, 110p.
- Achbun A., Mansour M., Layelmam M., Smiej M.F., 2013 :** Etude comparative de la classification orientée objet d'une image spot5 pour la cartographie de l'occupation du sol via eCognition 9. GEO OBSERVATEUR, 2011, 13 p.
- Benlinani D., 2007 :** Contribution à la cartographie de la végétation par télédétection cas ; du foret de sen alba chergui wilaya de Djelfa mémoire d'ingénieur d'état en agronomie université Amar telidji Laghouat 90p.
- Bhaskaran S., Paramananda S., Ramnarayan M. 2010:** Per-pixel and object-oriented classification methods for mapping urban features using Ikonos satellite data. Applied Geography 30, 650–665.
- Bisson, G., 2000:** La similarité : une notion symbolique/numérique. Chap. XX of: Apprentissage symbolique-numérique (tome 2). Editions CEPADUES.2002.
- Blaschke T., 2009:** Object based image analysis for remote sensing». ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing.
- Boussaid A., 2014 :** Étude des hydrogrammes des crue du bassin versant Isser(09) Algérie (W.Boumerdes), mémoire magister en génie Civil et d'hydraulique université KASDI Merbah de Ouargla, 57P.
- Cours SIG et Télédétection :** 2eme Master Ecologie végétale et environnement (2017/2018).
- CPS., 2011 :** Guide d'initiation à la télédétection appliquée à la pêche côtière et secrétariat général de la communauté du pacifique. Nouméa (nouvelle- Calédonie). 22P
- Denis A., 2013 :** Travaux Pratiques de Télédétection Spatiale, université liège (ULg), 84P.
- Dimitrios D. A., Diofantos G.H., Athos A. 2013:** Integrated use of remote sensing, GIS and precipitation data for the assessment of soil erosion rate in the catchment area of "Yialias" in Cyprus. J. Atmos. Res. 131, 108–124
- Dimitrois G., Michalis V., Maria H., 2013:** Uncertainty Handling and Quality Assessment in Mining 223p

- Dumas P., et al., 2004 :** Caractérisation de l'occupation du sol par télédétection des littoraux du Sud-Ouest de la Nouvelle-Calédonie, université d'Orléans 12P.
- Duminil. T., 2007:** Exploitation de données de télédétection en vue d'étudier la mise en place de l'écotourisme dans la région d'Andavadoaka (Madagascar). Rapport de stage deuxième année SUPAGRO, Montpellier, 19 p.
- eCognition Developer 9.0 ., 2014:** «Reference Book», Trimble Germany GmbH
- El hmaidi A., El Abassi M., Essahlaou A., Abdallaoui A., 2014 :** Outils SIG et caractérisation physiographique et climatique du bassin versant du barrage Sidi Chahed (NE de Meknès, Maroc) [GIS tools and physiographic and climatic characterization Watershed Dam Sidi Chahed (NE Meknes, Morocco)] 45p.
- El hmaidi A., El Abassi M., Essahlaou A., Abdallaoui A., 2014:** Outils SIG et caractérisation physiographique et climatique du bassin versant du barrage Sidi Chahed (NE de Meknès, Maroc) [GIS tools and physiographic and climatic characterization Watershed Dam Sidi Chahed (NE Meknes, Morocco)] 45p.
- Elmiali H., 2016 :** Méthode d'identification et de cartographie de l'occupation du sol à fine échelle par analyse d'images, Information Géographique : Analyse Spatiale et Télédétection Co-habilité UPEM-ENSG. Mémoire de Master P39.
- FAO., 1998 :** AFRICOVER spécifications géométriques et cartographiques. Service de l'environnement et des ressources naturelles Division de la recherche, de la vulgarisation et de la formation Département du développement durable
- Faour G. 2011 :** La carte de l'occupation du sol de Liban. 66P
- Flanders, D., Hall-Beyer, M., Pereverzoff, J. 2003:** Preliminary evaluation of eCognition object-based software for cut block delineation and feature extraction, Canadian Journal of Remote Sensing 29(4):441–452.
- Girard M.C. et Girard, C. M., 1989:** Télédétection appliquée, zones tempérées et intertropicales. (2 ed.), Paris, Masson, 260p.
- Girard M.C. et Girard, C. M., 1999 :** Traitement des données de Télédétection. Dunod, Paris, 529p.

- Gomer, D. 1994 :** Ecoulement et érosion dans des petits bassins versants à sols marneux sous climat semi-aride méditerranéen. Thèse de Doctorat. Université de Wasserbau (en Allemand) Karlsruhe. Allemagne. 207 p.
- Gueye, I. 2013:** Application de la Télédétection aérospatiale pour l'évolution de la dégradation des ressources naturelles: cas des sols de la région de Kaolack située dans le bassin arachidier du Sénégal , direction de: Souleye WADE et Fary DIOME, 195p
- Guindon B., 1997:** Computer-Based aerial image understanding: A review and assessment of its application to planimetric information extraction from very high resolution satellite images, *Canadian Journal of remote Sensing* 23(1):38-47.
- Hay G. J., Castilla G., 2006:** Object-based image analysis strengths, weaknesses, opportunities and threats (SWOT), ISPRS 1st International Conference on Object-based Image Analysis (OBIA 2006), Salzburg.
- Hereher M.E., Shehta E. A., 2017:** Lithologic mapping of Aja granitic batholiths, Ha'il, Saudi Arabia, using remote sensing. *Arab J Geosci*, 10:313.doi 10.1007/s12517-017-3101-2.
- Jia J., Yang N., Zhang C., Yue, A., Yang J., and Zhu D., 2013:** Object-oriented feature selection of high spatial resolution images using an improved Relief algorithm. *Mathematical and Computer Modelling* 58, 619–626.
- Kassouk Z., Thouret, J.C., Gupta, A., Solikhin, A., Liew, S.C. 2014:** Object-oriented classification of a high-spatial resolution SPOT5 image for mapping geology and landforms of active volcanoes: Semeru case study, Indonesia
- Khaleghi M., Ranjabar H., Shahabpour J., Honarmand M ., 2014 :** Spectral angle mapping, spectral information divergence, and principal component analysis of the ASTER SWIR data for exploration of porphyry copper mineralization in the Sarduyeh area, Kerman province, Iran 10p.
- Kouzi T., Benhacine T., 2014:** Apport du sig et de la télédétection dans l'impact dans une mise en défens sur la biodiversité végétale (cas la région de gueltat sidi Saad) wilaya de Laghouat mémoire de master université amer telidji. Laghouat. 93p

- Laliberte, A. S., Rango, A., Havstad, K. M., Paris, J. F., Beck, R. F., McNeely, R., Gonzalez, A. L., 2004:** Object-oriented image analysis for mapping shrub encroachment from 1937 to 2003 in southern New Mexico, *Remote Sensing of Environment* 93:198-210.
- Lang, S., Jekel, T., Hölbling, D., Schöpfer, E., Prinz, T., Kloyber, E., Blaschke, T. 2006 :** Where the grass is greener - mapping of urban green structures according to relative importance in the eyes of the citizens, First Workshop of the EARSeL - Special Interest Group on Urban Remote Sensing, Berlin.
- Layelmam M., 2011 :** Etude comparative de la classification orientée objet d'une image spot5 pour la cartographie de l'occupation du sol via eCognition.17P
- Lénaïg,S.,Françoise, G., Iwan, L 2010:** approche orientée-objet de l'occupation des sols en zone côtière, p237-256.
- Liu, Y., Zheng, F.B., 2017:** Object-oriented and multi-scale target classification and recognition based on hierarchical ensemble learning. *Computers and Electrical Engineering* xxx, 1–17. doi.org/10.1016/j.compeleceng.2016.12.026.
- Mather P., Tso B., 2003:** Classification methods for Remotely Sensed Data 352p.
- Navulur, K., 2007:** Multispectral image analysis using the object-oriented paradigm.
- Omari, L., 2005:** Contribution à l'étude d'un écosystème a Artemesia herba alba dans le Sud-Oranais ; Diagnose phytoécologique et cartographique par télédétection spatiale. Mémoire de magister, Université USTHB, écologie et environnement, 152p.
- Pham T.T.H., He, D. Ch., 2015 :** Classification orientée objet d'une image quickbird de la ville de Hanoi (Viêt Nam): étude empirique des paramètres de segmentation. *Télédétection*, Editions scientifiques GB, 2013, 11 (2), pp.287-305.
- Platt R. V., Rapoza L., 2008:** An evaluation of an object-oriented paradigm for land use/land covers classification, *Professional Geographer* 60:87-100.Pp.1-105
- Richards, J.A., 1999:** Remote Sensing Digital Image Analysis, Springer-Verlag, Berlin, 240p.

Rouse J. W., Hass R. H., Shell J. A., Deering D. W., Harlan J. C., 1974: Monitoring the vernal advancement of retrogradation of natural vegetation. Final Report, Type III, NASA/GSFC, Greenbelt, 371p.

Sojasi S., 2016 : Caractérisation de minéraux indicateurs par imagerie hyperspectrale et traitement de l'image dans l'infrarouge proche et l'infrarouge lointain P154.

Soudani., 2005: Introduction générale a la télédétection faculté des sciences d'Orsay, université paris 26P.

Sung, C. Y., 2012: Evaluating the efficacy of a local tree protection policy using LiDAR remote sensing data, Landscape and Urban Planning 104(1):19-25.

Thi-thanh-hiên, P., Dong-chen, H 2013: classification orientée objet d'une image quick bird de la ville de hanoi (viêtname) : étude empirique des paramètres de segmentation pp.287-305.

UVED., 2008 : Envcal- suivi de l'environnement par télédétection, cours en université paris i, panthéon – sorbonne.

Zhou, W., Troy, A., 2008: An object-oriented approach for analysing and characterizing urban landscape at the parcel level, International Journal of Remote Sensing 11(10):3119-3135.

UmrTetiscemagref- CIRAD-ENGREF, **2007.**

Spécification technique de l'Observatoire du Sahara et du Sahel, **2014.**

Spécifications techniques des images Alsat-2A).

Site web:

Wikipedia[http://fr.wikipedia.org/wiki/Analyseen composantes principales](http://fr.wikipedia.org/wiki/Analyseen_composantes_principales)).

<https://fr.wikipedia.org/wiki/Sentinel-2>.

Résumé

L'apparition des images à très haute résolution spatiale (TRHS) et l'évolution croissante des outils spatiaux offrent une nouvelle source de l'information terrestre. En Algérie où le changement du milieu rural se déroule à grande vitesse avec des bases de données sont rares ou inaccessibles, l'utilisation de l'approche orientée-objet en combinaison avec les images satellites devient une vision alternative pour l'évaluation de l'environnement. Dans cette étude, nous avons effectué une procédure de l'extraction des objets de l'utilisation du sol à partir d'une image Sentinel-2 à l'aide de plusieurs algorithmes à savoir, k-means, Isodata (non supervisée), parallélépipède, mahalanobis et likelihood (supervisée) et orientée objet. Bien que, la faible résolution spectrale de l'image utilisée, l'approche orientée objet donne les résultats pertinents et encourageants dans le cadre de la cartographie spatiotemporelle de l'utilisation du sol, à l'exception de quelques objets terrestres isolés et ayant une taille inférieure à la taille de pixel de l'image (30 mètres) (arbres isolées, habitat rural, rues, ... etc.). Les résultats obtenus de 5 classes d'occupation, plan d'eau, végétation, forêt, bâtie et sol nu donnent respectivement les taux suivants : 0,4%, 27,9%, 60,1%, 0,4% et 11,3%.

Mots clés : orientée objet, supervisée, non supervisée, Sentinel-2.

Abstract

The appearance of very high spatial resolution (TRHS) images and the increasing evolution of space tools offer a new source of terrestrial information. In Algeria, where the change of the rural environment is happening at a high speed with databases are rare or inaccessible; the use of the object-oriented approach in combination with the satellite images becomes an alternative vision for the evaluation of the environment. In this study, we performed a procedure for extracting land-use objects from a Sentinel-2 image using several algorithms namely, k-means, Isodata (unsupervised), parallelepiped, mahalanobis and likelihood (supervised) and object oriented. Although the low spectral resolution of the image used, the object-oriented approach gives the relevant and encouraging results in the context of the spatiotemporal mapping of land use, except for some isolated terrestrial objects with smaller than the pixel size of the image (30 meters) (isolated trees, rural habitat, streets, ... etc.). The results obtained from 5 occupancy classes, body of water, vegetation, forest, built and bare soil respectively give the following rates: 0.4%, 27.9%, 60.1%, 0.4% and 11% . , 3%.

Keywords: object oriented, supervised, unsupervised, Sentinel-2.

ملخص

إن ظهور الصور القمرية ذات الدقة المكانية العالية (TRHS) والتطور المتزامن لوسائل الاستشعار ساهم في إعطاء مصادر جديدة للمعلومات الجغرافية . في الجزائر، حيث يحدث تغير البيئة بسرعة عالية مع قواعد بيانات نادرة أو يتعذر الوصول إليها، يصبح استخدام التصنيف الموجه للأغراض في تركيب صور الأقمار الصناعية رؤية بديلة لتقييم البيئة. في هذه الدراسة، قمنا باستخراج الأجسام المستخدمة للأرض من صورة Sentinel-2 باستخدام عدة خوارزميات وهي، k-mean، Isodat غير خاضعة للإشراف، متوازية، mahalanobis واحتمال (تحت إشراف) وجوه المنحى. على الرغم من أن الدقة الطيفية للصورة المستخدمة منخفضة، فإن النهج الموجه للكائنات يعطي النتائج ذات الصلة والمشجعة في سياق رسم الخرائط الزمنية المكانية لاستخدام الأراضي، باستثناء بعض الأجسام الأرضية المعزولة ذات أصغر من حجم البيكسل للصورة (30 متر) (أشجار معزولة، موانئ ريفية، شوارع، ... الخ). النتائج التي تم الحصول عليها من 5 فئات الإشغال، الجسم من الماء، الغطاء النباتي، الغابات، التربة المبنية و الحرة على التوالي تعطي المعدلات التالية: 0.4 % ، 27.9 % ، 60.1 % ، 0.4 % و 11 % و 3%.

الكلمات المفتاحية : وجوه المنحى، الموجه، غير موجه، Sentinel-2