



ROYAUME DU MAROC
Université Sultan Moulay Slimane
Faculté des Sciences et Techniques
Département d'informatique
Béni-Mellal



N° d'ordre : 286/2020

Centre d'Études Doctorales « Sciences et Techniques »
Formation Doctorale « Mathématiques et Physique Appliquées »

THÈSE

Présentée par

Abdelkrim MAARIR

Pour obtenir le grade de

Docteur

Spécialité : Informatique.

Contribution à la conception d'algorithmes de segmentation et de classification automatique d'images satellitaires pour la cartographie de l'occupation du sol

Thèse soutenue le 31 Octobre 2020 à 9h devant le jury composé de :

M. Said SAFI	Professeur, Faculté Polydisciplinaire, Béni Mellal	Président / Rapporteur
M. Mohammed ERRITALI	Professeur Habilité, Faculté des Sciences et Techniques, Béni Mellal	Rapporteur
M. Mohamed BENSLIMANE	Professeur Habilité, Faculté des Sciences et Techniques, Fès	Rapporteur
M. Mohammed FAKIR	Professeur, Faculté des Sciences et Techniques, Béni Mellal	Examineur
M. Mohamed BASLAM	Professeur, Faculté des Sciences et Techniques, Béni Mellal	Examineur
M. Belaid BOUIKHALENE	Professeur, Faculté Polydisciplinaire, Béni Mellal	Directeur de thèse

Dédicace

Aucune dédicace ne peut traduire la profondeur de mon respect et ma grande reconnaissance envers :

Mes parents et tous les membres de ma famille pour les sacrifices dont ils font toujours preuve à mon égard ;

Les personnes qui m'ont assisté avec dévouement et sans relâche durant toute la période de ma thèse ;

Mes enseignants en signe de gratitude pour leurs conseils et leur patience.

Mes amis pour leur soutien moral ;

Que ce travail soit pour vous le témoignage de mon immense considération et mon grand amour.

Remerciements

Ce travail a été effectué au sein du Laboratoire "Traitement de l'Information et Aide à la Décision (TIAD)" de la Faculté des Sciences et Techniques Beni Mellal, sous la direction du Professeur Belaid Bouikhalene. Je tiens à lui écrouler ici toute ma reconnaissance pour la confiance qui m'a accordé et a accepté d'être mon directeur de thèse et m'a assuré de son assistance pendant ces années de thèse, pour sa disponibilité et ses précieux conseils,

Aux termes de ce travail, je tiens à exprimer mes sentiments envers tous ceux et celles qui ont contribué de loin ou de près à son aboutissement ;

Je tiens bien entendu à remercier chaleureusement tous les membres du jury et particulièrement mes trois rapporteurs. Merci à M. Said Safi pour sa disponibilité, sa finesse d'analyse et de m'avoir fait l'honneur de présider ce jury. Merci à M. Mohammed Erritali pour ces nombreuses discussions, ses critiques constructives, son amitié. Merci à M. Mohamed Benslimane dont la lecture très attentive de mon manuscrit m'a permis de prendre le recul nécessaire pour améliorer sa lisibilité ainsi que pour ses conseils éclairés, sa gentillesse et ses encouragements à continuer sur cette voie de la recherche.

J'adresse également mes remerciements à mes deux examinateurs M. Mohamed Basalam pour avoir apporté sa propre vision et ses remarques au cours de la soutenance et M. Mohammed Fakir pour avoir accepté de juger ce travail.

Je tiens à remercier M. Abdelhalim Benyoucef pour son implication dans ce travail, pour ses qualités humaines, son enthousiasme et son soutien moral.

Merci également à tous mes collègues chercheurs et thésards du département Informatique et du laboratoire de Traitement de l'Information et Aide à la Décision pour la sympathique ambiance de travail qui m'a accompagné lors de mes passages au TIAD. Je les remercie pour tout le temps précieux que nous avons passé ensemble.

Résumé

Les travaux de cette thèse s'articulent autour de trois axes : l'amélioration des caractéristiques de l'image et la détection de la végétation, l'extraction des ombres et la détection des bâtiments et enfin, la détection des changements spatiotemporels sur les images satellitaires.

Dans un premier temps, nous nous consacrons à la présentation des techniques de prétraitement appliquée sur les images utilisées. Ces techniques ont permis d'affiner le traitement en éliminant les défauts causés par les processus d'acquisition, puis nous détaillons le processus de la nouvelle approche proposée pour l'extraction de la végétation en utilisant un nouvel espace de couleur TSL (HSV : en anglais). Les zones de la végétation sont extraites à partir de l'histogramme des deux composants teinte et saturation selon un critère de seuillage local.

Dans un second temps, nous proposons une nouvelle méthode pour la détection des bâtiments. D'une part, nous décrivons une nouvelle approche pour isoler les zones d'ombres de celles des bâtiments en profitant de l'espace de couleur TSL, d'autre part nous exploitons les caractéristiques fournis par les points d'intérêts afin de localiser les limites des bâtiments.

En troisième temps, nous présentons un nouvel algorithme pour la détection des changements sur des paires d'images satellitaires. Il est peu aisé d'identifier tous les changements, alors, nous avons proposé une méthodologie automatique à travers un système de détection des changements. La réduction de dimensionnalité hiérarchique (HDR) suivie par une méthode de classification floue sont utilisées pour atteindre cet objectif. Tout d'abord, l'image de différence est générée par le rapport logarithmique des deux images acquises à deux temps différents. Ensuite, la méthode HDR est appliquée pour réduire les dimensions de l'image d'entrée afin de conserver ses caractéristiques importantes. En outre, la carte des changements est générée en utilisant la technique basée sur la classification floue.

Les méthodes mises en place dans le cadre de ce travail sont vérifiées à travers des exemples sur des images satellitaires. L'évaluation de ces méthodes est effectuée en calculant les paramètres de performances (sensibilité, spécificité et précision), afin de faire une comparaison des résultats obtenus par rapport aux travaux de recherche existants. Les études de ces paramètres nous ont permis aussi de mettre en évidence les facteurs limitant à prendre en compte dans les futures perspectives.

Mots-clés

Télé-détection, classification automatique, segmentation d'images, extraction de la végétation, détection des changements, détection de bâtiment.

Abstract

The work of this thesis focuses around three axes: improving the characteristics of the used images and vegetation detection, the extraction of shadows and the detection of buildings and finally, the detection of spatiotemporal changes on satellite images.

First, we focused on the presentation of the pre-processing techniques applied to the used images, namely the use of the HSV color space and the enhancement of image contrast. These techniques will help us to refine the processing by eliminating or reducing the defects caused by the acquisition processes, then vegetation extraction is achieved by using an adapted threshold method on the histogram of the two components: Hue and Saturation.

Secondly, we proposed a new method for buildings detection. On the one hand, after the pre-processing step with Gaussian filter, so as to reduce the effects and noises due to the atmospheric components, we describe a new approach to isolate shadow areas from buildings based on the HSV color space. On the other hand, we exploit the features provided by the points of interest by using a Curvature Scale Space (CSS) for corner detection with a contours-based method in order to locate the building boundaries.

Thirdly, we presented a new process of changes detecting in spatial remote sensing images. Hierarchical dimensionality reduction (HDR) followed by electrical fuzzy c-means (EFCM) methods are used to reach this purpose. First, the difference image is generated by the log ratio of the two images acquired at two different times. Then, HDR is applied to reduce the dimensions of the input image to keep its important features. Furthermore, changed and unchanged pixels are determinate and mapped by using the Sub-pixel-based technique (EFCM).

The proposed methodologies in this work are verified through examples of satellite images. The evaluation of these methods is performed by calculating the performance parameters (sensitivity, specificity, and precision), in order to make a comparison of the obtained results with the related research works. Studies of these parameters have also let us to highlight the limiting factors to be taken into account in futures perspectives.

Keywords

Remote sensing, automatic classification, image segmentation, shadow detection, vegetation detection, buildings detection, change detection, satellite imagery.

Tables de matières

Dédicace	iii
Remerciements	iv
Résumé	v
Abstract	vi
Tables de matières	vii
Liste des figures	xi
Liste des Tableaux	xiii
Liste des abréviations	xiv
AVANT-PROPOS	xv
Introduction générale	1
Contexte et motivations	1
Objectifs et contributions	1
Structure et articulation de la thèse	2
Chapitre 1 - Notions Globales de télédétection et interprétation de l'image	4
1.1 Introduction.....	4
1.2 Observations et télédétection	4
1.2.1 Le processus de la télédétection.....	5
1.3 Typologie de la télédétection	6
1.3.1 Télédétection passive.....	6
1.3.2 Télédétection active	7
1.4 Interprétation des données d'image numérique	8
1.4.1 Analyse par l'interprétation visuelle	8
1.4.1.1 Reconnaissance directe	9
1.4.1.2 Inférence logique.....	9
1.4.1.3 Éléments d'interprétation.....	9
1.4.1.3.1 Le ton et la teinte.....	10
1.4.1.3.2 La texture	10
1.4.1.3.3 La forme	10
1.4.1.3.4 La taille	10
1.4.1.3.5 Association ou l'emplacement.....	10
1.4.2 Analyse quantitative par reconnaissance des formes	11
1.4.2.1 Vecteurs de pixels et étiquetage	11

1.4.2.2	Principe de classification des images.....	12
1.4.2.3	Processus de classification des images.....	13
1.4.2.4	Classification supervisée des images	14
1.4.2.4.1	Algorithme de maximum de vraisemblance.....	14
1.4.2.4.2	Algorithme de minimisation de distance.....	14
1.4.2.5	Classification non supervisée des images	15
1.4.2.5.1	Classification par de K-moyennes.....	15
1.4.2.5.2	Classification par ISODATA	16
1.5	Conclusion	17
Chapitre 2 - Etat de l'art en extraction de la végétation, détection des bâtiments et des changements sur les images satellitaires		18
2.1	Introduction.....	18
2.2	Détection de la végétation à partir des images satellitaires.....	19
2.2.1	Les indices de végétation	20
2.2.1.1	Les indices simples	20
2.2.1.2	L'indice de végétation par différence normalisé.....	20
2.2.1.3	Indice de végétation ajusté au sol.....	21
2.2.1.4	Indices utilisent les bandes spectrales rouge, verte et bleue.....	21
2.3	Détection des bâtiments	22
2.3.1	Détection des bâtiments à l'aide d'ombres	22
2.3.2	Méthodes de détection des coins.....	23
2.3.3	Méthodes de détection de lignes et de contours	23
2.4	Détection des changements sur les images satellitaires	26
2.4.1	Techniques simples	26
2.4.1.1	Différenciation simple.....	26
2.4.1.2	Calcul des indices de végétation	27
2.4.2	Méthodes non supervisées	27
2.5	Conclusion	29
Chapitre 3 - Extraction de la végétation à partir des images satellitaires		31
3.1	Introduction.....	31
3.2	Méthodologie	31
3.2.1	Prétraitement de l'image	32

3.2.2	Extraction de la végétation	35
3.2.2.1	Espace de couleur TSL.....	35
3.2.2.1.1	Seuillage sur les composantes T et S	36
3.2.2.1.2	Suppression des petits objets.....	37
3.3	Résultat et discussion	38
3.3.1	Présentation des données utilisées	38
3.3.2	Zone d'étude	38
3.3.3	Evaluation de la performance	39
3.4	Conclusion	44
Chapitre 4	- Détection des bâtiments sur les images satellitaires	45
4.1	Introduction.....	45
4.2	Méthodologie	46
4.2.1	Prétraitement.....	47
4.2.2	Détection des ombres	47
4.2.3	Détection des bâtiments.....	49
4.2.3.1	Les points d'intérêt.....	49
4.2.3.2	Algorithme de détection des coins	49
4.2.3.3	Le détecteur des coins de Harris et Stephens	49
4.2.3.4	Détecteur CSS	50
4.3	Résultats et discussions	52
4.3.1	Performance de détection des bâtiments	54
4.4	Conclusion	56
Chapitre 5	- Détection des changements sur les images satellitaires.....	58
5.1	Introduction.....	58
5.1.1	Cadre et contexte.....	58
5.1.2	Motivation du travail	58
5.2	Méthodologie	60
5.2.1	Prétraitement.....	60
5.2.2	Calcul de l'image de différence	61
5.2.3	Réduction des dimensions en fouille de données	61
5.2.3.1	Notations et le problème de la réduction de la dimension	61
5.2.3.2	Extraction de caractéristiques	61
5.2.3.2.1	Reformulation de matrice de données.....	62

5.2.3.2.2	Algorithme hiérarchique de réduction de dimension	63
5.2.4	Classification C-moyenne floue pour la détection des changements.....	64
5.3	Résultats expérimentaux et discussion.....	65
5.2.5	Le jeu de données utilisé.....	65
5.2.6	Évaluation des performances.....	67
5.2.7	Test du paramètre du degré de flou m	71
5.4	Conclusion	71
Conclusion générale et perspectives		73
Références.....		75

Liste des figures

Figure 1-1 Processus d'acquisition de l'image.....	5
Figure 1-2: Télédétection passive	7
Figure 1-3: Télédétection active	7
Figure 1-4: Image satellitaire de la région Beni Mellal au Maroc, les zones circulaires sont des zones d'irrigation à pivot. Landsat, 2016.	9
Figure 1-5: Exemple de classification d'image. (a) image multispectrale SPOT, (b) carte thématique dérivée de l'image SPOT en utilisant un algorithme de classification non supervisé.....	12
Figure 1-6: L'étiquetage des pixels dans les données d'images de télédétection	13
Figure 1-7: l'initialisation et la variation du centre des classes au cours des itérations de K-moyennes.....	16
Figure 2-1: Différents types de contours : marche, toit et pointe (a), La fonction d'intensité $f(x)$ au voisinage d'un contour en marche et ses dérivées première $f'(x)$ et seconde $f''(x)$ (b).	24
Figure 3-1 : Organigramme de la méthodologie suivie.....	32
Figure 3-2: Amélioration du contraste à l'aide de l'égalisation des histogrammes, (a) et (b) l'image originale et l'histogramme avant transformation, (c) et (d) l'image transformée et l'histogramme après la transformation. ..	34
Figure 3-3: Représentation de l'espace de couleur TSL (HSV).....	35
Figure 3-4: (a) Image Initiale, (b) Filtre médian hybride, (c) Avant l'application de HMF et (d) Résultat après l'application de HMF	37
Figure 3-5: les régions de la ville de Beni Mellal, le Maroc.	39
Figure 3-6: Application de seuillage : (a) et (c) les deux composantes de Teinte et de Saturation Utilisées, (b) (d) histogrammes des deux composante Teinte et Saturation respectivement.....	41
Figure 3-7: Résultat de la classification de la végétation : (a) zone d'étude, (b) Visualisation en l'espace TSL et (c) détection de la végétation	41
Figure 3-8 : Résultats expérimentaux de l'extraction de la végétation par la méthode proposée	43
Figure 4-1: Exemple d'un bâtiment en image satellite. (a) Image initiale. (b) résultat a obtenu.	46
Figure 4-2: Organigramme de localisation des bâtiments.....	47
Figure 4-3: (a,b) Images origines. (c,d) Résultats de masque d'ombre détecté (blanc) et autre objets (noir).	48
Figure 4-4: (a) Image satellite, (b) Coins détectés par le détecteur de Harris et Stephens, (c) Coins détectés par le détecteur de SIFT, (d) Coins détectés par le détecteur de SIFT avec l'orientation des coins.	50
Figure 4-5: Exemple de lacune, T-coin et CSS coin.	52
Figure 4-6: (a,b) Images origines. (c,d) Résultats de détection des coins et localisation des bâtiments par CSS. 53	
Figure 4-7: Résultats expérimentaux de la méthodologie proposée sur les images Ikonos. Les images de test (a, b et c) et leurs points d'intérêt sont détectés et tracés sur les images origines (d, e et f).	56
Figure 5-1: Différentes résolution des images satellites	59

Figure 5-2: matrice remodelée pour la réduction des données.....	63
Figure 5-3: Emplacement de la première zone d'étude : (a) région de Beni Mellal - Khenifra et (b) Bine El-Ouidane - image acquise en 2014.	66
Figure 5-4: (a) Image acquise en juillet 1997 ; (b) Image acquise en août 1997 ; (c) vérité de terrain de (a, b) ; d) ; (f) vérité de terrain de (d, e).	67
Figure 5-5: Lac Bine El-Ouidane en 2001, 2009-2013,2014 et 2016 (en haut), Détection des changements binaire (en bas).....	68
Figure 5-6: Résultats obtenus pour l'image Ottawa.....	69
Figure 5-7: Résultats obtenus pour l'image Bern	70
Figure 5-8:Variation de l'erreur globale en fonction de l'exposant de pondération m : (a) Ottawa dataset , (b) Bern dataset.....	71

Liste des Tableaux

Tableau 2.1: Différentes indices de végétation	22
Tableau 3.1: La distribution de l'intensité et les valeurs de l'histogramme de la bande rouge.	34
Tableau 3.2: Caractéristiques du capteur Landsat TM (http://landsat.gsfc.nasa.gov/).	38
Tableau 3.3: Caractéristiques des images de Landsat-7.....	39
Tableau 3.4: Comparaison des résultats de l'extraction de la végétation avec la méthode Otsu	43
Tableau 4.1: Paramètres de performances pour la détection de bâtiments	54
Tableau 4.2: Résultats des méthodes de détection pour le jeu de données utilisée.....	55
Tableau 5.1: Comparaison des résultats de performance de détection des changements sur l'ensemble de données d'Ottawa (fausses alarmes, alarmes manquées et taux d'erreur globaux).....	68
Tableau 5.2: Comparaison des résultats de performance de détection des changements sur les images de Berne (fausses alarmes, alarmes manquées et taux d'erreur globaux).....	70

Liste des abréviations

NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
DVI	Difference Vegetation Index
ACP	Analyse en Composantes Principales
CA	Contour Actif
GKC	Gustafson–Kessel clustering
SAVI	A Soil - Adjusted Vegetation Index
KNN	k-Nearest Neighbors
GMM	Gaussian Mixture Model
SVM	Support Vecteur Machine
ROI	Region Of Interest
SURF	Speeded Up Robust Features
SPC	Specificity
SNS	Sensibility
TP	True Positive
TN	True Negative
FN	False Negative
FP	False Positive
CSS	Curvature Scale Space
RGB	Red Green Blue
NN	Neural Networks
EFCM	Electrical Fuzzy C-Means
TM	Thematic Mapper
ACC	Accuracy
HDR	Hierarchical Dimensionality Reduction
OE	Overall Error
HSV	Hue, Saturation, Value

AVANT-PROPOS

Cette thèse a été effectuée au Laboratoire de Traitement de l'Information et Aide à la Décision. (TIAD) de la Faculté des Sciences et Techniques de Béni-Mellal sous la direction et l'encadrement du Professeur Belaid Bouikhalene. Les résultats de notre travail ont donné lieu aux publications et communications suivantes :

Publications :

- A. Maarir, A. Ait Ider, and B. Bouikhalene. "Hierarchical Dimensionality Reduction based Fuzzy C-means Methods for Change Detection in Temporal Satellite Images". In *Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol 1105. Springer International Publishing, Cham, pp. 273–286. **doi:**https://doi.org/10.1007/978-3-030-36674-2_29 (2020).
- A. Maarir, A. Benyoucef, and B. Bouikhalene. "Novel Hsv Colour Space based Threshold Method for Vegetation Extraction and its Performance on Landsat TM Images". *International Journal of Engineering & Technology*, 7(4.32), 25-29. **doi:**<http://dx.doi.org/10.14419/ijet.v7i4.32.2323> (2018).
- A. Maarir, B. Bouikhalene, and Y. Chajri. "Building Detection from Satellite Images based on Curvature Scale" *Space Method. Walailak Journal of Science and Technology (WJST)*, 14(6), pp517-525. **doi:**<http://dx.doi.org/10.14456/vol14iss6pp%p> (2016).

Communications :

- A. Maarir, A. Benyoucef, B. Bouikhalene "Novel Hsv Colour Space based Threshold Method for Vegetation Extraction and its Performance on Landsat TM Images", *International Conference on Communication, Management and Information Technology: ICCMIT'18*, 2 - 4 **Avril 2018**, Madrid, Spain.
- A. Maarir, J., Oukrich, B. Bouikhalene, "Unsupervised Change Detection in Satellites Images based on Independent Component Analysis and Fuzzy Clustering", *The 4th International Conference on Business Intelligence*, **25 – 27 Avril, 2018**, Beni Mellal, Maroc.
- A. Maarir, B. Bouikhalene, Y. Chajri "Roads Extraction and Mapping from Aerial and Satellite Images" *The International Arab Conference on Information Technology*, Université Slimane

Sultan Moulay, **6 - 8 Décembre 2016**. Beni Mellal, Maroc.

- A. Maarir and B. Bouikhalene. "Roads Detection from Satellite Images Based on Active Contour Model and Distance Transform", in IEEE proceeding, 2016 13th International Conference on Computer Graphics, Imaging and Visualization (CGiV), 2016, pp. 94-98. doi: 10.1109/CGiV.2016.27. **30 Mars - 1 Avril 2016**. Beni Mellal, Maroc
- A. Maarir, Y. Chajri and B. Bouikhalene, "Automatic Vegetation Extraction from Aerial Imagery", Deuxieme Edition des Journées Doctorales (JDOC'15). **26-28 Mars 2015**. Beni Mellal, Maroc.
- A. Maarir, B. Bouikhalene and Mohamed Fakir, "A comparative study of K-means classification methods in image classification", First international Conference on Business Intelligence (CBI'14). **29-30 Avril 2014**. Beni Mellal, Maroc.
- A. Maarir, B. Bouikhalene, I. Agnaou, "Segmentation of Aerial Images using PCA and K-MEANS Classification Methods", 1^{ere} Edition des Journées Doctorales (JDOC'14). **10-11 Juin 2014**.

Introduction générale

Contexte et motivations

En informatique, le traitement des images numériques est effectué par des outils informatiques pour le traitement, la manipulation et l'extraction des informations visuelles. Grâce à cette technologie moderne, de nombreuses approches permettant de traiter efficacement les données numériques ont été développées. La littérature existante fournit des informations sur le traitement des images qui ont été largement adoptées dans de nombreux domaines, tels que l'imagerie médicale, la télédétection spatiale, le traitement vidéo, la détection d'objets, recadrage et classification d'images, et autres.

Alors que nous discutons de l'importance du traitement de l'image et de ses propriétés, on ne peut pas ignorer la télédétection. La télédétection est la discipline scientifique consistant à collecter des informations factuelles sur un objet, telles que sa taille, sa forme et ses caractéristiques, sans être physiquement en contact avec l'objet. Généralement, cela se fait à partir d'un avion, d'un drone ou de satellites. La capture des caractéristiques de la surface terrestre avec ces méthodes, bien au-dessus de la surface de la terre, a résolu de nombreux problèmes liés à la collecte d'informations du point de vue de l'œil humain. Actuellement, la télédétection a de nombreuses applications et est utilisée dans de nombreux domaines, notamment l'agriculture, la foresterie, la météorologie, la surveillance militaire, la biodiversité, la photographie aérienne, la technologie de cartographie, etc.

De nombreuses méthodes ont été développées pour répondre aux différents problèmes d'interprétation et d'extraction de l'information à partir d'images satellitaires et aériennes, notamment dans les cas particuliers : cartographie de l'occupation du sol, détection et extraction d'objets surfaciques ou linéiques tel que la végétation, les constructions ou les bâtiments, les réseaux routiers et aussi la détection des changements sur ces différents objets.

Objectifs et contributions

Pour mener à bien cette étude, il est nécessaire de développer des systèmes permettant d'interpréter automatiquement les images de télédétection. Interpréter une image satellitaire consiste à localiser et identifier sur cette image les différents objets de couverture du sol. La tâche principale à effectuer consiste, souvent, à segmenter et classifier l'image, c'est-à-dire à étiqueter chaque pixel selon l'objet ou la structure qu'il contient. C'est une tâche complexe, rendue difficile par la taille élevée et le caractère multispectral des images et par la complexité des zones terrestres.

Vue l'importance de traitement des images satellitaires dans divers domaines, à savoir la cartographie de l'occupation du sol dans une région quelconque et son évolution au cours d'une période donnée, nous avons fixé trois grands objectifs :

- Développer un algorithme pour extraire la végétation à partir des images satellitaires multispectrales.
- Développer un algorithme afin de localiser les ombres et les bâtiments sur des images satellitaires.
- Développer un algorithme pour l'analyse diachronique et la détection des changements temporels sur les images satellites.

Structure et articulation de la thèse

Le manuscrit est organisé selon cinq chapitres principaux :

Chapitre 1 présente le cadre applicatif de cette thèse. Il rappelle quelques notions globales sur la télédétection, les principes fondamentaux de la technique d'imagerie, la télédétection et l'interprétation des images. Nous présentons quelques notions élémentaires de la télédétection et l'interprétation des données numérique, puis nous décrivons brièvement quelques méthodes de l'analyse par l'interprétation visuelle et l'analyse quantitative par reconnaissance des formes.

Chapitre 2 introduit les différentes méthodes de la littérature sur les contributions proposées à savoir la détection et la localisation des objets sur les scènes satellitaires. Nous différencions les techniques de l'extraction de végétation, puis nous décrivons les méthodes pour détecter et identifier les bâtiments sur les images satellitaires. Enfin nous détaillons quelques méthodes récentes pour l'analyse diachronique (détection des changements).

Chapitre 3 présente en premier lieu l'amélioration du contraste des trois bandes multispectrales utilisées par l'égalisation des histogrammes, puis, il décrit de manière plus précise la technique utilisée à savoir la transformation en espace de couleur TSL et l'extraction de la végétation à partir de l'histogramme des deux composants teinte et saturation sur la base d'un seuil adapté, enfin, il présente son implémentation sur les trois zones différentes de la région de Beni Mellal et son évaluation.

Chapitre 4 commence tout d'abord par un rappel sur quelques méthodes de détection des coins, puis présente le principe détaillé de la méthode de localisation des bâtiments en utilisant une

nouvelle approche de détection des ombres sur l'espace de couleur TSL et la détection des coins par la méthode CSS, enfin, expose les résultats obtenus sur deux types d'images satellitaires.

Chapitre 5 décrit la méthodologie employée pour la détection des changements temporels sur les images de télédétection spatiale en proposant une nouvelle méthode basée sur la réduction hiérarchique des dimensions et la classification floue. Pour mettre en évidence les résultats, l'approche développée est testée sur deux types des images à savoir les images multispectrales de la zone de Bine el-Ouidane et des images radar à synthèse d'ouverture, et comparée par des méthodes de littérature en calculant des indices de performance.

Enfin, la conclusion de ce rapport mettra en relief les limites des méthodes et les perspectives d'amélioration.

Chapitre 1 - Notions Globales de télédétection et interprétation de l'image

Contenu du Chapitre

1.1	Introduction.....	4
1.2	Observations et télédétection	4
1.2.1	Le processus de la télédétection.....	5
1.3	Typologie de la télédétection	6
1.3.1	Télédétection passive.....	6
1.3.2	Télédétection active.....	7
1.4	Interprétation des données d'image numérique.....	8
1.4.1	Analyse par l'interprétation visuelle.....	8
1.4.2	Analyse quantitative par reconnaissance des formes	11
1.5	Conclusion	17

1.1 Introduction

Dans ce premier chapitre, nous décrivons brièvement les principes de la télédétection en exposant les différentes étapes du processus d'acquisition des images satellitaires. Puis, nous détaillons les deux types de capteur embarqués par les plates-formes de télédétection passive et télédétection active. Enfin, nous terminons ce chapitre par la description de l'objectif principal du traitement d'images satellitaires qui se manifeste sur l'interprétation visuelle et l'analyse quantitative par reconnaissance des formes.

1.2 Observations et télédétection

La télédétection est la technique qui permet d'obtenir de l'information sur la surface de la terre sans contact direct avec celle-ci. Le rayonnement électromagnétique émis ou réfléchi par la surface de la terre est mesuré à l'aide d'un capteur monté sur une plate-forme aérienne ou spatiale. Cette mesure est ensuite utilisée pour construire une image de la surface. C'est en fait la mesure du rayonnement visible, infrarouge et microonde (hyperfréquences) du spectre électromagnétique provenant de la surface de la terre est captée par les instruments aériens ou spatiaux évoluant à distance convenable de la terre (Figure 1.1). Ceci est rendu possible par le fait que les objets qui couvrent la surface terrestre (végétation, bâti, étendues d'eau, sol et atmosphère) émettent ou réfléchissent du rayonnement à

différentes longueurs d'onde et intensités selon leur signature spectrale qui dépend de leur nature et de leur état. Certains instruments de télédétection utilisent des ondes sonores de façon similaire, et d'autres mesurent des variations dans des champs magnétiques gravitationnels.

1.2.1 Le processus de la télédétection

Il est important de noter que la télédétection englobe tout un processus global et complexe, ce processus implique la diffusion ou l'émission du rayonnement électromagnétique émis ou réfléchi par la surface de la terre, suivi de la transmission à travers l'atmosphère aux instruments montés sur la plate-forme de télédétection (les satellites), puis la transmission ou le transfert de données vers la station de la terre pour ensuite exploiter ces données dans divers applications, comme illustré à la Figure 1.1. Ces étapes couvrent le processus de la télédétection, du début à la fin.

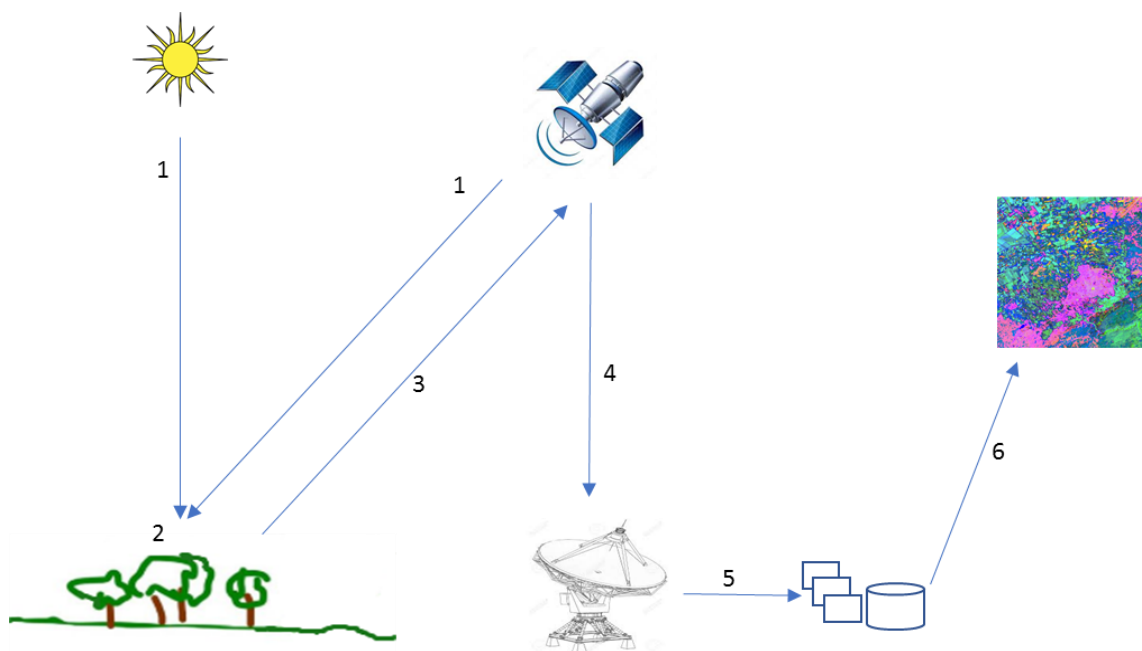


Figure 1-1 Processus d'acquisition de l'image

- 1) Source d'énergie ou d'illumination, à l'origine de tout processus de télédétection se trouve nécessairement une source d'énergie pour illuminer la cible qui peut être naturelle ou artificielle.
- 2) Interaction de rayonnement avec la cible, l'énergie interagit avec la surface de celle-ci. La nature de cette interaction dépend des caractéristiques du rayonnement et des propriétés de la surface.

- 3) Enregistrement de l'énergie par le capteur, une fois l'énergie diffusée ou émise par la cible, elle doit être captée à distance pour être enfin enregistrée.
- 4) L'énergie enregistrée par le capteur est transmise vers une station de réception pour qu'elle sera ensuite traitée et l'information est transformée en images (numériques ou photographiques).
- 5) Interprétation et analyse, une interprétation visuelle et/ou numérique de l'image est ensuite nécessaire pour extraire l'information que l'on désire obtenir sur la cible.
- 6) L'utilisation de l'information extraite de l'image dans diverses applications pour mieux comprendre la cible.

Nous parlons généralement des images enregistrées en tant que données d'image, car c'est une source de données principale à partir de laquelle nous souhaitons extraire des informations utilisables.

L'un des avantages majeurs des données d'image acquises par des capteurs installés sur des plates-formes spatiales est qu'elles sont facilement disponibles au format numérique. Spatialement, les données sont composées d'éléments d'image discrets ou de pixels.

Le grand avantage d'avoir des données disponibles sous forme numérique est qu'elles peuvent être traitées par ordinateur, soit pour l'extraction d'informations, soit pour l'amélioration de ses qualités visuelles, afin de les rendre plus lisibles pour une analyse visuelle.

1.3 Typologie de la télédétection

On distingue en général deux types de télédétection, la télédétection passive et la télédétection active :

1.3.1 Télédétection passive

La télédétection passive a pour but de mesurer et enregistrer le rayonnement naturel, fourni par la lumière ou la chaleur, qu'il soit émis, réfléchi ou réfracté du paysage éclairé par la lumière du soleil. Le soleil est alors une source d'énergie ou de rayonnement pratique pour ce type de télédétection. Le capteur passif peut seulement percevoir l'énergie réfléchie lorsque le soleil illumine la terre. Il n'y a donc pas d'énergie solaire réfléchie le soir. Comme représenté à la Figure 1.2

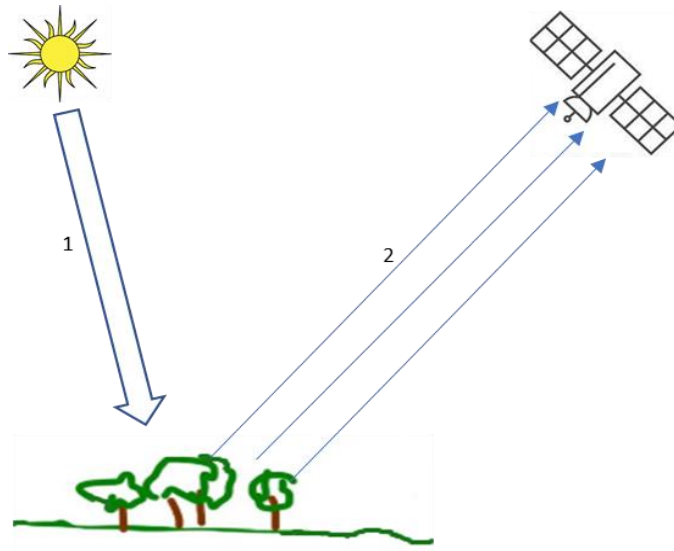


Figure 1-2: Télédétection passive

1.3.2 Télédétection active

La télédétection active permet de produire sa propre énergie pour éclairer la cible : il dégage un rayonnement électromagnétique qui est dirigé vers la cible. Le rayonnement réfléchi par l'objet ou le paysage est mesuré par le dispositif de télédétection. Le capteur actif a l'avantage de pouvoir prendre des mesures à n'importe quel moment de la journée et dans toutes les conditions météorologiques.

Figure 1.3

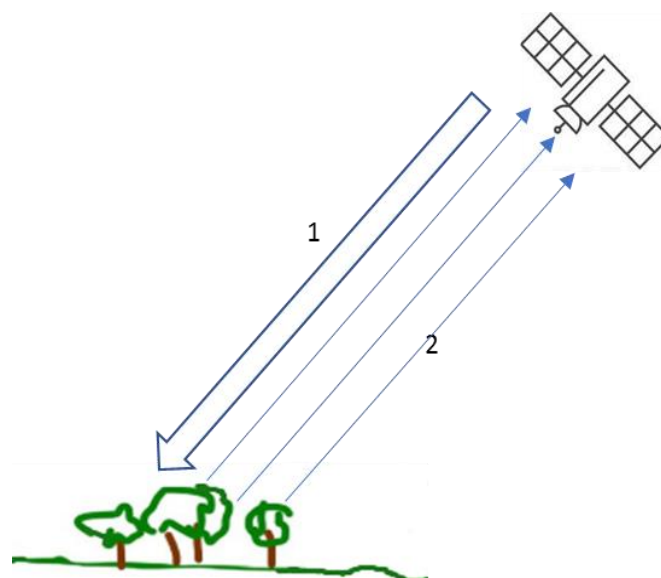


Figure 1-3: Télédétection active

À l'heure actuelle, la télédétection est en passe de devenir l'une des méthodes les plus utilisées, en raison de ses nombreux avantages et ses nombreuses applications dans plusieurs domaines :

cartographie, inventaire des ressources naturelles, suivi des changements de l'environnement, détection des réseaux routiers et de constructions, extraction de la végétation, étude sur l'utilisation des sols, estimation de la productivité agricole, prévisions météorologiques, études sur l'atmosphère et l'océan, détection militaire, etc.

Dans ce travail de thèse on s'intéresse à l'étape de l'interprétation et l'analyse des données d'images de télédétection représenté par la cinquième étape dans le processus de la télédétection (section 1.2.1). Nous souhaitons comprendre comment les données, une fois disponibles au format image, peuvent être utilisées pour créer des cartes de caractéristiques du paysage, de localiser les bâtiments et réseaux routier, détecter les changements de l'environnement. C'est à partir de la section suivante qu'on discute comment interpréter les images afin d'extraire l'information nécessaire.

1.4 Interprétation des données d'image numérique

En général, les méthodes d'extraction de l'information à partir d'images de télédétection peuvent être subdivisées en deux groupes :

- Extraction d'informations basée sur l'interprétation visuelle. Les exemples typiques de cette approche sont les méthodes d'interprétation visuelle pour l'utilisation ou la cartographie des sols. L'acquisition de données pour la cartographie topographique à partir de photographies aériennes est également largement basée sur l'interprétation visuelle.
- Extraction d'informations basée sur un traitement semi-automatique ou automatique par ordinateur. Exemples : analyse automatique d'images numériques, segmentation et classification supervisé ou non-supervisé.

1.4.1 Analyse par l'interprétation visuelle

Le moyen le plus intuitif d'extraire des informations et des renseignements à partir d'images de télédétection est l'interprétation visuelle d'images [1], qui repose sur notre capacité à décrire et à relier les couleurs et le contenu d'une image aux caractéristiques du monde réel. Elle consiste à identifier les objets détectés par le biais de plusieurs techniques de classification.

L'interprétation visuelle dépasse la perception de la couleur : elle concerne la capacité d'une personne à tirer des conclusions d'observations visuelles. En analysant une image, nous nous situons généralement entre les deux situations suivantes : reconnaissance directe que l'on peut appeler reconnaissance spontanée et utilisation de plusieurs indices pour tirer des conclusions par un processus de raisonnement, c'est-à-dire une inférence logique.

1.4.1.1 Reconnaissance directe

La reconnaissance directe ou spontanée fait référence à l'aptitude d'un photo-interprète à identifier des objets ou des caractéristiques d'une image à première vue. Si on considère l'exemple illustré dans la Figure 1.4 ci-dessous, un spécialiste en agronomie reconnaîtrait immédiatement les systèmes d'irrigation à pivot avec leur forme circulaire grâce à une expérience professionnelle antérieure. De même, la plupart des gens peuvent associer directement ce qu'ils voient sur une photo aérienne aux caractéristiques du terrain de leur lieu de vie en raison de la connaissance préalable de la scène. La citation de personnes à qui on montre une photo aérienne pour la première fois fait référence à la reconnaissance directe ou spontanée.

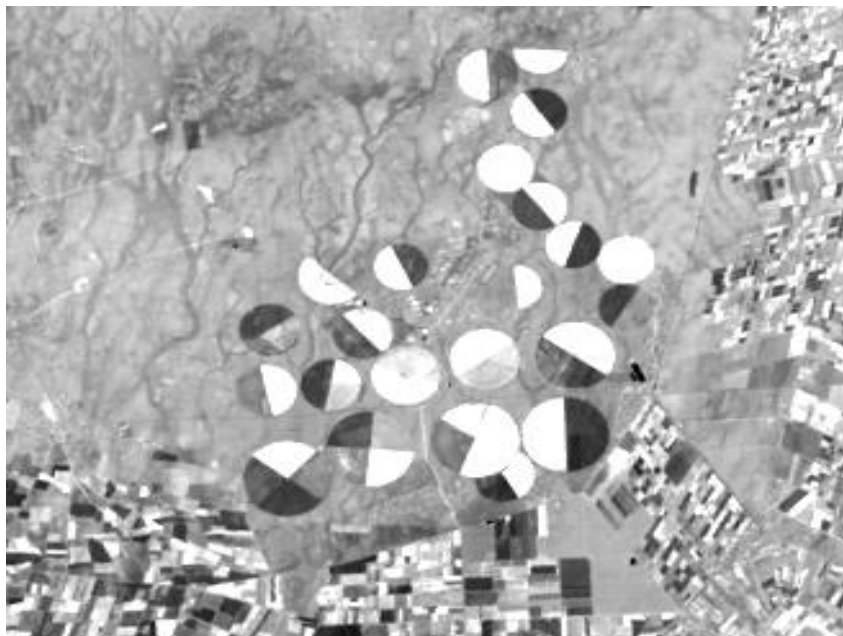


Figure 1-4: Image satellitaire de la région Beni Mellal au Maroc, les zones circulaires sont des zones d'irrigation à pivot. Landsat, 2016.

1.4.1.2 Inférence logique

L'inférence logique se base sur le raisonnement. C'est à dire que l'interpréteur utilise les connaissances et l'expérience professionnelles acquises pour identifier les objets de l'image [2]. Par exemple, l'inférence logique est de conclure qu'une forme rectangulaire est une piscine en raison de son emplacement dans un jardin proche d'une maison. Parfois, l'inférence logique ne suffit pas à interpréter les images ; alors le recours aux observations sur le terrain est nécessaire.

1.4.1.3 Éléments d'interprétation

Pour interpréter une image satellitaire ou n'importe quelle image, on a besoin d'un ensemble de termes pour exprimer les caractéristiques de cette image. Ces caractéristiques sont appelées éléments

d'interprétation et servent, par exemple, à définir des clés d'interprétation, qui fournissent des indications sur la reconnaissance de certains objets.

1.4.1.3.1 Le ton et la teinte

Le ton est défini comme la luminosité ou la dégradation relative en noir et blanc dans une image. La teinte fait référence à la couleur telle que définie dans l'espace colorimétrique TSL : Teinte, Saturation et Luminosité [3], [4]. Les variations tonales sont des éléments d'interprétation important. L'expression tonale des objets dans l'image est directement liée à la quantité de lumière (ou d'autres formes d'énergie) réfléchié ou émise par la surface.

1.4.1.3.2 La texture

La texture est une description de l'homogénéité des images en utilisant le texel comme unité fondamentale, qui a une certaine échelle. L'analyse de la texture est largement utilisée dans la segmentation, la classification et la reconnaissance de formes d'images. L'analyse de la texture basée sur la variation spatiale locale de l'intensité ou de la luminosité des couleurs joue un rôle important dans de nombreuses applications d'images de télédétection [5].

1.4.1.3.3 La forme

La forme fait référence à la disposition spatiale des objets et implique la répétition caractéristique de certaines formes ou relations. Certaines utilisations des terres ont des modèles spécifiques et caractéristiques lorsqu'elles sont observées depuis un avion ou un satellite. On peut penser à différents types d'irrigation mais aussi à différents types de bâtiments dans la zone urbaine. D'autres exemples typiques incluent le système hydrologique (rivière avec ses branches).

1.4.1.3.4 La taille

La taille c'est l'élément qui permet d'évaluer les dimensions d'une cible par rapport aux autres objets dans une scène. Une évaluation rapide de la taille approximative d'une cible facilite souvent son interprétation. La largeur d'une route peut être estimée, par exemple, en la comparant à la taille des voitures, ce qui est généralement connu. Ensuite, la largeur détermine le type de route, par exemple, route principale, route secondaire, etc.

1.4.1.3.5 L'association ou l'emplacement

L'emplacement ou l'association fait référence à la situation d'un objet sur le terrain ou par rapport à son environnement et son emplacement. Cet élément d'interprétation tient compte de la

relation entre la cible d'intérêt et d'autres objets qui sont à proximité de celui-ci. Par exemple, une zone représente une forêt en montagne est différente d'une forêt proche de la mer ou du fleuve dans les basses terres.

1.4.2 Analyse quantitative par reconnaissance des formes

L'analyse quantitative par reconnaissance des formes s'articule autour de la technique de la classification. La classification consiste à étiqueter les pixels comme appartenant à une classe particulière (et donc à une information). La classification d'images de télédétection consiste à regrouper les pixels dans des ensembles logiques en fonction soit de leur valeur numérique dans un ou plusieurs canaux, soit de leurs propriétés spatiales en fonction de leur voisinage afin d'obtenir un produit final le plus proche de la cartographie réelle.

Il existe en général deux grandes catégories de procédures de classification appliquées à l'analyse de données d'image de télédétection. L'une est appelée classification supervisée et l'autre non supervisée. Celles-ci peuvent être utilisées comme approches alternatives mais sont souvent combinées dans des méthodologies hybrides.

1.4.2.1 Vecteurs de pixels et étiquetage

La reconnaissance et l'identification des classes correspondant à des types de couverture de sol spécifiques dans des images spectrales sont effectuées à l'aide des techniques de reconnaissance de formes mathématiques et de leurs variantes plus récentes des méthodes d'apprentissage automatique. Les formes sont les pixels eux-mêmes, ou les vecteurs de pixels mathématiques qui contiennent les ensembles de valeurs de luminosité pour les pixels disposés sous forme de colonne :

$$x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_1 \\ x_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ x_N \end{bmatrix}$$

Où x_1 à x_N sont les luminosités du pixel x dans les bandes 1 à N respectivement. C'est simplement une convention mathématique que les luminosités soient disposées dans une colonne et placés entre crochets.

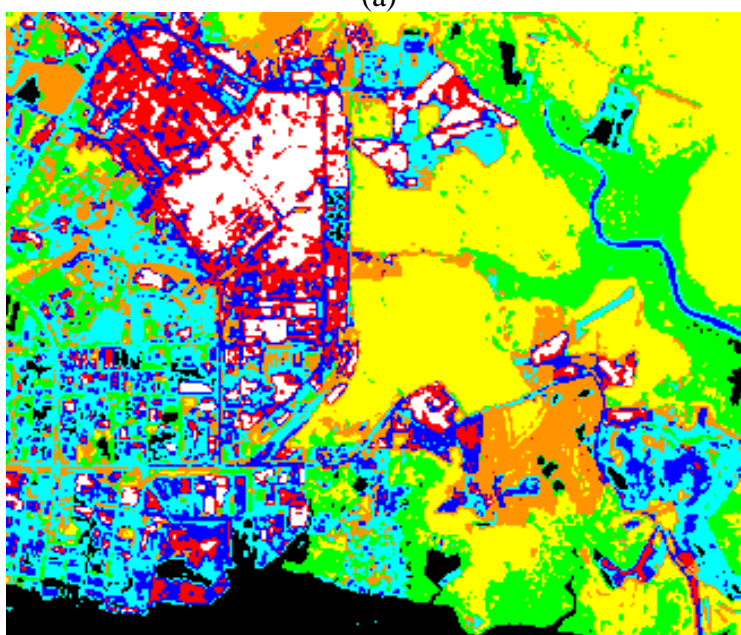
1.4.2.2 Principe de classification des images

Selon l'idée que les différents types de caractéristiques de la surface de la terre ont des propriétés de réflexion spectrales différentes, leur reconnaissance est réalisée à travers le processus de classification.

Au sens large, la classification des images est définie comme le processus de catégorisation de tous les pixels d'une image ou de données satellitaires brutes de télédétection pour obtenir un ensemble donné d'étiquettes ou de thèmes de couverture du sol [1]. Figure 1.5.



(a)



(b)

Figure 1-5: Exemple de classification d'image. (a) image multispectrale SPOT, (b) carte thématique dérivée de l'image SPOT en utilisant un algorithme de classification non supervisé.

Le principe de la classification des images est qu'un pixel est attribué à une classe en fonction de son vecteur de caractéristiques, en le comparant à des classes prédéfinies dans l'espace des caractéristiques. La classification est représentée sous forme de cartographie sur la Figure 1.6.

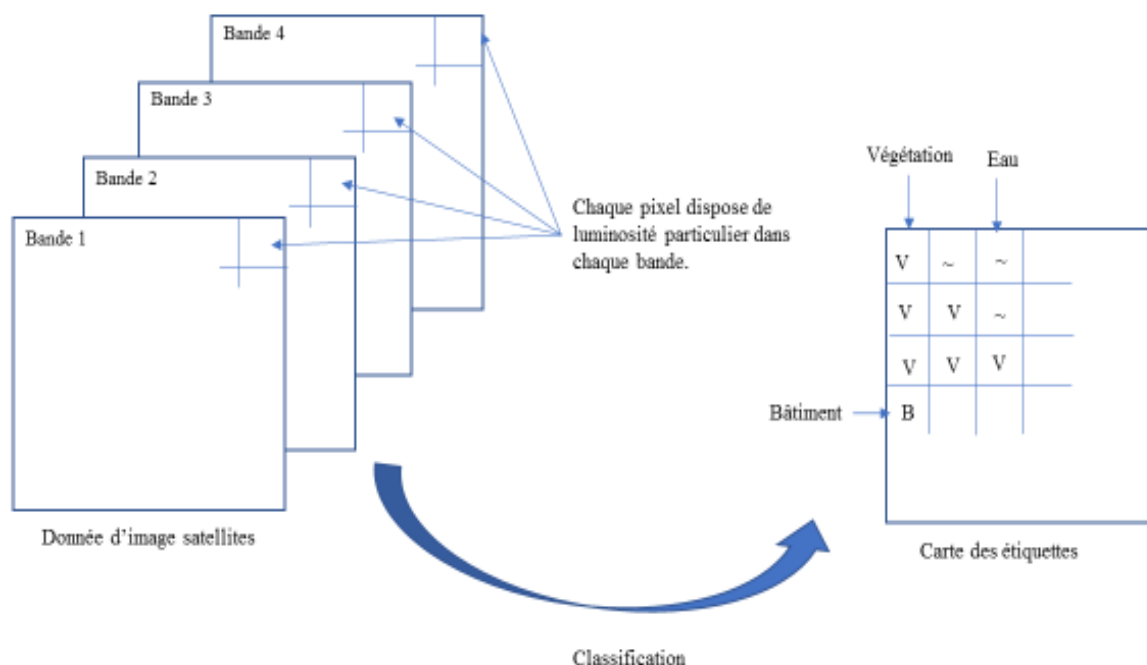


Figure 1-6: L'étiquetage des pixels dans les données d'images de télédétection

1.4.2.3 Processus de classification des images

Le processus de classification des images comporte généralement quatre étapes :

- Sélection et préparation des images : En fonction du type de couverture terrestre ou de ce qui doit être classifié, le capteur le plus approprié, la date d'acquisition la plus convenable et les bandes de longueurs d'onde les plus appropriées doivent être sélectionnées.
- Définition des classes d'appartenance de chaque pixel dans l'espace des caractéristiques : Deux approches sont possibles : la classification supervisée et la classification non supervisée.
- Sélection de la méthode ou l'algorithme de classification : Une fois que les classes spectrales ont été définies dans l'espace de caractéristiques, il est nécessaire de définir la manière dont les pixels (en fonction de leurs vecteurs de caractéristiques) sont attribués aux classes.
- Validation des résultats : Une fois l'image est classée, sa qualité est évaluée en la comparant à des données de référence. Cela nécessite la sélection d'une technique d'échantillonnage, la génération d'une matrice d'erreur et le calcul de paramètres d'erreur.

1.4.2.4 Classification supervisée des images

La classification supervisée peut s'avérer très efficace et précise dans la classification des images satellites et peut être appliquée au niveau de pixel individuel ou à des objets d'image (groupes de pixels adjacents similaires).

Cependant, pour que le processus fonctionne efficacement, la personne qui traite l'image doit avoir une connaissance a priori (données de terrain, photographies aériennes ou autres connaissances) de l'endroit où se situent les classes d'intérêt (par exemple, les types de couvert végétal), pour les identifier directement à partir des images. Il sélectionne des zones d'échantillonnage représentatifs avec des types de classe connus (échantillons d'apprentissage) et compare les propriétés spectrales de chaque pixel de l'image à celles des échantillons d'apprentissage, puis identifie le pixel en fonction du type de classe conformément aux règles de décision [1].

Parmi les algorithmes de classification les plus couramment utilisés pour la classification supervisée, citons le classificateur de maximum de vraisemblance (MLC) [6], classificateur de distance de Mahalanobis (MDC) [7], [8], classificateur de distance minimale par rapport à la moyenne (MDMC) [9], rectangulaire [10] et le classificateur K-plus proche voisin (KNN) [11], [12] etc.

1.4.2.4.1 Algorithme de maximum de vraisemblance

L'algorithme de maximum de vraisemblance suppose que les paramètres statistique (tels que la moyenne et la variance) de la classe de chaque bande sont normalement distribués, puis calcule la probabilité qu'un pixel donné appartienne à une classe spécifique. Chaque pixel est affecté à la classe qui présente la probabilité la plus élevée (c'est-à-dire le maximum de vraisemblance).

1.4.2.4.2 Algorithme de minimisation de distance.

L'algorithme de minimisation de distance utilise les vecteurs moyens pour chaque classe et calcule la distance euclidienne entre chaque pixel inconnu et le vecteur moyen pour chaque classe. Les pixels sont classés dans la classe la plus proche. Le principe des méthodes reposant sur la minimisation de distance consiste à chercher la classe la plus proche pour chaque pixel, ou groupe de pixels si l'on travaille dans une fenêtre d'analyse centrée sur le pixel courant. La notion de proximité est liée à la distance considérée. Ces méthodes sont très simples et souvent utilisées, mais ne sont pas robustes au bruit car elles ne comportent pas le terme de régularisation.

1.4.2.5 Classification non supervisée des images

Dans la classification non supervisée, les regroupements d'objets sont faits selon une logique de proximité ou d'appartenance à des niveaux numériques voisins. C'est un moyen par lequel les pixels d'une image sont attribués à des classes spectrales sans que l'utilisateur ait la connaissance préalable de l'existence ou du nom de ces classes. Ces procédures peuvent être utilisées pour déterminer le nombre et l'emplacement des classes spectrales dans lesquelles se trouvent les données et pour déterminer la classe spectrale de chaque pixel. La classification non supervisée est la technique la plus basique, c'est un moyen simple de segmenter et de comprendre une image sans recours aux connaissances préalable.

Il existe plusieurs méthodes de classification non supervisée, leur principal objectif est de produire des regroupements spectraux basés sur certaines similarités spectrales. Nous présentons ici deux algorithmes plus fréquemment utilisés pour la classification non supervisée dans les logiciels de traitement d'images de télédétection : la méthode d'analyse K-moyennes (ou Kmeans) et la technique Iterative Self-Organizing Data Analysis Technics (ISODATA).

1.4.2.5.1 Classification par de K-moyennes

Classification par de K-moyennes permet le regroupement des pixels de l'image au centre de classes, régulièrement distribués dans l'hyperespace, les plus probables (statistiques). Elle permet une analyse régionale des grands types homogènes de couvertures végétales. Le terme K-moyennes ou «k-means» a d'abord été utilisé par James MacQueen en 1967 [13], l'idée remonte à Hugo Steinhaus en 1956. Le classificateur vise à séparer automatiquement l'image en clusters naturels, c'est-à-dire sans aucune connaissance préalable des classes. Cette méthode est supervisée dans le sens où le nombre de classes doit être donné, mais pas nécessairement leurs paramètres. Son algorithme est le suivant, Figure 1.7.

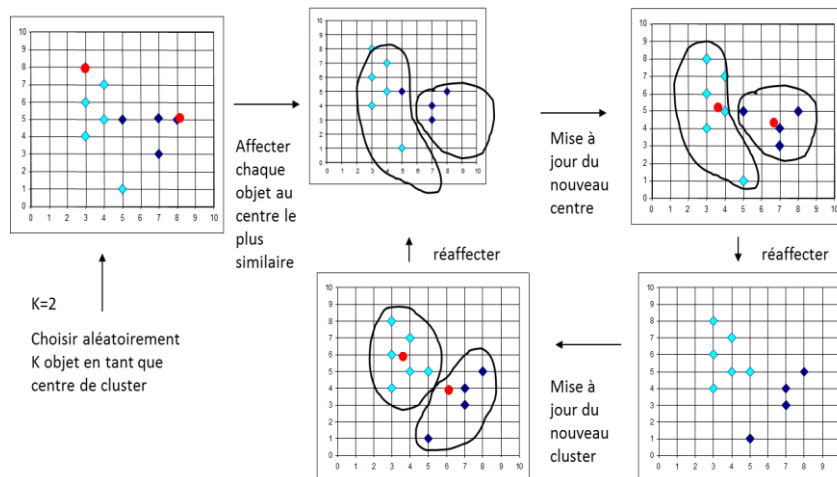


Figure 1-7: l'initialisation et la variation du centre des classes au cours des itérations de K-moyennes

1.4.2.5.2 Classification par ISODATA

Cet algorithme, nommé “Iterative Self-Organizing Data Analysis Technics” ISODATA[14] C'est une version améliorée de l'algorithme K-moyennes, il autorise, au cours des itérations, la fusion entre de nuages proches, la division d'un nuage à variance élevée et la suppression de nuage de petite taille. Regroupement des pixels de l'image aux centres des classes, régulièrement distribués dans l'hyperespace, les plus proches (distance).

Pour utiliser cet algorithme on doit préciser tout d'abord les paramètres suivants : Le nombre minimum n_{min} de membres dans un segment, l'écart type maximum σ_{max} et la distance minimum d_{min} entre les segments. Puis, on suit les règles suivantes :

- Si un segment contient moins de membres que le minimum spécifié n_{min} , il est supprimé et ses membres sont affectés à un autre segment.
- Lorsque l'écart type d'un segment dépasse le maximum spécifié σ_{max} , et que le nombre de membres dans le segment est deux fois supérieur au minimum de membres spécifiés dans une classe, le segment est divisé en deux segments.
- Des segments ayant une distance pondérée inférieure à d_{min} sont fusionnés.

Après l'initialisation, le nouveau vecteur moyen m_s de chaque segment est calculé sur la base des valeurs spectrales actuelles des pixels affectés à chaque segment. Ceci implique l'analyse des paramètres suivants : n_{min} , σ_{max} et d_{min} Ensuite, le processus complet est réitéré avec chaque pixel candidat, une fois de plus comparé aux nouveaux vecteurs moyens de segments et affecté au segment le plus proche. Ce processus itératif continue jusqu'à ce que l'on ait un petit changement dans l'affectation des classes entre les itérations, ou que le nombre maximum d'itérations soit atteint.

En général, diverses approches de classification ont été développées et largement utilisées pour produire des cartes de la couverture terrestre [15]. Elles vont en logique, de supervisé à non supervisé; paramétrique à non paramétrique, ou classification hard ou soft (fuzzy), ou pixel, sous-pixel et pré-champ [16], [17]. Cependant, il existe deux grands types de procédure de classification et chacun trouve une application dans le traitement des images de télédétection : l'un est appelé classification supervisée et l'autre, classification non supervisée. Toutefois, ces deux grands types de procédures de classification peuvent être utilisées comme approches alternatives, mais sont souvent combinées dans des méthodologies hybrides utilisant plus d'une méthode [18].

1.5 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les fondements, principes et les techniques de télédétection utilisées pour bien comprendre l'importance de l'analyse de l'image spatiale. Puis nous avons décrit l'objectif principal du traitement d'images de satellite qu'est l'extraction d'informations pour l'analyse soit par l'interprétation visuelle ou bien l'analyse quantitative par reconnaissance des formes, nous avons par la suite présenté les méthodes de classification en deux grandes catégories supervisées et non supervisées.

Dans le chapitre suivant, nous avons dressé un état de l'art des principales méthodes utilisées pour la détection des principaux objets sur les images de télédétection à savoir la végétation le bâti etc., et la détection des changements temporels.

Chapitre 2 - Etat de l'art en extraction de la végétation, détection des bâtiments et des changements sur les images satellitaires

Contenu du Chapitre

2.1	Introduction.....	18
2.2	Détection de la végétation à partir des images satellitaires.....	19
2.2.1	Les indices de végétation.....	20
2.3	Détection des bâtiments.....	22
2.3.1	Détection des bâtiments à l'aide d'ombres.....	22
2.3.2	Méthodes de détection des coins.....	23
2.3.3	Méthodes de détection de lignes et de contours.....	23
2.4	Détection des changements sur les images satellitaires.....	26
2.4.1	Techniques simples.....	26
2.4.2	Méthodes non supervisées.....	27
2.5	Conclusion.....	29

2.1 Introduction

Nous proposons dans ce chapitre un état de l'art relatif au domaine de l'extraction de la végétation, la détection de bâtiments et les changements spatiotemporelle sur les images satellitaires.

Pour bénéficier des données de télédétection, il faut être en mesure d'extraire l'information pertinente provenant de l'imagerie. Cela nous amène à décrire les méthodes et les travaux reportés dans la littérature qui attire l'attention de beaucoup de chercheurs dans l'interprétation et l'analyse des images. Dans ce chapitre, on s'intéresse aux principales méthodes reportées dans la littérature pour l'analyse des images satellites en vue d'identifier et de mesurer les cibles qui apparaissent dans une image afin d'en tirer l'information pertinente. Les cibles sont soit des éléments ou des objets qui possèdent des caractéristiques telles que des surfaces variées, des points, des formes ou des lignes, par exemple un bâtiment, une zone de végétation, un réseau routier, un vaste étendu d'eau.

Ce chapitre est organisé comme suit : Dans la section 2.2, les différents travaux correspondant à détection de la végétation à partir des images satellitaires sont décrits. Les principales recherches liées à la détection des bâtiments sont présentées dans la section 2.3. La Section 2.4, discute les travaux correspondant à la détection des changements temporels sur les images satellitaires.

2.2 Détection de la végétation à partir des images satellitaires

La végétation présente un intérêt particulier car elle constitue une ressource polyvalente pour gérer et modérer efficacement divers problèmes liés à l'urbanisation. Dans le cadre de cette thèse, la distribution spatiale de la végétation peut également fournir des informations sémantiques sur l'état des bâtiments. Cependant, la détection de la végétation constitue un défi considérable en raison de leur nature complexe et de leur interaction avec d'autres objets, tels que des bâtiments ou des ombres.

L'extraction et l'analyse de la formation végétale se fait à l'aide des images parvenus par des satellites. L'imagerie satellite est utilisée de manière régulière pour étudier la biosphère terrestre sur de vastes étendues et de suivre les variations saisonnières et annuelles des couverts végétaux[19]. Elle est un outil irremplaçable et constitue une importante source d'informations pour mieux comprendre le fonctionnement de la biosphère et la répartition des types de végétation.

Dans la littérature, plusieurs auteurs ont présenté des méthodes différentes pour l'extraction de la formation végétale à partir des images satellitaire et aériennes, dans l'approche présentée par Jens Oldeland et al. [20], ils ont utilisé les images hyperspectraux de haute résolution pour extraire la végétation, les données des images hyperspectraux sont classées en différents types de végétation en utilisant la méthode de classification hiérarchique, les indices spectraux qui reflètent les caractéristiques de sols et de la végétation sont calculées par l'application de l'analyse de redondance (AR), et le classificateur c-means flou supervisé basé sur une métrique de distance k-NN est appliqué pour extraire la végétation continue. A. K. Bhandaria et al. [21], [22] ont proposé une méthode d'analyse basée sur le calcul de l'indice de végétation normalisé, la méthode permet d'extraire la signature spectrale de différents objets présentent dans l'image et de déterminer des seuils pour classifier chaque objet. Weiwei Li and Jian Du [23] ont appliqué les arbres de décisions sur les caractéristiques spectrales de végétation pour avoir une classification de chaque type de végétation. Almeer M. H. [24] a proposé une méthode de classification supervisée par l'utilisation des réseaux de neurones multicouches basée uniquement sur la couleur comme paramètre d'entrée, afin de déterminer la relation entre la zone de végétation et les autres zones. Une méthode améliorée de détection des changements de végétation basée sur l'indice de végétation normalisé (NDVI) a été proposée par Gandhi GM et al. [25]. L'NDVI est utilisé pour examiner la relation entre la variabilité spectrale et les changements dans le taux de croissance de la végétation et de déterminer la production de la végétation verte ainsi de détecter les changements de cette dernière en utilise les trois bandes spectrales verte, rouge et infrarouge et différentes valeurs de seuil NDVI sont utilisées pour extraire le meilleur résultat.

2.2.1 Les indices de végétation

Des études antérieures documentent diverses approches pour mesurer le couvert végétal au moyen de techniques d'analyse d'images. La couleur / la tonalité a été utilisée de manière intensive pour faire la distinction entre végétation et non végétation.

Etant donné que les objets, y compris la végétation, ont leur signature spectrale unique, ils peuvent être identifiés en fonction de leurs caractéristiques spectrales, principalement à l'aide d'indices de végétation (VI). Les VI sont des transformations spectrales de deux bandes ou plus conçues pour améliorer la contribution des propriétés de la végétation.

L'VI est un paramètre de mesure efficace et simple des transformations multi spectrales, qui est utilisé pour indiquer les couvertures de la végétation, de la surface terrestre et de l'état de croissance des cultures dans la télédétection. Il consiste à convertir la luminance mesurée au niveau du capteur satellite en quantités ayant une signification dans la réalité ou sur le terrain. VI est largement utilisé pour identifier et suivre la dynamique et la croissance des plantes à un moment donné, ainsi que pour estimer certains paramètres biophysiques et caractéristiques des couvertures végétales. Il existe plusieurs indices de végétation, les plus fréquemment utilisés sont mentionnés ci-dessous.

2.2.1.1 Les indices simples

Les indices de végétation les plus simples sont basés sur des opérations arithmétiques entre deux bandes spectrales, généralement le rouge et le proche infrarouge, mais ils peuvent également utilisées les bandes du proche et du moyen infrarouge. On trouve :

Indice de végétation brut ou indice différentiel de végétation (DVI en anglais) qui est égal à la différence des bandes du proche infrarouge et du rouge [26].

$$DVI = PIR - R \quad (2.1)$$

2.2.1.2 L'indice de végétation par différence normalisé

L'indice de végétation par différence normalisé ou indice de Tucker [27] est l'indice le plus connu et le plus utilisé. Son expression est la suivante :

$$NDVI = \frac{(PIR - R)}{(PIR + R)} \quad (2.2)$$

Les valeurs de NDVI se situent entre (-1 et 1) où Les valeurs élevées du NDVI se réfèrent aux couverts les plus denses, les faibles valeurs correspondant à l'absence ou à la faible quantité de végétation. Cet indice de végétation a été utilisé dans des études antérieures dans un contexte similaire [28]–[30], dans de nombreux études comme le suivi de la végétation [31] et la mesure du couvert végétal [32].

2.2.1.3 Indice de végétation ajusté au sol

C'est un indice qui dérive de la formulation du NDVI, il a été proposé avec pour objectif de corriger ou tout au moins, réduire l'influence des sols. L'indice de végétation ajusté au sol proposé par Huete [33] introduit un paramètre d'ajustement, noté L , qui caractérise le sol et son taux de recouvrement par la végétation. Le paramètre L prend une valeur entre 0,25 et 1. Pour des densités intermédiaires, L est égal à 0,5.

$$SAVI = \frac{(PIR - R)}{(PIR + R + L)}(1 + L) \quad (2.3)$$

En outre il existe une liste non exhaustive des indices de végétation, tels que les indices prenant en compte les effets de l'atmosphère qui affectent le rayonnement électromagnétique par les processus de diffusion et d'absorption à savoir Atmospherically Resistant Vegetation Index (ARVI) permettant de réduire les effets atmosphériques en utilisant la bande bleue [34]. Global Environmental Monitoring Index (GEMI) proposé par [35], cet indice est basé sur une relation non linéaire afin de diminuer les effets de l'atmosphère sur la mesure de l'indice de végétations.

2.2.1.4 Indices utilisent les bandes spectrales rouge, verte et bleue

Parmi ces indices on trouve color index of vegetation extraction (CIVE) [36], Excess green index (ExG) [37], redness index (RI) [38] et excess green minus excess red (ExGR) [Neto 2006].

L'avantage d'utiliser ces indices est qu'ils accentuent une couleur particulière telle que le vert des plantes, ce qui devrait être intuitif pour la comparaison humaine [Meyer 2008]. De plus, ils ne nécessitent pas la bande proche infrarouge, qui n'est pas disponible pour les images couleur RVB, comme montre le Tableau 2.1.

Indice	Abréviation	Formule
Excess Green	ExG	$\frac{2G - R - B}{R + G + B}$
Excess Green minus Excess Red	ExGR	$\frac{3G - 2.4R - B}{R + G + B}$
Color Index of Vegetation Extraction	CIVE	$\frac{0.411R - 0.811G + 0.385B}{R + G + B} + 18.787$
Redness Index	RI	$\frac{R - G}{R + G}$

Tableau 2.1: Différentes indices de végétation

2.3 Détection des bâtiments

La détection automatique des bâtiments dans des images satellites présente un grand intérêt pratique pour de nombreuses applications ; y compris la surveillance urbaine, la détection des changements, l'estimation de la population humaine. Les recherches dans ce domaine ont commencé à la fin des années 1980, mais malgré la complexité et le caractère irrégulier des scènes, la détection des bâtiments reste une tâche difficile. Depuis la recherche initiale, la détection de bâtiments a été propulsée par le développement de nouvelles sources de données et méthodes dans les domaines de la photogrammétrie et de la vision par ordinateur.

Dans la littérature, de nombreuses méthodes de détection des bâtiments ont été rapportées. Celles-ci, peuvent être divisées en plusieurs catégories. Dans cette section, nous limitons l'étude bibliographique et ne discutant que les études précédentes impliquées dans le cadre de la méthode proposé, puisqu'il est impossible de toutes les citer en raison de la variété des méthodes développées.

2.3.1 Détection des bâtiments à l'aide d'ombres

Plusieurs auteurs utilisent des ombres pour la segmentation des toits des bâtiments des images optiques. Les ombres peuvent être utilisées de deux manières. D'une part, les ombres sont utilisées après l'étape initiale de détection de bâtiment, pour la vérification d'hypothèses de bâtiment et l'estimation de la hauteur [39], [40]. Par exemple, Lin et Nevatia [39] ont détecté les toits des bâtiments à partir d'images aériennes obliques en supposant que les formes des bâtiments étaient rectilignes, et les bâtiments rectangulaires supposés ont été vérifiés à la fois à l'aide d'ombres et de murs. Alors que Sirmacek et Unsalan [40] [Sirmacek 2008] ont utilisé des caractéristiques invariantes des couleurs et des informations des ombres dans une approche basée sur les caractéristiques des

zones. Les ombres sont détectées en utilisant le canal bleu et les toits rouges sont identifiés à l'aide du canal rouge.

Ils identifient d'abord les régions liées aux constructions par la recherche des régions sombres. Si les régions d'ombre sont trouvées, alors, régions qui sont du côté opposé aux régions ombrées avec l'angle d'éclairage sont sélectionnées comme régions candidates (constructions). Enfin, une méthode d'ajustement de rectangle est utilisée pour aligner un rectangle avec les contours de Canny.

2.3.2 Méthodes de détection des coins

La détection des coins fait partie des méthodes permettant de détecter les pixels entant que résultats finaux avec des fonctionnalités spécifiques. Elle représente beaucoup d'informations utiles et joue un rôle important dans la description des caractéristiques. Les coins ou les point d'intérêt représentent les pixels de l'image les plus riches en information, ils caractérisent le contenu sémantique d'une image et présentent des gradients élevés selon deux directions.

Sırmaçek Beril [41] a mis en place une approche de détection de bâtiments en utilisant des vecteurs de caractéristiques locales et un cadre probabiliste. Il a introduit quatre méthodes différentes d'extraction de vecteurs de caractéristiques locales, telles que le vecteur de caractéristiques locales basées sur les coins de Harris[42], les régions de support à gradient de magnitude (Gradient-Magnitude-Based support regions) [43], le vecteur de caractéristiques locales basées sur le filtre de Gabor [44] et le vecteur de caractéristiques locales basé sur la méthode FAST [45]. L'extraction de ces vecteurs de caractéristiques locales sert à observer la fonction de densité de probabilité (pdf), et à estimer l'emplacement des bâtiments (à détecter) dans l'image sous forme de variables aléatoires conjointes et estiment leur probabilité en utilisant les modes de la densité estimée, ainsi que d'autres propriétés probabilistes.

Dans les images à très haut résolution, les auteurs Sirmacek et Unsalan [44] ont proposé une approche automatisée de détection de bâtiments basée sur le filtre de Gabor et le vote spatial. Ils ont extrait les entités (représentant les bâtiments) en utilisant le filtre de Gabor puis ils ont formé une matrice de vote spatial pour détecter les bâtiments.

2.3.3 Méthodes de détection de lignes et de contours

L'analyse d'images par la détection de contour est une étape préliminaire. Les contours constituent des indices riches, au même titre que les points d'intérêts, pour toute interprétation ultérieure de l'image. Les contours dans une image sont caractérisés par des discontinuités de la fonction d'intensité, ils proviennent des :

- Discontinuités de bords de l'objet (profondeur),
- Discontinuités de la fonction de texture ou d'ombre,

Le principe de la détection de contours est basé sur l'étude des dérivées de la fonction d'intensité dans l'image (la Figure ci-dessous) : les extréma locaux du gradient de la fonction d'intensité et les passages par zéro du laplacien. La difficulté réside dans la présence de bruit dans les images.

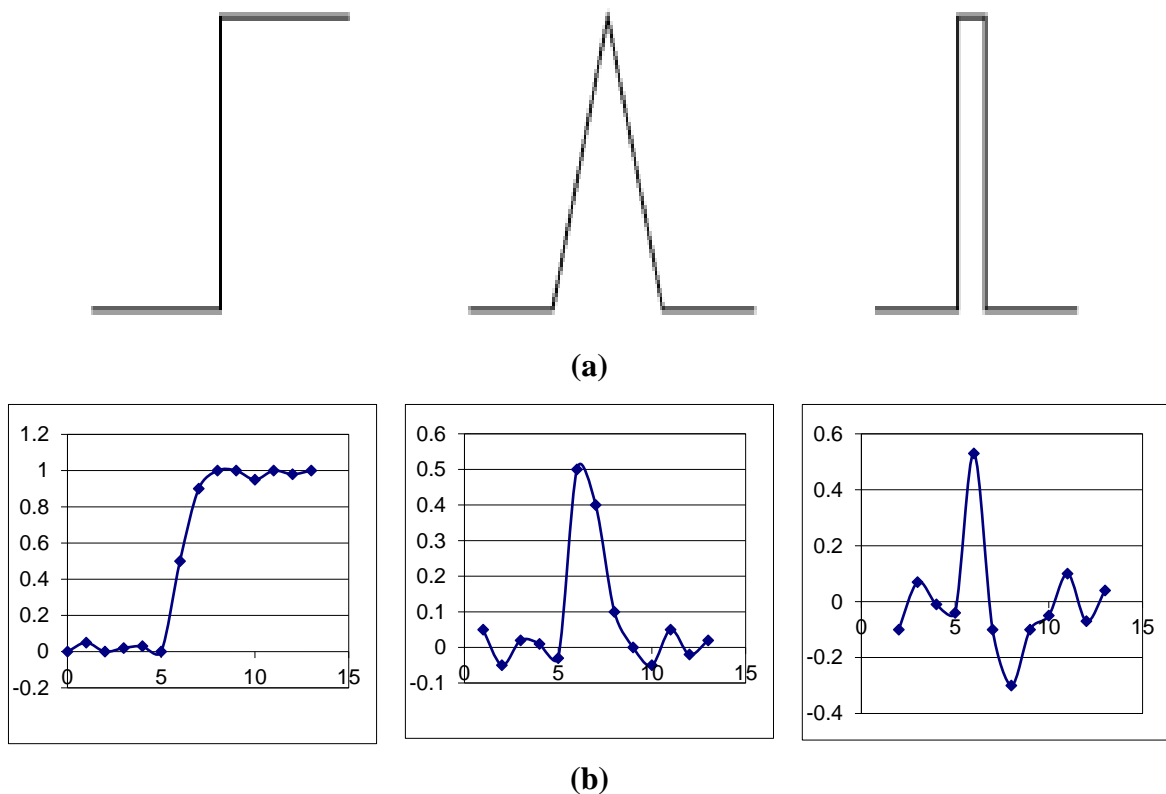


Figure 2-1: Différents types de contours : marche, toit et pointe (a), La fonction d'intensité $f(x)$ au voisinage d'un contour en marche et ses dérivées première $f'(x)$ et seconde $f''(x)$ (b).

Pour les approches qui utilisent les lignes et les contours, Taejung Kim et al. [46] ont développé une méthode basée sur l'extraction des lignes pour localiser les bâtiments à partir des images aériennes, Leur approche est divisée en quatre étapes : dans la première étape, ils ont extrait des caractéristiques linéaires ; dans la deuxième étape, ils ont examiné la relation géométrique de ces lignes afin de trouver des hypothèses de construction et créer un graphique de relation de lignes. Enfin, la vérification est réalisée en supprimant les fausses hypothèses de construction en utilisant la fusion des hypothèses, en détectant les lignes d'ombre verticales.

Sheeren et al. [47] ont proposé une méthode de détection et d'extraction des bâtiments en milieu urbain à partir d'images satellitaires. L'approche utilisée est fondée sur l'application et

l'enchaînement automatique d'opérateurs issus de la morphologie mathématique binaire suivant : Tout d'abord, ils ont utilisé la méthode de binarisation de l'image par seuillage ou par l'application d'une classification non supervisée pour laquelle le nombre de classes n'est pas fixé a priori. Puis, l'application du filtrage du bruit et des éléments de taille inférieure aux bâtiments par lissage morphologique. Ensuite, la détection des bâtiments par application d'une transformée avec un élément structurant de taille et de forme variable. Enfin la restauration de la forme des bâtiments par reconstruction géodésique.

Pour la détection automatique de bâtiment à partir des images aériennes. Izadi et Saeedi [48] ont proposé une technique de segmentation d'image hiérarchique multicouche en utilisant la couleur. Un certain nombre d'attributs géométriques sont définis pour identifier les régions potentielles dans plusieurs couches d'images segmentées. Un mécanisme basé sur la segmentation par arborescence est utilisé pour inspecter les régions segmentées en utilisant leurs relations spatiales les unes avec les autres et avec leurs caractéristiques géométriques. Ce processus permet de créer un ensemble de régions candidates validées en tant que toits des bâtiments sur la base du chevauchement entre les ombres existantes et prédites de chaque région en fonction des informations d'acquisition d'images.

Sirmacek et Unsalan [49] ont utilisé les outils de transformation de caractéristiques à invariance d'échelle (SIFT) et les graphes. Les points clés de descripteur de SIFT sont puissants pour détecter des objets dans diverses conditions d'imagerie. Toutefois, SIFT ne suffit pas à détecter les bâtiments. Par conséquent, ils ont formalisé le problème en termes de théorie des graphes, ils ont représenté chaque point clé de SIFT comme un sommet du graphe. Les relations unaires et binaires entre ces sommets (telles que la distance spatiale et les valeurs d'intensité) conduisent aux bords des graphes. Sur la base de ce formalisme, ils ont extrait des bâtiments distincts dans la zone urbaine en utilisant une nouvelle méthode de découpe de graphes.

Dahiya et al. [50] ont segmenté les images satellitaires avec un contraste raisonnable en utilisant la technique de segmentation de division et fusion (Split & Merge). Après, ils ont appliqué plusieurs filtres sur les images segmentées afin d'extraire des caractéristiques importantes. Ces caractéristiques ont été converties en image vectorielle. Enfin, la zone de l'image vectorielle a été utilisée pour extraire les bâtiments.

Basé sur la transformée de Hough, Cui et al. [51] ont présenté une méthode semi-automatique basée sur les régions pour la détection des bâtiments dans les images à haute résolution. Premièrement, ils ont combiné la transformée de Hough avec les zones de bâtiments contenant le calcul d'enveloppe des points convexes (ou Convex Hull). Cette combinaison produit un résultat précis dès que le

contraste entre le toit des bâtiments et leurs arrière-plans sont suffisamment élevés. Deuxièmement, la forme du bâtiment est calculée, puis la matrice de nœuds est construite à travers les ensembles de lignes dominants du bâtiment. De plus, San et al. [52] ont également développé une approche basée sur la transformée de Hough. La technique proposée a été utilisée pour extraire des bâtiments de formes circulaires et rectangulaires.

2.4 Détection des changements sur les images satellitaires

Les techniques de la télédétection spatiale représentent un apport essentiel pour l'étude de l'environnement et surtout de l'occupation du sol, ces techniques ont un rôle déterminant à jouer, elles permettent de disposer tous les 16 jours (selon les satellites Landsat) d'une image sur quasiment toutes les surfaces continentales et donc d'accéder à une information sur du long terme (i.e. série temporelle) afin d'extraire les changements dans l'occupation de sol.

Récemment, l'intérêt donné au changement de l'environnement a augmenté, de nombreuses méthodes de détection du changement ont été utilisées [53], qui peuvent être organisées en deux groupes: techniques simples et techniques basées sur des modélisations mathématiques.

2.4.1 Techniques simples

Les techniques simples se concentrent principalement sur le calcul d'image de différence [54], la régression d'image, le calcul de ratio d'images, l'utilisation des indices de végétation, l'analyse de vecteur des changements, etc. le calcul de l'image de différence est basée sur une bande spectrale en soustrayant l'image temporelle T_1 de l'image temporelle T_2 . L'utilisation du ratio se fait par la division des deux images capturées à des dates différentes une par l'autre, puis les données sont comparées pixel par pixel afin de faire face aux changements.

2.4.1.1 Différenciation simple

Les anciennes méthodes de détection des changements étaient basées sur l'image de différence signée $:D(x) = I_2 - I_1$, et de telles approches sont encore répandues. L'algorithme le plus évident consiste à simplement utiliser un seuil sur l'image de différence. En d'autres termes, le carte des changements $C(x)$ est générée conformément à la règle suivante :

$$C(x) = \begin{cases} 1, & \text{si } D_i > T \\ 0, & \text{sinon.} \end{cases} \quad (2.4)$$

Nous désignons cet algorithme par « différenciation simple ». Souvent, le seuil T est choisi de manière empirique. Rosin [55], [56] a étudié et rapporté des expériences sur de nombreux critères de choix. Smits et Annoni [57] ont expliqué comment le seuil pouvait être choisi pour répondre aux exigences spécifiques des applications en matière de fausses alarmes.

2.4.1.2 Calcul des indices de végétation

L'extraction des changements dans l'état d'utilisation des indices de végétation, se fait par l'utilisation de la bande proche infrarouge. Pour traiter le même pixel dans deux images différentes, nous combinons les deux images en une seule en produisant une nouvelle image. Ce processus s'appelle la composition. L'affectation des canaux est la suivante :

Rouge = Bande proche-IR de l'image dans T_1 ;

Vert = Bande proche-IR de l'image à l'instant T_2 ;

Bleu = Bande proche de l'image IR dans T_1 .

Comme nous avons vus dans le chapitre 1, une forte réflectance dans la bande proche IR est un indicateur de végétation. Si un pixel dans image au moment T_2 est plus lumineux que dans l'image au temps T_1 , ce pixel est vert. Cela signifie une augmentation de la propriété mesurée. Si ce pixel dans l'image en t_1 a une réflectance plus élevée, les deux bandes qui représentent le rouge et le bleu produisent du couleur magenta, indiquant une diminution de la quantité mesurée dans l'image en t_1 . En ce qui concerne la détection des changements, la méthode fournit un moyen de décider si une région de végétation a été modifiée ou non.

La différenciation des indices de végétation repose sur le calcul des indices de végétation de chaque image, puis soustraction du résultat. Le calcul des indices NDVI et BI et la sélection des seuils adoptés représentent les zones modifiées (Nackaerts et al. 2005).

2.4.2 Méthodes non supervisées

Les techniques de modélisation mathématique peuvent être résumées comme suit :

Dans [58], les chercheurs introduisent une méthode de détection des changements sur la base d'un champ de Markov aléatoire (MRF) amélioré par l'utilisation de pondérations linéaires pour l'information spatiale et les relations spatiales entre le pixel central et les pixels voisins. Un autre travail proposé par les auteurs Ye and Chen [59] basé sur la combinaison entre plusieurs caractéristiques extraites par MRF, le seuillage et la fusion des données de l'image de différence.

Les ondelettes et la classification floue font l'objet de plusieurs travaux, les auteurs dans [60] ont introduit les ondelettes de Gabor pour extraire les caractéristiques à partir des deux images afin d'obtenir des informations spatiales et contextuelles. Ensuite, les ondelettes de Gabor basées sur la mesure de différence (GWDM) sont conçues pour générer l'image de différence. Enfin, l'algorithme de la classification moyenne floue est utilisé pour obtenir la carte des changements finale. Dans le travail proposé par [61], les auteurs ont suggéré une méthode reformulée (RFLICM), ils ont traité les deux images I_1 et I_2 par l'utilisation de rapport moyen et de rapport logarithmique respectivement afin de générer deux images. Puis ils ont fusionné les deux images par l'utilisation des ondelettes pour générer l'image de différence D_i . Enfin ils ont utilisé une méthode améliorée de la classification floue en modifiant le facteur flou pour classifier les régions modifiées et non modifiées dans l'image de différence fusionnée.

Plusieurs d'autres méthodes sont récemment intéressées à l'algorithme de FCM pour la détection des changements dans les images de télédétection [62], [63], Gong et al. [63] ont proposé une méthode basée sur l'algorithme de classification floue, la fonction d'appartenance de chaque pixel est modifiée selon une nouvelle forme de la fonction d'énergie MRF qui concerne les voisins de chaque pixel (MRFFCM). Les auteurs dans [62] ont concentré sur l'analyse de l'image de différence par la proposition d'une méthode semi-supervisée (RSFCM), l'idée principale de cette méthode est de combiner trois types d'informations à partir de l'image de différence: (a) les niveaux d'intensité, (b) les connaissances en étiquetage, et (c) les informations spatiales.

Dans les travaux de [64], les auteurs ont proposé une approche simple (GABORTLC) en trois étapes : premièrement, ils ont généré l'image de différence à partir des deux images radar à synthèse d'ouverture I_1 et I_2 capturées en deux dates différentes T_1 et T_2 . Deuxièmement, ils ont adopté la transformée en ondelettes de Gabor pour extraire les caractéristiques contextuelles spatiales locales de l'image de différence. Finalement, une classification des vecteurs de caractéristiques de Gabor obtenus à l'étape 2 est faite par la combinaison en deux niveaux entre la classification par FCM et la classification par la règle du plus proche voisin afin d'obtenir la carte des changements finale.

Basée sur l'analyse en composantes principales (ACP) et le groupement en k-moyennes, Turgay [65] a proposé une nouvelle technique de détection des changements non supervisée les images satellitaires dans multi temporelles. Tout d'abord, l'image de différence est divisée en blocs non superposés. Puis, les vecteurs propres orthonormés sont extraits par l'ACP pour créer un espace de vecteurs propres. Ensuite, la détection des changements est réalisée en partitionnant l'espace vectoriel

de caractéristiques en deux groupes à l'aide de k-moyennes en utilisant la distance euclidienne minimale entre les classes.

Le changement dans la surface occupée par l'eau est mis en œuvre par [66] à l'aide de la classification par support vecteur machine (SVM) (Taati et al. 2014) combinée avec plusieurs indices d'extraction d'eau, à savoir NDWI, MNDWI et AWEI. Basé sur NDVI, une autre méthode améliorée proposée par [25], cette méthode utilise un seuil basé sur le NDVI avec des valeurs comprises entre 0,1 et 0,5.

Dans le travail présenté par L. Zhu et al. [67], les changements dans l'occupation de rivière (eau) sont détectés dans les images satellitaires Synthetic Aperture Radar (SAR), en utilisant des stratégies basées sur les contourlets, à partir de chaque image SAR mono-temporelle, les objets présentés sur les images sont segmentés par la ligne de partage des eaux et le fusionnement des régions. Puis, les zones similaires aux rivières sont filtrées et enfin une détection des changements a été réalisée en comparant la différence entre les deux images temporelles.

Une autre solution est décrite dans [59] pour réduire le bruit causé par l'atmosphère en se basant sur des caractéristiques de luminance et de saturation. Après le calcul de l'image de différence, les caractéristiques extraites sont combinées par celles obtenues par la méthode de champs aléatoires de Markov.

Les résultats obtenus par [68] suggèrent que les techniques de la classification floue telles que Gustafson – Kessel (GKC) et FCM sont plus aptes à isoler les pixels modifiés et non modifiés dans les images satellites, pour le regroupement, les caractéristiques d'image sont extraites à l'aide des informations de pixels de voisinage, une hybridation de FCM et de GKC avec deux autres techniques d'optimisation, l'algorithme génétique (GA) et le Simulated Annealing (SA) est conçue pour améliorer encore les performances de détection des changements .

La détection des changements basée sur la texture a été proposée par [69]. Ils ont utilisé une méthode qui calcule la matrice de co-occurrence à niveaux de gris pour l'extraction de caractéristiques, puis une analyse en composantes principales (ACP) a été appliquée pour la cartographie des changements.

2.5 Conclusion

À travers ce chapitre, nous avons proposé un état de l'art de différentes techniques d'analyse et de traitement des images satellites. Ces techniques sont consacrées d'une part à la détection des zones

de la végétation et des bâtiments. Et d'autre part à la détection des changements dans les images satellitaires. Pour la détection des changements, un grand nombre de méthodes d'extraction, utilisant un large champ des techniques de reconnaissances de formes et de traitement d'images sont présentés dans la littérature, Nous avons décrit principalement deux catégories de méthodes. La première regroupe les méthodes dites non-supervise ou technique simple, pour lesquelles un opérateur humain ou bien, plus rarement, un algorithme de détection a préalablement utilisé des connaissances a priori sur l'opération à faire. La seconde regroupe les méthodes automatiques, qui n'utilisent aucune connaissance a priori sur les zones des changements.

Dans les chapitres suivants, nous présentons nos contributions dans le domaine de traitement des images satellites. En effet et en premier temps, nous avons introduit une méthode d'extraction de la végétation à partir des images satellites, nous mettrons l'accent sur les différentes étapes de l'approche proposée et nous dressons l'évaluation et l'analyse des résultats obtenus. Dans le second temps, nous avons proposé un autre système de détection de bâtiments basé sur une nouvelle approche qui exploite les points d'intérêt des objets à détecter et l'informations des ombres. Nous montrons que l'approche proposée donne des résultats encourageants. Dans un troisième temps, nous avons développé un système de détection des changements dans les paires des images satellites d'observation de la terre.

Chapitre 3 - Extraction de la végétation à partir des images satellitaires

Contenu du Chapitre

3.1	Introduction.....	31
3.2	Méthodologie.....	31
3.2.1	Prétraitement de l'image.....	32
3.2.2	Extraction de la végétation.....	35
3.3	Résultat et discussion.....	38
3.3.1	Présentation des données utilisées.....	38
3.3.2	Zone d'étude.....	38
3.3.3	Evaluation de la performance.....	39
3.4	Conclusion.....	44

3.1 Introduction

L'extraction de la végétation est aujourd'hui considérée comme l'une des questions les plus importantes dans le traitement des images satellitaires [70]. L'extraction de la végétation est la technique, qui est le plus largement requise dans le domaine de la télédétection pour extraire la formation végétale et connaître le changement de couverture terrestre [25]. Une formation végétale est un groupe de plantes qui croissent ensemble dans une région donnée, elle représente un des éléments principaux des changements de l'environnement après l'atmosphère et l'eau ou l'océan, elle a un impact important sur le climat et ses variations à long terme, ainsi que sur la disponibilité des ressources pour l'espèce humaine. La végétation sous toutes ses formes fournit un large éventail de produits utiles. De fait, elle est l'objet d'activités importantes allant de la production de céréales à l'exploitation forestière. Dans ce chapitre nous introduisons une nouvelle méthode pour l'extraction de la végétation à partir des images satellites basé sur l'espace de couleur TSL, nous mettrons l'accent sur les différentes étapes suivies et nous dressons l'évaluation de la performance et l'analyse des résultats obtenus.

3.2 Méthodologie

Dans cette partie, nous détaillons le système de détection de la végétation. La zone d'étude et les données utilisées sont présentées et les résultats expérimentaux sont rapportés et discutés par la suite.

Le diagramme illustré en Figure 3.1 reprend les grandes étapes de l'approche proposée.

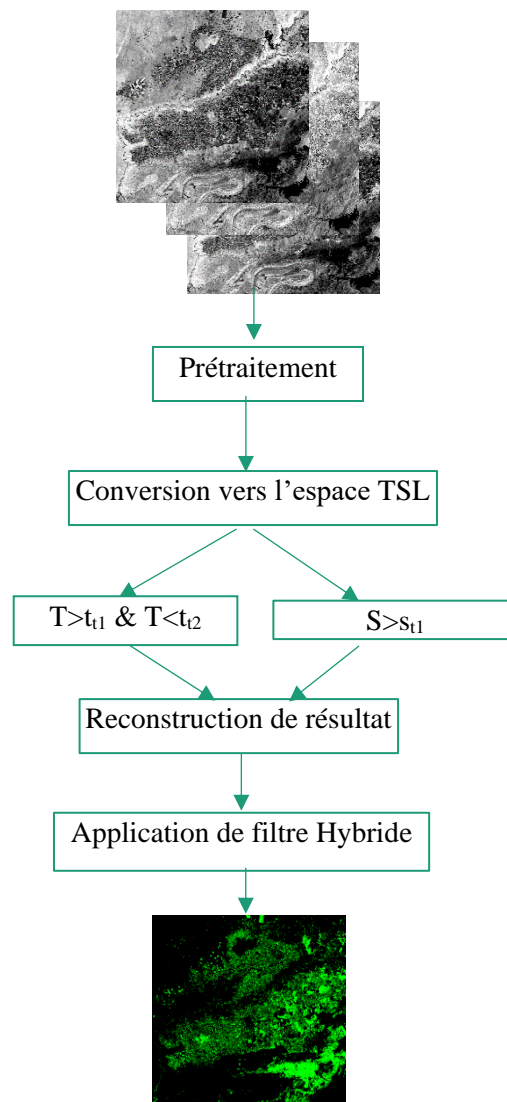


Figure 3-1 : Organigramme de la méthodologie suivie

3.2.1 Prétraitement de l'image

Pour la phase de prétraitement, nous avons utilisé ENVI (ITT), le logiciel d'analyse d'image développé par Harris [71]. La correction atmosphère permet de réduire les effets dus aux composants atmosphérique sur le rayonnement électromagnétique en effectuant une calibration radiométrique, cette calibration consiste en la normalisation de l'intensité du signal afin de faire une analyse multi temporelle et de comparer des images. Les bandes spectrales utilisées dans les analyses sont le rouge (bande 2) et l'infrarouge (bande 3). Cela paraît logique, car ce sont les bandes dans lesquelles le contraste entre le sol et la végétation est le plus grand.

Après la correction de l'image, l'amélioration du contraste a été appliquée par l'utilisation de la technique d'égalisation de l'histogramme qui permet d'ajuster les intensités d'image, d'améliorer le contraste et de répartir la lumière dans l'image. Graphiquement, l'égalisation d'histogramme représentée par les intensités de pixels par rapport à leur fréquence pixels ou aux probabilités des intensités, Figure 3.2. Dans le présent cas, on prend la bande rouge de la zone d'étude qui se présente sous la forme matricielle de 1900-par-2200 (capturée en 2011 et téléchargée à partir de site Web USGS[72]), l'intensité des pixels varie entre 0 et 255, donc nous voulons effectuer l'égalisation d'histogramme sur cette image et augmenter l'intensité de pixels. L'égalisation de l'histogramme se calcule en suivant les étapes suivantes :

- Calculer le nombre total des pixels associé à chaque intensité,
- Déterminer la probabilité de chaque intensité,
- Calculer la probabilité cumulative
- Déterminer la nouvelle valeur de l'intensité de chaque pixel par la partie entière de résultat obtenu.

Soit M l'image utilisée représentée comme une Matrice d'intensités de pixels entiers de M -par- N . Soit Heq l'histogramme normalisé de M , alors :

$$pdf_i = \frac{\text{nombre de pixels avec intensité } i}{\text{nombre total de pixels}} \quad \text{avec } i = 0,1, \dots, 255 \quad (3.1)$$

Où pdf est la fonction de la probabilité de densité.

L'image traitée est représentée donc par l'équation suivante :

$$image_{eq} = floor((L - 1) \sum_{i=0}^M pdf_i) \quad (3.2)$$

floor : La partie entier de la valeur obtenue.

Le Tableau 3.1 ci-dessous montre mathématiquement les résultats de l'application de l'égalisation d'histogramme sur la bande rouge.

Les valeurs de nombre numérique Initiales	0	1	2	...	253	254	255
Nombre de pixels	251911	31150	0	...	0	0	78534
PA	0.0603	0.0075	0	...	0	0	0.0188
CP	0.0603	0.0678	0.0678	...	1	1	1
$(L-1)*CP$	15.3765	17.2890	17.2890	...	255	255	255
Les valeurs de nombre numérique Finales	15	17	17	...	255	255	255

Tableau 3.1: La distribution de l'intensité et les valeurs de l'histogramme de la bande rouge.

Tel que PA est la probabilité d'apparence de chaque pixel dans l'image, PC est la probabilité cumulative et L est une constante qu'est égale à 256. Cette transformation est appliquée sur la seule bande 3 qui représente par la bande rouge de l'image initiale, la Figure 3.2 suivante montre le résultat avant et après l'égalisation de l'histogramme de l'image sur la bande rouge.

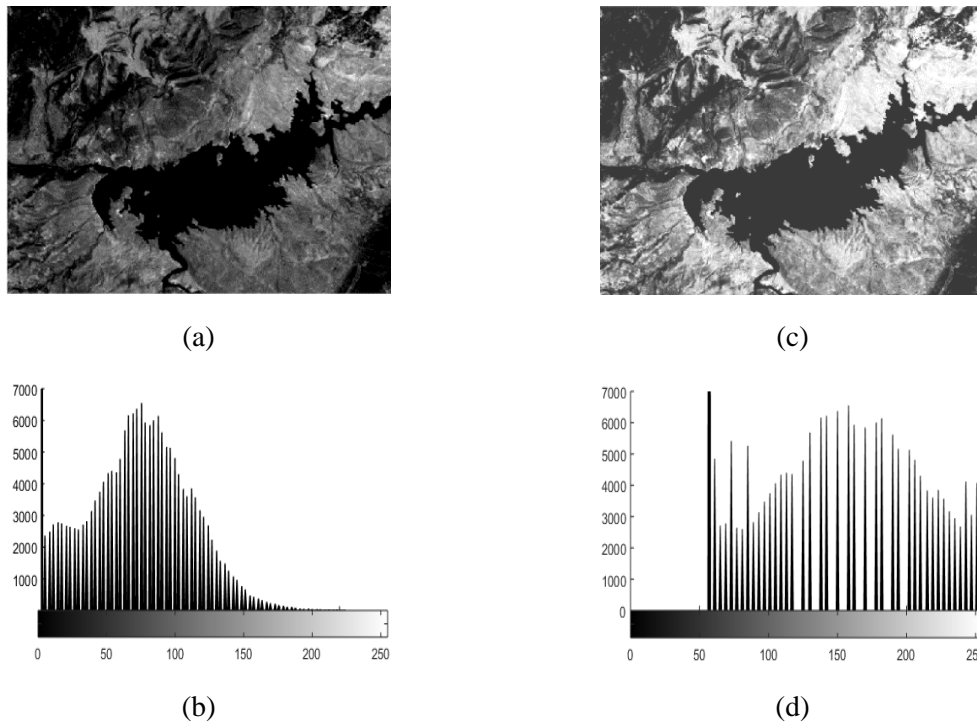


Figure 3-2: Amélioration du contraste à l'aide de l'égalisation des histogrammes, (a) et (b) l'image originale et l'histogramme avant transformation, (c) et (d) l'image transformée et l'histogramme après la transformation.

La Figure 3.2 montre la répartition de la lumière sur l'image de test, sur l'histogramme typiquement toute à gauche on a de noir et toute à droite on a de blanc, et sur l'axe des abscisses on a toute une gamme qui va du foncé jusqu'au plus clair.

3.2.2 Extraction de la végétation

Après les étapes de prétraitement et d'amélioration du contraste, trois bandes *TM* ont été sélectionnées pour être utilisées dans une image composite couleur. Afin d'obtenir le meilleur contraste de végétation et de répondre aux exigences de classification spécifique et de directives de seuillage dans l'espace colorimétrique cible, la combinaison de bandes *TM* : 3, 4 et 2 (la représentation dans l'espace de couleur RVB est le suivant : le canal rouge contient la bande rouge (*TM*3), le canal vert contient la bande Infrarouge (*TM*4) et le canal bleu contient la bande vert (*TM*2)) a été utilisée. Dans cette combinaison de bandes, qui met en évidence la végétation, visuellement on a obtenu un espace de couleur fausse. Par la suite, l'extraction de la végétation est réalisée en trois étapes :

1. Conversion de l'image initial de l'espace de couleur initial vers l'espace de couleur TSL [73] ;
2. Application d'un seuillage global basé sur l'histogramme des composantes teinte et saturation ;
3. Post-traitement en utilisant un filtre médian hybride.

3.2.2.1 Espace de couleur TSL

L'identification de la végétation basée sur l'espace spectral visible est sérieusement affectée par la luminosité de l'image. Pour résoudre ce problème, un nouvel espace colorimétrique a été choisi dans lequel la couleur n'est pas corrélée avec la luminosité. L'espace de couleur TSL (Teinte, Saturation et de Luminance), (en anglais : Hue, Saturation and Value) est dispose de cette propriété. Le modèle TSL a été proposé par Mundhenk [74]. Il s'agit d'une transformation non linéaire du modèle de couleur RVB et peut être utilisé dans les progressions de couleur. Il définit un espace de couleur en trois composantes et peut être représenté à l'aide d'un hexagone en trois dimensions représentant Teinte, Saturation et Luminance, comme le montre la Figure. 3.3.

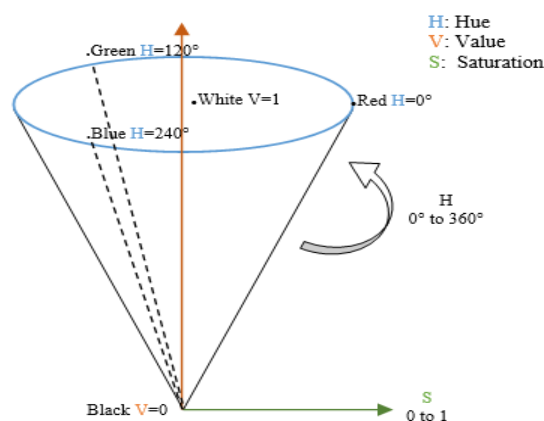


Figure 3-3: Représentation de l'espace de couleur TSL (HSV)

Teinte représente le type de couleur. Il peut être décrit en termes d'angle avec 360 degrés de rotation, comme le montre le cercle bleu de la Figure ci-dessus, 0° étant rouge. 120° vert et 240° bleu.

Saturation se réfère à la vibration de la couleur qui représente l'intensité d'un type de couleur spécifique, sa valeur varie de 0 à 255. Dans ce présent travail, la saturation se présente dans la plage de 0-1 en utilisant la règle de trois.

Luminance se réfère tout simplement à la luminosité de la couleur. L'intervalle des valeurs est entre 0 et 100%.

Pour l'extraction de la végétation dans l'espace de couleur défini ci-dessus, on détermine l'histogramme des composantes T et S, le cadre de la méthode proposée pour l'extraction de végétation basée sur le seuillage à partir de l'histogramme d'image est représenté dans la Figure 3.6, l'identification de végétation basée sur cette espace de couleur comprend essentiellement les 2 étapes suivantes : seuillage sur les composantes T et S et suppression des petits objets.

3.2.2.1.1 Seuillage sur les composantes T et S

Dans cette étape, on va segmenter les deux composantes T et S pour identifier les pixels qui représentent la végétation dans l'image, par l'utilisation d'un seuillage. La suppression de fond est définie par les équations ci-dessous, la composante Teinte traitée comme suit :

$$T_{new} = \begin{cases} 0 & \text{si } T_{old} > t_{t1} \text{ et } T_{old} < t_{t2} \\ T_{old} & \text{sinon.} \end{cases} \quad (3.3)$$

Tel que t_{t1} est la valeur la plus petit de T choisi pour identifier la végétation et t_{t2} est celle la plus grande.

La composante de Saturation traitée est définie comme suit :

$$S_{new} = \begin{cases} 0 & \text{si } S_{old} \in [s_{t1}, 1] \\ S_{old} & \text{sinon.} \end{cases} \quad (3.4)$$

Tel que s_{t1} est la valeur la plus petite de la saturation.

L'extraction de la végétation, à la fin, les deux nouvelles composantes T_{new} et S_{new} sont concaténées afin d'identifier la végétation.

$$R_v = T_{new} \text{ et } S_{new} \quad (3.5)$$

$$V = \begin{cases} 0 & \text{si } R_v == 0 \\ 1 & \text{sinon.} \end{cases} \quad (3.6)$$

3.2.2.1.2 Suppression des petits objets

Pour éliminer les petits pixels isolés qui sont considérés comme bruit, on utilise un filtre médian hybride. Le filtre est basé sur une fenêtre glissante de $N \times N$ pixels déplacée sur l'image initiale pour calculer la valeur centrale en utilisant les valeurs médianes des pixels adjacents sur trois directions : verticale, horizontale et diagonale. Ce filtre préserve les arêtes mieux qu'un filtre médian basé sur le noyau, car les données provenant de différentes zones spatiales des directions sont classées séparément.

Pour une fenêtre glissante de $N = 3$ on a :

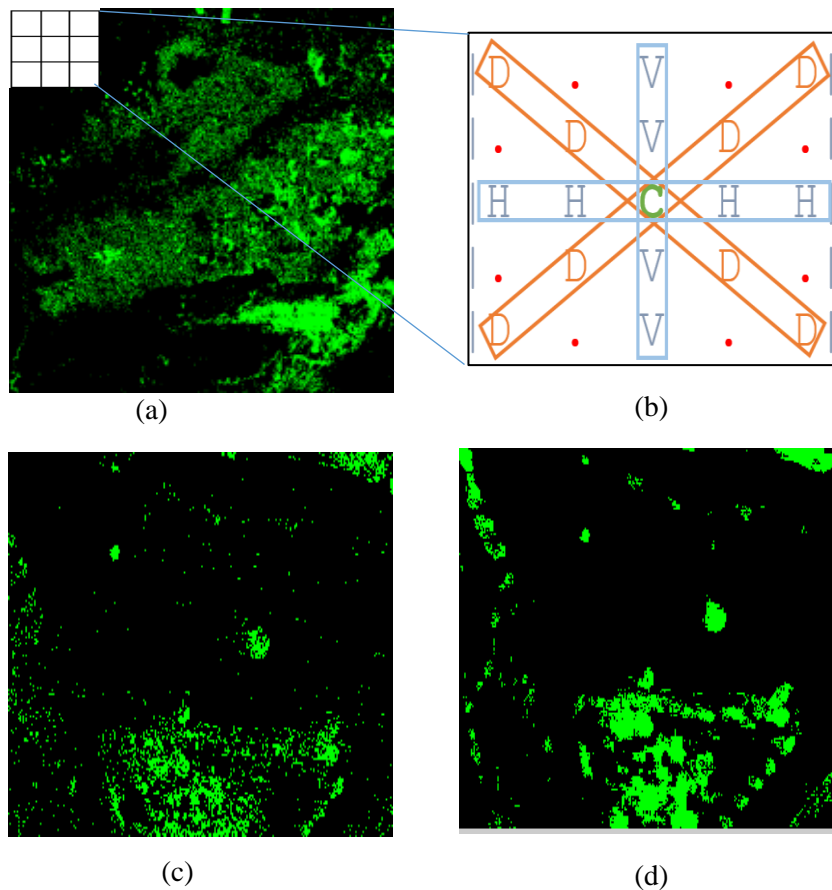


Figure 3-4: (a) Image Initiale, (b) Filtre médian hybride, (c) Avant l'application de HMF et (d) Résultat après l'application de HMF

D'après la Figure 3.4 ci-dessus, trois valeurs médianes sont calculées au niveau de la fenêtre de $N \times N$: la médiane des pixels horizontaux et verticaux (VH) et la médiane de pixels diagonaux (D). La

valeur finale filtrée est égale la médiane des deux valeurs médianes calculées précédemment VH et D et la valeur du pixel central C.

3.3 Résultat et discussion

3.3.1 Présentation des données utilisées

Nous avons utilisé des images satellites issues des capteurs Landsat TM (Thematic Mapper). Les caractéristiques de ce capteur (orbite, résolution spatiale et temporelle et bande spectrale...) sont présentées dans le Tableau 3.2.

1er Lancement	1984
Altitude	705 Km
Orbite	Quasi-polaire Héliosynchrone
Heure de passage à l'équateur	9 :35 a.m.
Statut satellite	Achevé en 2013
Résolution spatiale	30 m en multispectrale et 15 en panchromatique

Tableau 3.2: Caractéristiques du capteur Landsat TM (<http://landsat.gsfc.nasa.gov/>).

Le capteur Thematic Mapper observe dans 7 bandes spectrales en lumière visible et infrarouge avec une résolution spatiale de 30 mètres (120 mètres sur la bande 6 et 15 mètres sur la bande panchromatique), une bande spectrale désigne une partie du spectre électromagnétique (intervalle de longueur d'onde) que laisse passer un filtre standard. Une bande spectrale est ainsi déterminée par son profil de transmission, c'est-à-dire la fraction de l'intensité lumineuse transmise pour une longueur d'onde donnée. Un ensemble de filtres de bandes spectrales différentes, et couvrant généralement, la partie "visible" du spectre électromagnétique. Chaque bande spectrale qui a été captée par le capteur TM voit la terre à sa façon et donne alors une image différente des autres. L'appellation Thematic Mapper provient de la capacité de ce capteur à fournir des données qu'on peut traiter et analyser à fin d'obtenir des cartes thématiques (agriculture, hydrologie...). Ce capteur couvre toujours une zone de 185 km sur 185 km dite scène. Le Tableau 3.3 résume les caractéristiques des bandes spectrales de Landsat TM utilisées dans ce travail.

3.3.2 Zone d'étude

Dans ce travail, la zone d'étude sur laquelle nous travaillons est acquise sur les régions de Beni Mellal. Cette zone est située au milieu du Maroc, elle couvre une surface de 183 x 170 km, délimitée entre 32° 3' 40.22" à 32° 35' 14.90" et 6° 21' 21.14" à 7° 2' 35.60" et dominée principalement par une

végétation qu'est composé de blé, des cactus, des olives et des amandiers. La scène des images se trouvent dans un numéro de passage de Path 201 et Row 38. La Figure 3.5 montrée l'image avec la localisation de régions.

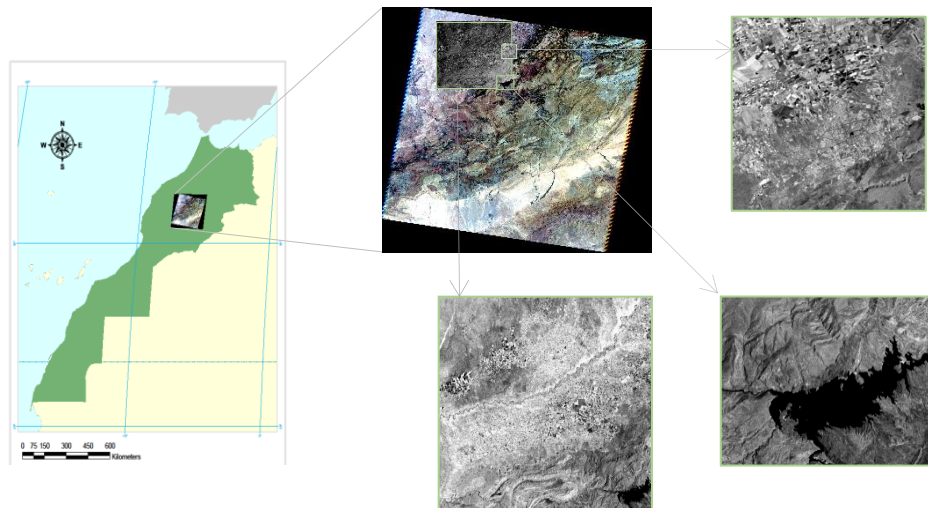


Figure 3-5: les régions de la ville de Beni Mellal, le Maroc.

Les données requises de la zone d'étude sont des images satellitaires à moyenne résolution spatiale de 30 mètres, ce sont des images multispectrales acquises par des capteurs opérant dans plusieurs bandes spectrales à la fois de satellite Landsat-7 Tableau 3.3.

Canal	Bandes spectrales	Longueur d'onde (μm)	Résolution spatiale (m)
Bleu	1	0,45 - 0,52	30
Vert	2	0,52 - 0,60	30
Rouge	3	0,63 - 0,69	30
Proche infrarouge	4	0,76 - 0,90	30
IR de courte longueur d'onde	5	1,55 - 1,75	30
IR thermique	6	10,4 - 12,5	30
IR de longue longueur d'onde	7	2,08 - 2,35	30

Tableau 3.3: Caractéristiques des images de Landsat-7.

Ces images sont acquises dans des conditions différentes donc elles ont subi des opérations de prétraitements à savoir la correction atmosphère et la calibration radiométrique.

3.3.3 Evaluation de la performance

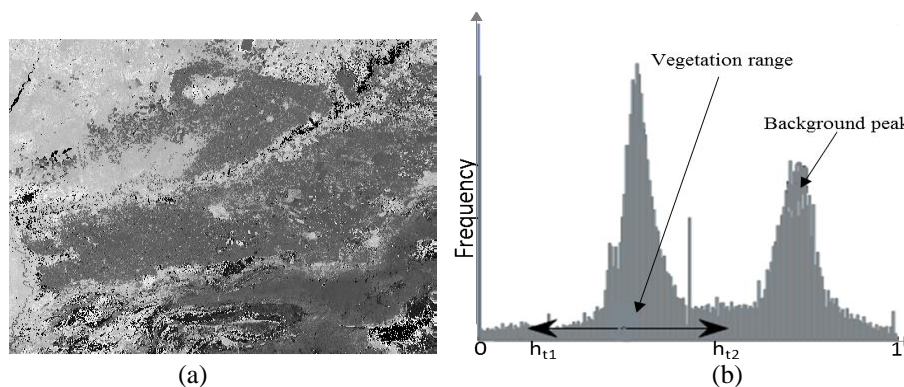
Au niveau de cette section, les résultats obtenus sont présentés pour évaluer la performance de la méthode proposée, l'extraction de la végétation est faite sur les images multi multispectrales et

comparée avec d'autres méthodes qui se basent sur le seuillage à savoir l'algorithme heuristique et la méthode d'Otsu [75].

Le choix du seuil (ou de l'intervalle de seuillage) est le problème qui se pose pour l'extraction de la végétation. Avec un intervalle trop large, on obtient des faux positifs, c.-à-d. l'image traitée contient des pixels qui ne font pas partie de la végétation, généralement il s'agit de bruit, ou des structures d'une autre nature, qui ont un niveau de gris proche de celui des objets recherchés. Avec un intervalle trop étroit, on obtient des faux négatifs, c.-à-d. certaines zones de végétation n'apparaissent pas, ou partiellement, dans le résultat obtenu. Nous donnons donc ci-dessous les valeurs de seuillage ou l'intervalle de seuillage adapté pour la méthode proposée.

Pour la composante Teinte, t_{t1} est mis à 0.1 et t_{t2} est mis à 0.5 (25.5 et 127.5 respectivement), pour la composante Saturation le seuil min s_{t1} est réglé sur 0.69 (175.95). Ces valeurs empiriques ont été d'abord obtenues en analysant les composantes de teinte et de saturation en utilisant l'histogramme de chaque composante de l'image comme le montre la Figure 3.6, et ont finalement été validées en comparant les résultats obtenus avec deux autres méthodes de seuillage.

En fait, cet histogramme a été lissé, car la plupart des histogrammes ont un aspect bruité, avec des pics crénelés. On pourra donc sélectionner les bornes de l'intervalle de seuillage [min, max], en prenant dans l'histogramme lissé les deux minimas de l'histogramme situés de part et d'autre de la valeur v de référence pour le niveau de gris des objets recherchés. C'est ce que nous illustrons ci-dessous pour l'intervalle de seuillage correspondant au foie dans une image.



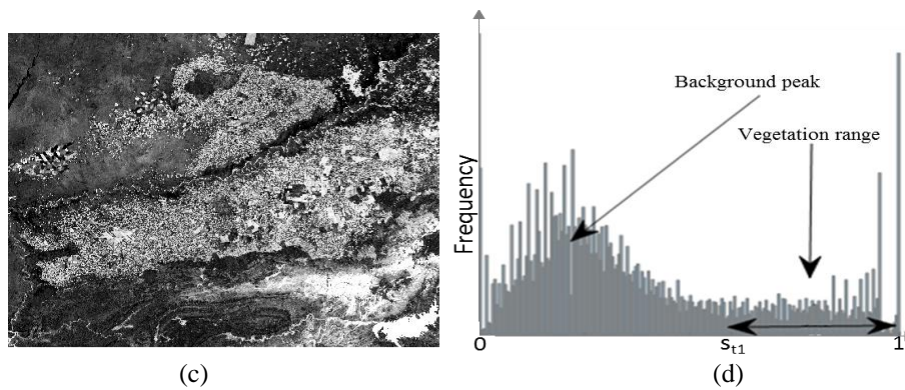


Figure 3-6: Application de seuillage : (a) et (c) les deux composantes de Teinte et de Saturation Utilisées, (b) (d) histogrammes des deux composante Teinte et Saturation respectivement.

A partir de la Figure 3.6 présentée ci-dessus, qui illustre l'application de la méthode en suivant la stratégie de segmentation par seuillage. La première ligne montre la composante Teinte, la végétation présente par le pic qui grimpe fort sur l'intervalle $[0.1, T]$, ici T est égale à 0.5, alors que dans la composante de Saturation, l'image est principalement constituée de tons foncés et de tons clairs. L'écart de luminosité entre le sol et le l'objet voulu (le sol et la végétation) est bien trop important, mais aussi l'existence des autres objets qui ont un contraste élevé à savoir l'eau. La végétation est présentée par la partie (à gauche) de la courbe.

La méthode proposée a été évaluée en utilisant l'indice NDVI comme image de référence pour la validation. Trois scènes d'étude sont choisies pour cela. À partir des résultats expérimentaux présentés dans les Figures 3.7 et 3.8.

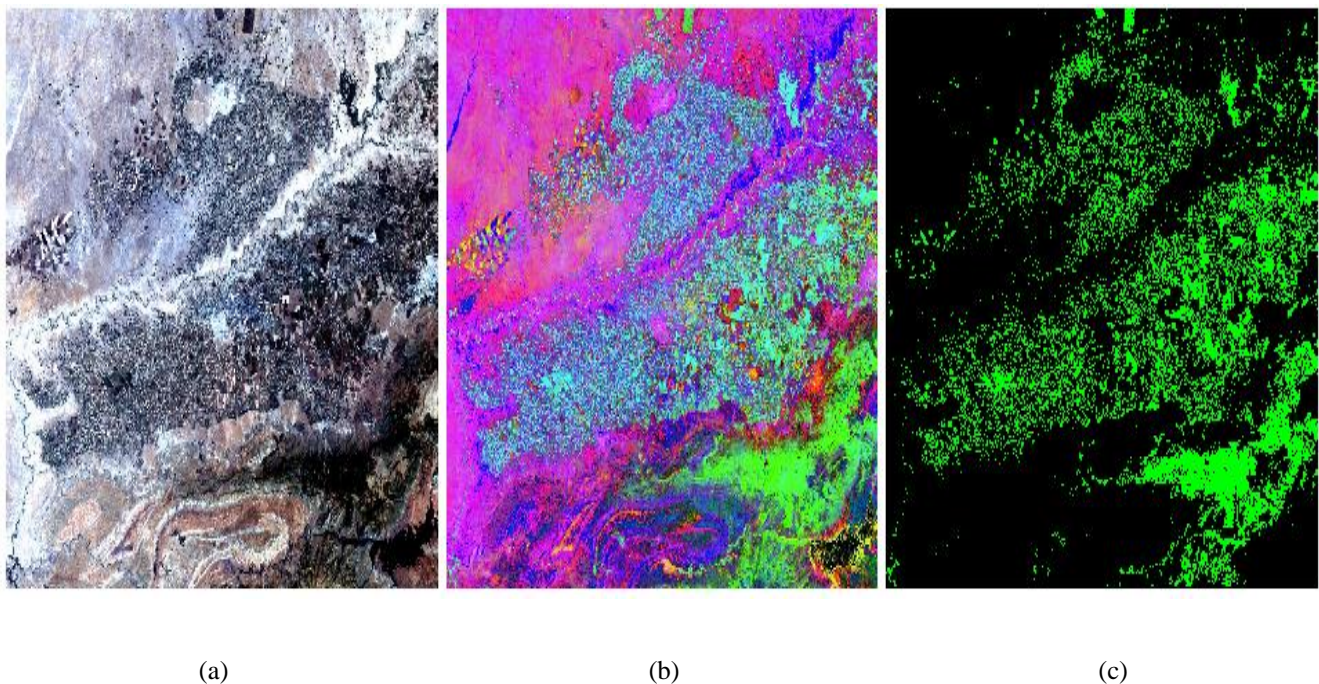


Figure 3-7: Résultat de la classification de la végétation : (a) zone d'étude, (b) Visualisation en l'espace TSL et (c) détection de la végétation

À partir des résultats expérimentaux présentés dans les Figures 3.7 et 3.8, on peut dire que la par l'interprétation visuelle, la méthode proposée permet de détecter de manière fiable les zones représentées par la végétation.

Validation de la performance

Pour calculer la performance de la méthode de classification, nous avons utilisé la matrice de confusion afin de comparer les résultats obtenus avec les images de référence. Dans ce travail, la qualité de l'extraction végétale est définie en utilisant les trois mesures suivantes décrites dans les équations (3.7), (3.8) et (3.9) afin de comparer les résultats obtenus en utilisant l'image d'origine comme référence.

Cette technique a été proposée par [76] et utilisée pour définir la qualité de l'extraction de la végétation.

$$Sensibilité = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3.7)$$

$$Spécificité = \frac{TN}{TN + FP} \quad (3.8)$$

$$Précision = \frac{TP + TN}{TP + FN + TN + FP} \quad (3.9)$$

Les mesures citées ci-dessus dépend de quatre paramètres principaux : vrai positif (TP), vrai négatif (TN), faux positifs (FP) et faux négatif (FN).

TP signifie des vrais pixels qui représentent la végétation et ils sont identifiés comme une végétation (détection correcte), les TN sont des faux pixels ou pas de la végétation, les pixels sont identifiés comme pas de végétation (détection correcte), FP Les vrais pixels qui représentent la végétation sont identifiés comme pas de végétation (mauvaise détection) et FN sont des pixels qui ne représentent pas la végétation mais ils sont identifiés comme une végétation (détection incorrecte).

Généralement, TP, FN représentent le nombre de cas d'identification corrects et FP, TN représentent le nombre de cas d'identification incorrect.

Pour une classification donnée, un coefficient de mesure de performance inférieur à 0,6 indique que la qualité de classification est faible, un coefficient compris entre 0,6 et 0,8 indique une classification est de bonne qualité et un coefficient supérieur à 0,8 indique une classification de très bonne qualité.

Afin de prouver que la méthode proposée peut détecter efficacement la zone de végétation, nous comparons notre algorithme avec l'algorithme heuristique et la méthode Otsu en utilisant les données décrites ci-dessus.

Image de test		Scène 1	Scène 2	Scène 3	Moyenne
Algorithme Otsu	SNS	0.6713	0.9410	0.8902	0.8342
	SPC	0.9952	0.9234	0.9337	0.9508
	ACC	0.9062	0.9276	0.9274	0.9204
Algorithme Heuristique	SNS	0.6714	0.9426	0.8930	0.8357
	SPC	0.9952	0.9219	0.9332	0.9501
	ACC	0.9062	0.9268	0.9275	0.9202
Méthode proposée	SNS	0.9508	0.9846	0.9409	0.9588
	SPC	0.9646	0.8598	0.9479	0.9241
	ACC	0.9623	0.8813	0.9469	0.9302

Tableau 3.4: Comparaison des résultats de l'extraction de la végétation

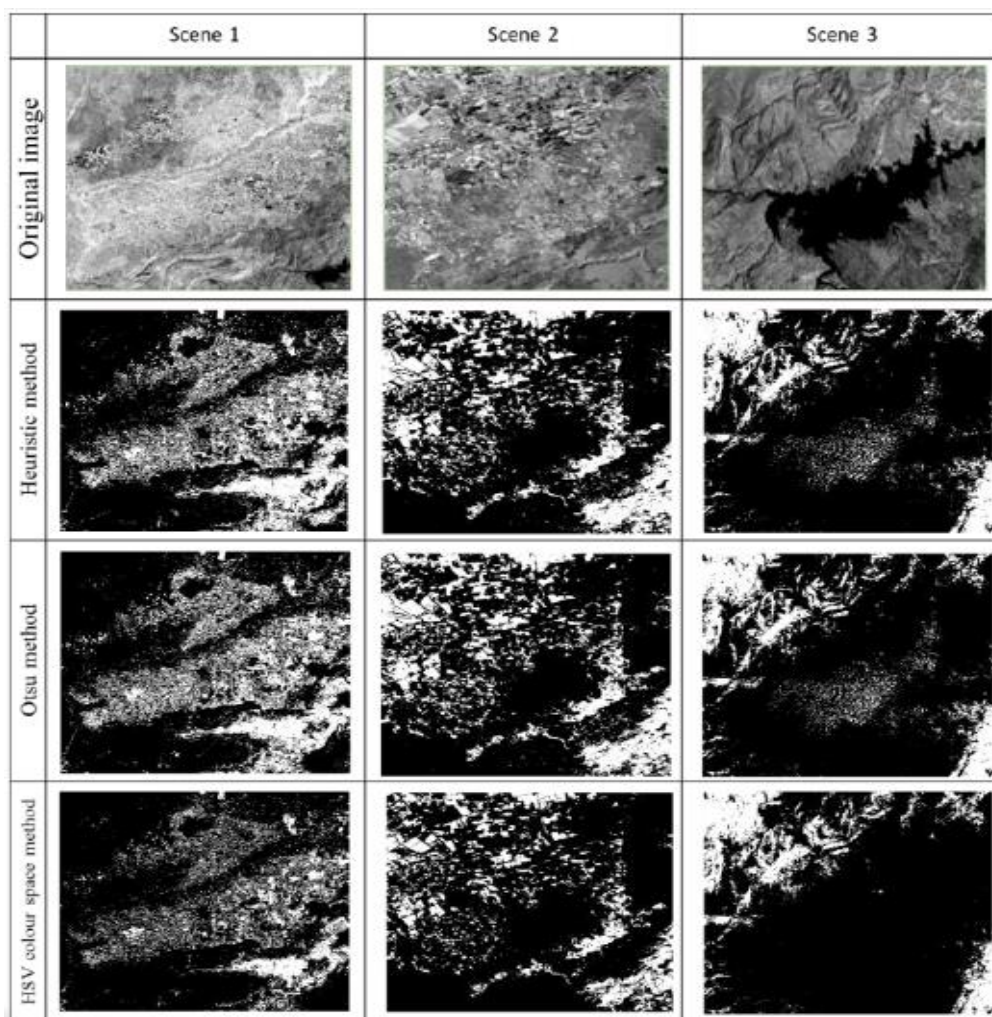


Figure 3-8 : Résultats expérimentaux de l'extraction de la végétation par la méthode proposée

Le Tableau 3.4 indique les résultats de performance. Pour la première scène, les taux d'ACC pour la méthode proposée, l'algorithme Otsu et l'algorithme heuristique sont respectivement de 90,62%, 90,62% et 96,23%. Cette évaluation démontre que notre algorithme est capable de détecter la végétation.

3.4 Conclusion

Dans ce chapitre, une nouvelle méthode pour l'extraction de la végétation à partir des images multispectrales de télédétection est présentée. Tout d'abord, les bandes bleu, rouge et infrarouge sont prétraitées et converties en espace de couleur TSL. Deuxièmement, la méthode d'égalisation des histogrammes est appliquée sur les images de prétraitement et différentes valeurs de seuil ont été utilisées et adaptées aux composants Teinte et Saturation afin de traiter les zones de végétation. Enfin, les résultats sont filtrés avec le filtre médian hybride en vue d'améliorer les résultats et de calculer l'évaluation quantitative ; les résultats expérimentaux indiquent que la méthode proposée peut détecter les zones de végétation avec un haut niveau de précision et de cohérence.

Chapitre 4 - Détection des bâtiments sur les images satellitaires

Contenu du Chapitre

4.1	Introduction.....	45
4.2	Méthodologie	46
4.2.1	Prétraitement.....	47
4.2.2	Détection des ombres.....	47
4.2.3	Détection des bâtiments.....	49
4.3	Résultats et discussions.....	52
4.3.1	Performance de détection des bâtiments	54
4.4	Conclusion	56

4.1 Introduction

Les images satellites et aériennes constituent une source d'information importante pour la description géographique et topographique des territoires et permet d'utiliser la collecte d'informations pour comprendre les changements de l'environnement. L'information spectrale issue de ses images est jugée nécessaire.

La détection des bâtiments dans les images de télédétection spatiale a plusieurs applications pratiques et représente un domaine de recherche scientifique intensive ces dernières années, elle joue un rôle important dans le domaine de la télédétection qui est très utile pour la planification urbaine, l'estimation de la population, changements de l'environnement et de nombreuses autres applications. Elle fait face à la complexité du milieu urbain et aux spécificités des images provenant des différents capteurs.

Bien que les bâtiments aient généralement une géométrie simple, le fond des images est toujours complexe, ce qui complique la détection des bâtiments. En outre, l'étiquetage manuel des bâtiments permet d'obtenir des résultats plus précis, mais demande beaucoup de temps et d'efforts. Il est donc avantageux de développer des méthodes de détection de bâtiments automatiques et efficaces (Figure 4.1). Diverses méthodes d'extraction de bâtiments à partir d'images ont été présentées dans la littérature (chapitre 2).

Dans ce chapitre, Nous traitons la problématique de détection de bâtiments, ayant comme objectif l'extraction d'informations relatives à la présence ou la localisation des bâtiments, nous

proposons une approche qui permet d'extraire automatiquement les bâtiments dans des images satellitaires, en nous focalisant en particulier sur les coins des bâtiments (points d'intérêts). Cette approche est fondée sur l'utilisation d'un détecteur de coins après la réduction des ombres.

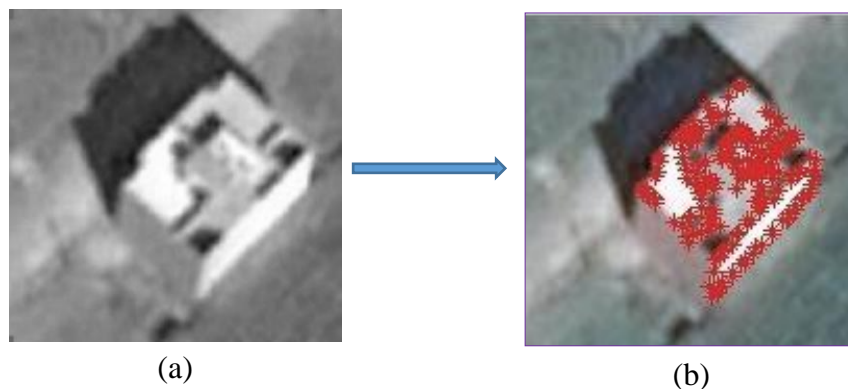


Figure 4-1: Exemple d'un bâtiment en image satellite. (a) Image initiale. (b) résultat obtenu.

Ce chapitre est structuré de la manière suivante. La section 4.2.1 est consacrée à améliorer la qualité des images utilisées en profitant du filtre gaussien afin de réduire les effets et les bruits atmosphériques du rayonnement électromagnétique et d'augmenter le contraste entre les contours pour détecter les zones de l'ombres (section 4.2.2). Nous présentons en section 4.2.3 la deuxième partie de l'approche proposée basée sur les points d'intérêt extraites à l'aide de la méthode de détection des coins (corners) intitulée CSS (Curvature Scale Space). Dans la section 4.3, nous discutons les résultats obtenus en testant la méthode proposée sur des images capturées à partir de *Google-Earth*. Nous concluons le chapitre en suggérant quelques perspectives de recherche en section 4.4.

4.2 Méthodologie

Dans le présent chapitre, nous décrivons la segmentation des bâtiments (toits) à partir d'images satellitaires. En raison de la richesse de ces images en détail qui peuvent être présentées sous forme d'ombre, la méthode proposée pour la détection des bâtiments se divise en deux parties : la première étape est consacrée à la séparation des zones d'ombres principaux obstacles rencontrés dans le processus de localisation des bâtiments, et la seconde partie se concentre sur la détection de coins de bâtiments afin de les localiser en utilisant un détecteur du coin. Les étapes principales sont décrites dans l'organigramme illustré à la Figure 4.2.

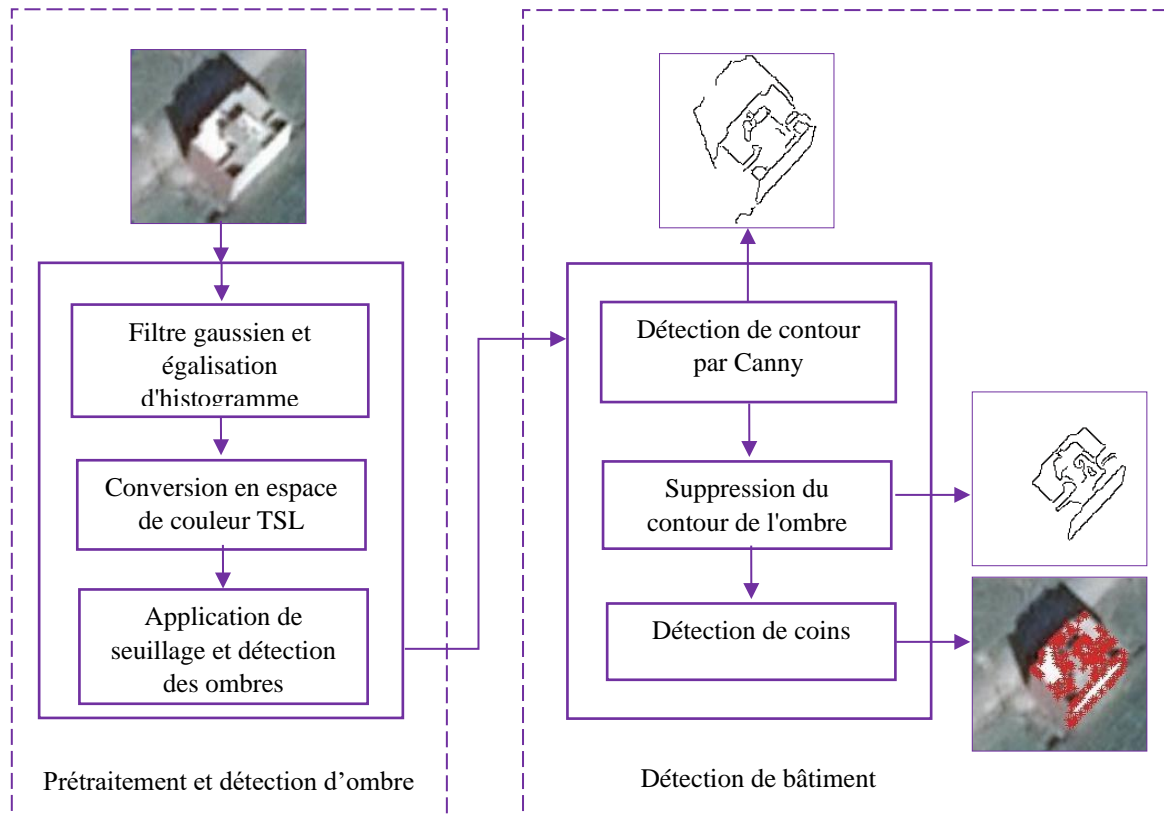


Figure 4-2: Organigramme de localisation des bâtiments

4.2.1 Prétraitement

Dans la littérature, de nombreuses techniques différentes ont été utilisées pour détecter automatiquement le bâtiment. En général, ces techniques ont appliqué les opérations de prétraitements suivis de plusieurs opérations de traitement afin de localiser les bâtiments. Les prétraitements consistent à améliorer la qualité des images en éliminant les défauts causés par l'éclairage et les processus d'acquisition et réduire les effets et les bruits dû aux composants atmosphériques, Dans la phase de prétraitement, nous avons filtré l'image originale avec un filtre gaussien et nous avons ajusté les valeurs d'intensité de l'image pour améliorer le contraste de chaque composant rouge, verte et blue en appliquant l'égalisation d'histogramme.

4.2.2 Détection des ombres

La détection automatique des ombres est une étape de prétraitement très importante pour de nombreuses applications de télédétection. Une ombre est une zone sombre créée par l'interposition d'un objet opaque entre une source de lumière et une surface qu'éclaire cette lumière. Elle se matérialise par une silhouette sans épaisseur. Les ombres peuvent fournir des informations géométriques et sémantiques contenues dans des images, notamment des indications sur la forme [77]

ou la position des bâtiments [78]. Cependant, l'existence d'ombres pose également des problèmes indésirables. Par exemple, ils peuvent provoquer la fusion d'objets ou la déformation des formes, et ainsi une perte d'informations ou une distorsion des objets [79]. Par conséquent, la détection des ombres est toujours un sujet d'actualité et largement discutée dans la littérature de la télédétection. La présence de l'ombre sur les images de télédétection est de plus en plus préoccupante en milieu urbain. Même si les ombres constituent une source d'information sur les bâtiments, leur présence a un effet négatif sur la qualité visuelle des images et entraîne parfois une perte d'information sur les surfaces qui les reçoivent. Il est donc important de pouvoir bien détecter ces zones afin de corriger leurs effets ou de les exploiter autrement, et de leur donner ainsi plus de valeur ajoutée.

Dans un premier temps, nous nous intéressons à la détection des ombres, qui constitue le principal obstacle à la détection des bâtiments, comme décrit ci-dessous :

- Convertir l'image à partir de la représentation triviale RVB (Rouge, Vert, Bleu) en une représentation TSL [74], en introduisant des notions de Teinte (Hue), Saturation (Saturation) et de Luminance ou intensité (Value) (ou HSV en langue anglaise), permettant de distribuer au mieux l'information (voir le chapitre 3), cette transformation renvoie une matrice $M \times N$ avec 3 composantes.
- Utiliser un seuillage adaptatif sur la composante de Luminance ou intensité pour obtenir uniquement les régions des ombres. Le résultat de cette première étape est illustré dans la Figure 4.3.

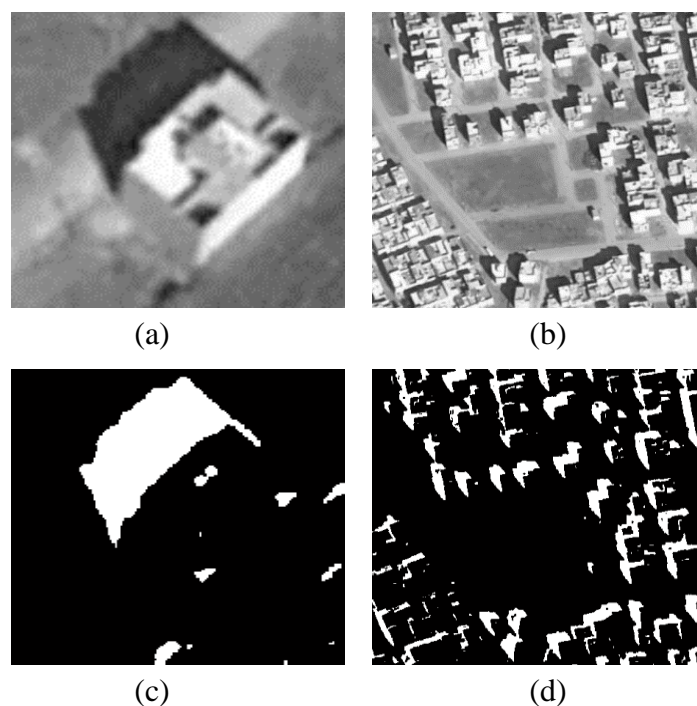


Figure 4-3: (a,b) Images originales. (c,d) Résultats de masque d'ombre détecté (blanc) et autres objets (noir).

4.2.3 Détection des bâtiments

Comme nous l'avons souligné dans la section précédente, la première étape est consacrée à la détection des ombres, l'image est convertie en espace TSL [74], et la détection des ombres est faite sur le canal de Luminance, tandis que dans cette seconde étape, pour localiser les bâtiments, l'image est convertie en niveaux de gris afin de travailler sur un seul canal.

Puisque les zones des ombres peuvent être détectées, la détection de bâtiment devient beaucoup plus accessible. En plus de leurs caractéristiques telles que la couleur et la texture, les bâtiments ont généralement des formes prédéfinies, telles que des formes carrées, rectangulaires et polygonales, ces formes ont des angles qui engendrent automatiquement des coins ou des points d'intérêt. Pour détecter ces coins, nous utilisons le détecteur de coin CSS proposé par [80], afin de localiser des bâtiments dans des images.

4.2.3.1 Les points d'intérêt

Les points d'intérêt sont des régions de l'image riches en information locale et stables sous des transformations affines et des variations d'illumination et de contraste. Ils sont plus stables que les régions ou les contours de l'image et peuvent être extraits d'une façon plus simple. Les points d'intérêts indiquent les régions capables ou susceptibles de déterminer un objet, et aussi des parties importantes de l'objet.

4.2.3.2 Algorithme de détection des coins

La détection des coins est une approche utilisée dans les systèmes de vision par ordinateur pour extraire des informations et déduire le contenu d'une image. Un grand nombre de méthodes de détection de coin ont été proposées dans la littérature. Pour guider le lecteur dans la recherche d'une approche adaptée à une application donnée, des méthodes représentatives ont été sélectionnées sur la base de la technique d'extraction sous-jacente (dérivée d'image, morphologie ou géométrie).

4.2.3.3 Le détecteur des coins de Harris et Stephens

Les méthodes les plus utilisées sont le détecteur des coins de Harris et Stephens [81]. Un coin est l'intersection de deux contours qui dispose d'un contenu informatif important. Sur l'image les coins correspondent aux pixels qui ont des changements d'intensité élevés dans toutes les directions sur un voisinage local. L'idée principale de détecteur de coin est de trouver les points à partir desquels un petit déplacement donne un changement d'intensité élevée. Pour cela, on calcul la matrice de

covariance du gradient dans une fenêtre de $(2n+1)$ autour d'un pixel. La Figure 4.4 montre les coins détectés sur une image satellitaire.

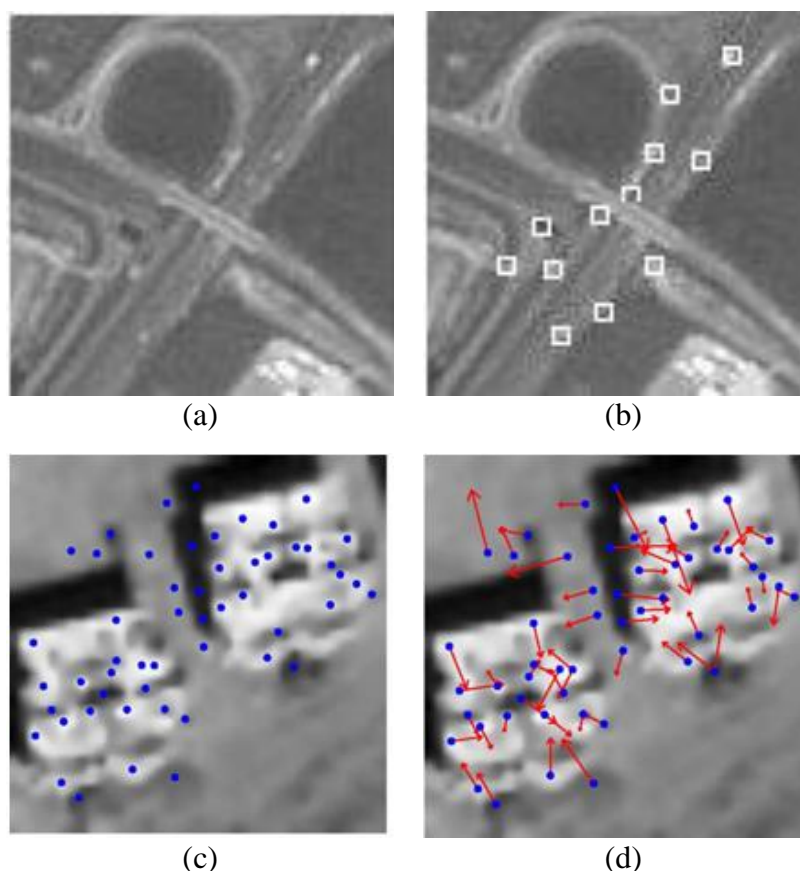


Figure 4-4: (a) Image satellite, (b) Coins détectés par le détecteur de Harris et Stephens, (c) Coins détectés par le détecteur de SIFT, (d) Coins détectés par le détecteur de SIFT avec l'orientation des coins.

Les méthodes les plus connues sont le détecteur Susan [82], Harris [81] et le détecteur CSS [83], ils sont les plus populaires des détecteurs de points d'intérêt utilisés. Après avoir mené une étude pratique sur ces trois détecteurs de coins, nous avons porté notre choix sur le dernier car il s'est révélé être plus précis en localisation, plus robuste au bruit et avec une forte répétabilité dans la détection de coins des bâtiments dans les images aériennes et satellitaires par rapport aux autres détecteurs.

4.2.3.4 Détecteur CSS

Dans cette section, nous rappelons brièvement le principe de détecteur CSS décrit par Mokhtarian et al.[83]. Les coins (corners) sont les points de l'image où le contour change brutalement la direction, comme l'exemple des quatre sommets d'un rectangle. La technique CSS utilise une représentation multi-échelle des contours préalablement extraits. Les coins étant définis comme le maxima de courbure des contours, ils construisent donc l'espace multi-échelle des courbures.

Une courbe plane est un ensemble Γ de couples $(x(s), y(s))$ où x et y sont des fonctions continues :

$$\vec{\Gamma}(s) = (x(s), y(s)) \quad (4.1)$$

Où s est un paramètre qui représente la longueur d'arc sur un contour. La courbure en chaque point du contour Γ est par définition, égale à la dérivée d'angle tangent au contour par rapport à la longueur d'arc :

$$k(s) = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{\emptyset}{h} \quad (4.2)$$

Où \emptyset est l'angle entre le vecteur $\vec{t}(s)$ et le vecteur $\vec{t}(s+h)$, et $\vec{t}(s)$ représente le vecteur tangent au point $\Gamma(s)$ du contour. Pour un contour paramétré par un paramètre s , par définition, la courbure est définie par :

$$k(s) = \frac{\dot{x}(s)\ddot{y}(s) - \ddot{x}(s)\dot{y}(s)}{(\dot{x}(s)^2 + \dot{y}(s)^2)^{1.5}} \quad (4.3)$$

Où $\dot{x}(s)$ et $\ddot{x}(s)$ représentent respectivement la dérivée première et seconde de x au point s . De même $\dot{y}(s)$ et $\ddot{y}(s)$ représentent respectivement la première et la seconde dérivée de y au point s . Pour $\Gamma_\sigma(s)$ une version évoluée de la courbe $\Gamma(s)$ où :

$$\Gamma_\sigma(s) = (X(s, \sigma), Y(s, \sigma)) \quad (4.4)$$

Avec : $X(s, \sigma) = x(s) * g(s, \sigma)$ et $Y(s, \sigma) = y(s) * g(s, \sigma)$

Où $*$ représente l'opérateur convolution et $g(s, \sigma)$ est un noyau Gaussien mono-dimensionnel de la déviation standard σ définir par :

$$g(s, \sigma) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{s^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4.5)$$

D'après la propriété de la convolution, la dérivée de toutes les composantes peut être calculée facilement par : $X_s(s, \sigma) = x(s) * g_s(s, \sigma)$, $X_{ss}(s, \sigma) = x(s) * g_{ss}(s, \sigma)$.

Et nous avons les mêmes formules pour $Y_s(s, \sigma)$ et $Y_{ss}(s, \sigma)$. Où $g_s(s, \sigma)$ et $g_{ss}(s, \sigma)$ sont la première et la seconde dérivée de $g(s, \sigma)$, respectivement.

L'avantage des deux dernières formules réside sur le fait qu'on connaît la formule explicite de la fonction $g_s(s, \sigma)$ et $g_{ss}(s, \sigma)$ et par conséquent on peut calculer facilement la courbure de la version évoluée du contour Γ par :

$$k(s, \sigma) = \frac{X_s(s, \sigma)Y_{ss}(s, \sigma) - Y_s(s, \sigma)X_{ss}(s, \sigma)}{(X_s(s, \sigma) + Y_s(s, \sigma))^{3/2}} \quad (4.6)$$

La fonction implicite définie par l'équation :

$$k(s, \sigma) = 0 \quad (4.7)$$

Le procédé de détecteur de coins CSS pour les images est la suivante :

- Utiliser le détecteur Canny pour extraire les contours de l'image origine.
- Remplir les lacunes des contours et trouver les T-jonctions et les marquer comme T-coins (voir la Figure 4.5).
- Calculer la courbure sur une valeur de sigma maximale. Les coins étant définis comme les maxima de courbure des contours.
- Suivre les coins à l'échelle la plus basse pour améliorer la localisation.
- Comparer les T-coins aux coins trouvés et de supprimer les coins qui sont trop près.

Les résultats de détection de coins par l'algorithme CSS sont montrés dans la Figure 4.6.

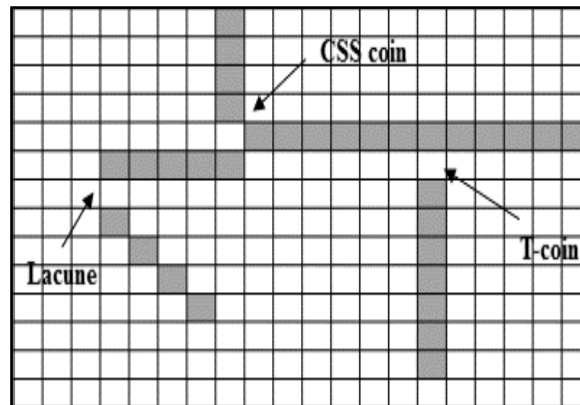


Figure 4-5: Exemple de lacune, T-coin et CSS coin.

4.3 Résultats et discussions

La méthode proposée a été testée sur deux types d'images différentes en termes de résolution, la résolution a une forte influence sur la représentation des bâtiments et des autres objets. Le premier type d'images utilisé est constitué d'images capturées à partir de *Google-Earth*, couvrant une zone de la région de la ville de Beni Mellal- Maroc, et le second est constitué d'images satellites Ikonos extraites de travaux des auteurs[45].

Ces différentes images étudiées ont été considérées comme un outil d'évaluation de la fiabilité de notre méthode. Des exemples des résultats obtenus de la localisation de ces images sont illustrés dans la Figure 4.5.

Cette section présente les résultats expérimentaux afin d'évaluer les performances de la méthode proposée. La détection de bâtiment est effectuée sur des images capturées à partir de Google

Earth et des images satellite Ikonos en niveaux de gris haute résolution [45]. La méthode de détection de bâtiment proposée est comparée avec d'autres méthodes basées sur la détection de points d'intérêt : points clés SIFT [45], régions de support à gradient de magnitude [84] et méthode SURF [85]. Les Figures 4.5 et 4.6 illustrent la détection des bâtiments.



Figure 4-6: (a,b) Images originales. (c,d) Résultats de détection des coins et localisation des bâtiments par CSS.

Cette approche a parvenu de bons résultats où les bâtiments ont été bien identifié. Par conséquent l'algorithme atteint un taux de détection de 100% pour quelques images pour les deux types utilisés. Le Tableau 4.2 résume les résultats obtenus.

D'après les résultats présentés dans les Figures 4.6 et 4.7 on peut constater que la méthode proposée présente des meilleures performances du coté interprétation visuelle et presque tous les points d'intérêt qui localisent des bâtiments sont détectés avec succès et de manière fiable sauf quelques fausses détections qu'on va les calculer dans l'étape suivante.

Les Figures 4.6 et 4.7 montrent les limites extraites d'un bâtiment avec l'image d'origine en tant qu'arrière-plan, la couleur rouge indique les point coins d'un bâtiment. On peut constater que dans l'ensemble, la plupart des points d'intérêt d'un bâtiment ont été identifiés correctement, avec une bonne qualité visuelle.

4.3.1 Performance de détection des bâtiments

L'évolution des performances du système proposé constitue une étape importante. Ici, la performance est évaluée par des mesures suggérées par Lin et Nevatia [39]. La précision d'une forme est déterminée en comptant le nombre correct des objets qui représentent des bâtiments et celles qui ne sont pas des bâtiments. Il existe de nombreuses façons de mesurer la qualité des résultats d'un système automatique. Nous utilisons les deux coefficients définis dans [86]: le Pourcentage de détection des bâtiments(en anglais : Building Detection Percentage (BDP) et le Branching Factor (BF). Le Tableau 4.1 résume les paramètres de performances utilisés.

Pourcentage de détection	$\frac{TP}{TP+TN} \times 100$
Branching Factor	$\frac{FP}{TP+FP} \times 100$

Tableau 4.1: Paramètres de performances pour la détection de bâtiments

Où TP (vrai positif) est le nombre de bâtiments détectés manuellement et automatiquement, TN (vrai négatif) est le nombre de bâtiments détectés manuellement uniquement et FP (faux positif) est le nombre de bâtiments détectés automatiquement uniquement.

Le BF donne un index sur le nombre de fausses alarmes dans la scène qui contient le bâtiment. Dans ce cas, la détection de bâtiment signifie la détection des points d'intérêt réels qui localisent les limites du bâtiment.

Le Tableau 4.2 résume les résultats obtenus en utilisant la méthode proposée sur les images des Figures 4.6 et 4.7 et sur d'autres images de tests. Notre objectif est d'augmenter le pourcentage de détection (DP) et de réduire le Branching Factor (BF). Le Tableau 4.2 montre que pour un nombre d'images égal à 7, le système proposé donne des résultats relativement cohérents pour la plupart des images. Le pourcentage de détection des bâtiments dans la totalité des images est supérieur à 84% et égale à 100% pour quelques images.

Le Tableau 4.3, résume les résultats de la méthode proposée en comparant avec d'autres techniques de détection basées sur les points d'intérêt, il montre bien que notre algorithme est une technique fiable et performante pour la détection des bâtiments sur les images testées. La comparaison de ces résultats obtenus révèle l'efficacité et la robustesse de notre approche avec sa simplicité et sa mise en œuvre rapide avec un pourcentage moyen de détection de 93,27%, et un pourcentage de 6,42% de fausses détections, ce qui la rend destinée d'intégrer dans un système de détection des objets urbains.

Image de test	Nombre de bâtiments	Pourcentage de Détection	Branching Factor
Image 1	34	88.23 %	11.70 %
Image 2	21	95.20 %	8.00 %
Image 3	23	100.00 %	4.16 %
Image 4	65	98.46 %	11.11 %
Image 5	19	100.00 %	5.26 %
Image 6	32	84.37 %	8.82 %
Image 7	30	86.66 %	7.14 %

Tableau 4.2: Résultats des méthodes de détection pour le jeu de données utilisée

Méthodes	Pourcentage de détection	Détection fausse
Descripteur de SIFT [49]	88.40 %	14.40 %
Méthode SURF [85]	91.00 %	18.00 %
Gradient-Magnitude [43]	88.17 %	14.33 %
La méthode proposée	93.27 %	6.42 %

Tableau 4.3: Comparaison des résultats obtenus avec celles de la littérature.

L'algorithme a raté la détection des bâtiments ou il a détecté des coins faux dans certaines images représentées sur la Figure 4.7 (e et f), car ces images présentent des lésions en état très avancé, où les coins des bâtiments sont complètement liés aux ombres ce qui engendre des faux coins.

D'après les résultats présentés, nous remarquons que la détection des bâtiments par la méthode proposée produit des résultats identiques à ceux obtenus par les experts. La comparaison de ces résultats montre bien l'efficacité et la robustesse de notre approche avec sa simplicité et sa rapidité, où le temps moyenne d'exécution pour une image de 590×530 pixels contenant 65 bâtiments, le temps de calcul total est d'environ 7.162s, s'exécutant dans un environnement logiciel (Matlab © R2012b) et sur un ordinateur Intel Core i3 à 2,4 GHz avec 4 Go de mémoire vive.

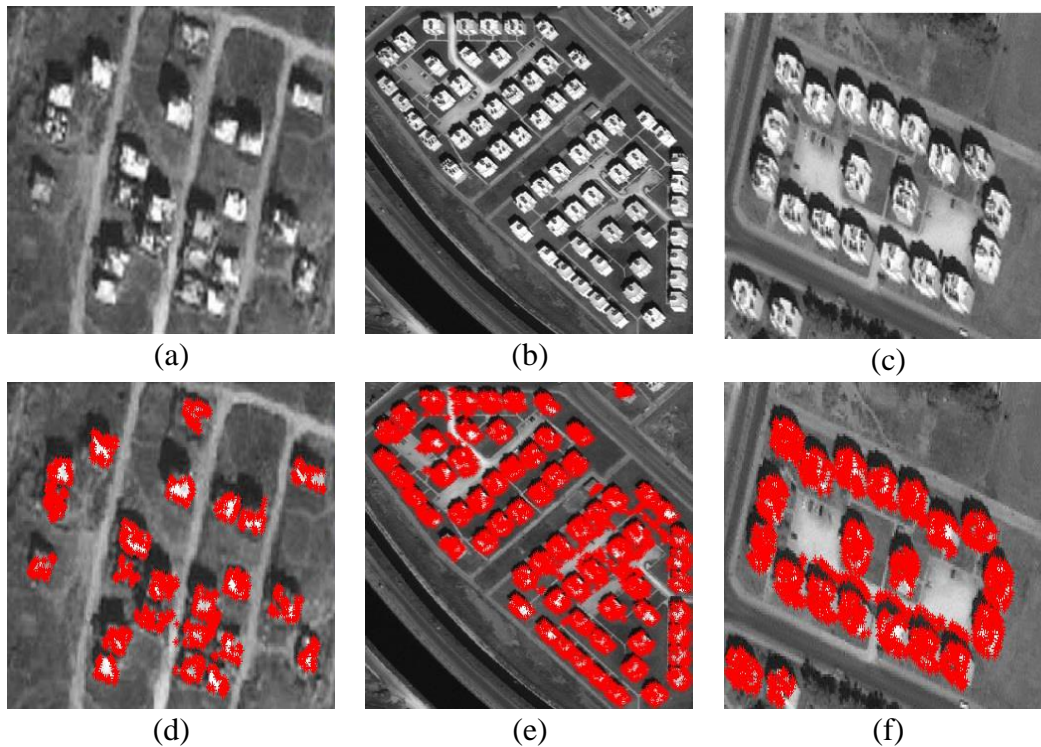


Figure 4-7: Résultats expérimentaux de la méthodologie proposée sur les images Ikonos. Les images de test (a, b et c) et leurs points d'intérêt sont détectés et tracés sur les images originales (d, e et f).

4.4 Conclusion

La détection des bâtiments est essentielle pour un système d'analyse d'images satellites. Dans le cadre de ce travail, nous avons présenté une méthode pour la détection de coins des bâtiments afin de les localiser. Cette méthode se divise en deux étapes.

La première étape est consacrée à l'extraction des zones des ombres de bâti en utilisant un seuillage adaptatif sur la composante de Luminance dans une représentation de couleur (TSL). Cette technique a été testée sur deux types des images, les images satellites de la zone de Béni-Mellal téléchargées à partir de *google-Earth* et des images de moyenne résolution de satellites Ikonos. L'algorithme atteint un taux de précision de 100% pour la détection des ombres pour les deux types des images. Ces résultats obtenus montrent que notre système est capable de détecter les zones des ombres avec précision par rapport aux autres travaux de recherche. En outre, la méthode proposée présente un avantage important d'être applicable pour illuminer les bruits des objets afin de détecter juste l'objets concerné.

La deuxième étape présente une approche de détection des coins des bâtiments afin de les localiser en élimant les zones des ombres, cette méthode a été évaluée aussi par les deux types des images définis précédemment. Ces images avaient des qualités variables et avec différentes

résolutions. Les paramètres de l'évaluation de la performance de la méthode utilisée montrent la précision en termes de taux de pourcentage de détection et le taux des fausses détections. Les résultats obtenus étaient très encourageants et admissibles. Une comparaison de ces résultats obtenus par rapport aux résultats des autres travaux de recherche montre l'efficacité et l'efficacité de la méthode proposée.

Chapitre 5 - Détection des changements sur les images satellitaires

Contenu du Chapitre

5.1	Introduction.....	58
5.1.1	Cadre et contexte.....	58
5.1.2	Motivation du travail	58
5.2	Méthodologie	60
5.2.1	Prétraitement.....	60
5.2.2	Calcul de l'image de différence.....	61
5.2.3	Réduction des dimensions en fouille de données	61
5.2.4	Classification C-moyenne floue pour la détection des changements.....	64
5.3	Résultats expérimentaux et discussion.....	65
5.2.5	Le jeu de données utilisé.....	65
5.2.6	Évaluation des performances.....	67
5.2.7	Test du paramètre du degré de flou m	71
5.4	Conclusion	71

5.1 Introduction

5.1.1 Cadre et contexte

La façon d'indiquer les différences dans l'état d'un objet ou d'un événement en l'analysant à différents moments est appelée détection des changements. La détection des changements concerne l'utilisation d'images multi-temporelles pour interpréter et analyser quantitativement les changements temporels causés. La détection des changements d'image par télédétection est le processus d'identification des changements de la couverture terrestre en utilisant des images capturées de la même zone géographique à différents moments. Elle présente une grande valeur pratique dans un grand nombre d'applications dans diverses disciplines, telles que la surveillance de la croissance des cultures, la détection de l'étalement urbain, l'évaluation des risques, la surveillance de la couverture nivale et couverture ou utilisation du sol, changement de la végétation, surveillance de l'eau et de l'hydrosystème [66]. Par conséquent, la détection des changements est devenue un sujet de recherche attrayant dans les communautés de télédétection ces dernières années.

5.1.2 Motivation du travail

La quantification et la surveillance des hydrosystèmes[66], [67], [87] sont parmi les domaines les plus appliqués en télédétection. En raison de son importance, la ressource en eau et sa gestion sont

d'ores et déjà un enjeu sociétal essentiel, à la fois sur le plan économique, et la situation est probablement amenée à évoluer vers une criticité supérieure en raison de la pression environnementale liée au changement global (CNES Cospar, 2014). Selon l'Organisation des Nations Unies, depuis 1990, plus de 2 milliards de personnes ont bénéficié de l'amélioration des sources d'eau potable, mais des millions de personnes sur terre n'ont toujours pas accès à des sources d'eau potable[88]. Vis à vis de cet enjeu majeur, les techniques spatiales ont un rôle déterminant à jouer. Ainsi les satellites Landsat TM, ETM, OLI ou des images à plus haute résolution spatiale comme SPOT NAOMI ou Sentinel 2 MSI, véritable moissonneuse batteuse de l'espace, permettront de disposer tous les 16 (voire 12, 6 ...) jours d'une image de même scène sur quasiment toutes les surfaces continentales et donc d'accéder à une information sur du long terme (i.e. série temporelle) [89].

La contribution des images de télédétection à l'évaluation de l'évolution des surfaces d'eau sous forme de terres humides, de rivières, d'aquifères et de lacs. Il existe de nombreux satellites actuellement en orbite autour de l'espace et acquissent des images avec des résolutions différentes (haute, moyenne ou basse), comme le montre la Figure 5.1. La résolution spatiale spécifie la taille en pixels des images satellitaires couvrant la surface de la terre, le pixel est représenté par un carré :

- Basse résolution spatiale : supérieure à 30 mètres par pixel, Figure 5.1 (a).
- Résolution spatiale moyenne : 4 à 30 mètres par pixel, Figure 5.1 (b).
- Haute résolution spatiale : moins de 4 mètres par pixel, Figure 5.1 (c).

Les images satellitaires fournissent une source fiable de données pour la caractérisation de l'utilisation des terres et changements de couverture au fil du temps.

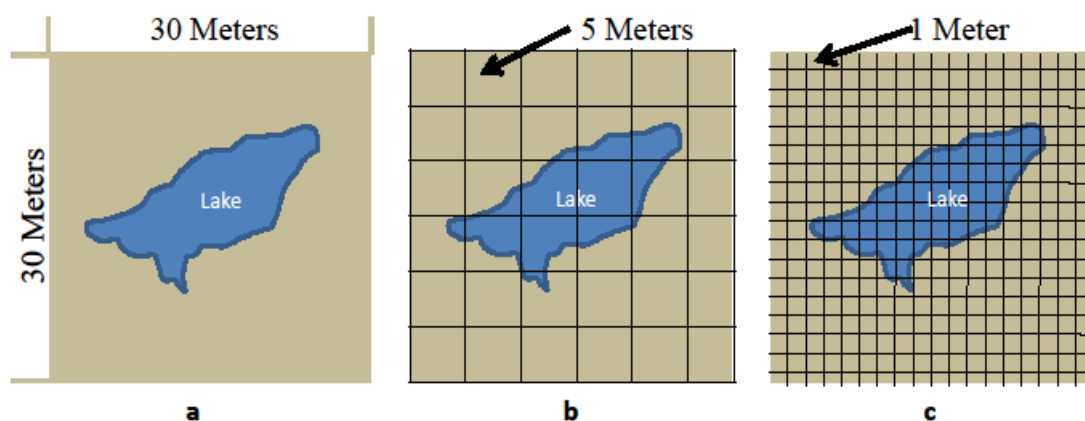


Figure 5-1: Différentes résolutions des images satellites

Ce chapitre porte sur la caractérisation de l'évolution spatiale et temporelle des surfaces en eau à partir de données Landsat optique. C'est un enjeu important qui nécessite une approche particulière, la simple différence temporelle étant insuffisante. Il s'agira donc de mettre en œuvre des techniques de détection des changements à l'arrivée d'une nouvelle image. Ce changement peut être détecté par rapport à l'image précédente, ou relativement à l'ensemble des images de la série temporelle. Il a pour but de décrire une approche technique et algorithmique à la détection des changements appliquée au contexte de l'imagerie satellite. Dans ce chapitre, nous allons présenter une nouvelle contribution de détection des changements non supervisé dans les images satellites basée sur la réduction de dimensionnalité hiérarchique (HDR) et une méthode de classification c-moyenne floue (EFC).

Le reste de ce chapitre est organisé comme suit. Dans la section suivante, la méthodologie utilisée est fournie en détails. Les données utilisées, les résultats expérimentaux et la discussion sont décrits à la section 5.3. La conclusion et les perspectives sont présentées à la section 5.4.

5.2 Méthodologie

Considérons deux images $I_1 = \{I_1(i, j), 1 < i < M, 1 < j < N\}$ et $I_2 = \{I_2(i, j), 1 < i < M, 1 < j < N\}$ de taille $M \times N$, d'une scène prise à des instants différents t_1 et t_2 , respectivement. La méthodologie suivie comprend trois étapes principales. Dans la première étape, le rapport Log est appliqué sur les deux images I_1 et I_2 multi-temporelles pour générer une image de différence D_i . Dans la deuxième étape, l'image générée est réduite, les caractéristiques et les vecteurs propres sont extraites par l'application de la réduction hiérarchique de la dimensionnalité [90]. Dans la dernière étape, une nouvelle méthode de classification à k-moyennes inspiré du champ de coulomb [91] est utilisée pour séparer les pixels changés et les pixels non changés.

5.2.1 Prétraitement

Nous cherchons à détecter les changements dans les images satellitaires en général, et en particulier nous nous concentrons sur la zone hydrosystème de Bine El-Ouidane comme zone d'étude. La détection est générée à partir de deux images satellitaires prises en deux dates différentes. Ces deux images sont tout d'abord corrigées. Il s'agit donc de corriger les comptes numériques d'une image I_2 prise à la date t_2 pour les rendre comparables à ceux de l'image I_1 prise à la date t_1 . La correction idéale consisterait à utiliser les paramètres atmosphériques. L'étape de prétraitement a été accomplie en utilisant le logiciel de traitement d'image ENVI (ENVIPS) développé par Harris Corporation (ENVIIPS 1890) pour réduire les effets atmosphériques dus à l'interaction du rayonnement atmosphérique. L'étalonnage radiométrique consiste à normaliser l'intensité du signal en

éliminant la contribution atmosphérique. La bande spectrale utilisée dans cette analyse est celle de l'infrarouge (TM4) car c'est la bande dans laquelle le contraste entre le sol et la zone hydrosystème est le plus important.

5.2.2 Calcul de l'image de différence

Afin de profiter de toutes les caractéristiques de la couverture terrestre, nous avons généré une image de différence D_i sur la base du calcul de log-ratio proposé par Bazi et al.[92]. Ce log-ratio est calculé à partir des deux images I_1 et I_2 initiales acquises à deux instants différents t_1 et t_2 respectivement, comme indiqué dans l'équation (5.1).

$$D_i = \left| \log \left(\frac{I_2}{I_1} \right) \right| \quad (5.1)$$

L'application de l'opérateur *log* sur une image améliore les composants basse fréquence et supprime les caractéristiques haute fréquence. En outre, il permet de mieux équilibrer les valeurs inférieure et supérieure.

5.2.3 Réduction des dimensions en fouille de données

La réduction de la dimensionnalité est une technique extrêmement importante pour le prétraitement des données dans les tâches de classification de données à grande échelle. Son objectif se manifeste par l'amélioration à la fois de l'efficacité et de l'efficacéité des classificateurs.

5.2.3.1 Notations et le problème de la réduction de la dimension

Mathématiquement, dans le problème de réduction de dimensionnalité, le corpus d'échantillons est représenté par la matrice X avec $L \times C$, où (C) est le nombre d'objets et (L) le numéro de caractéristique. Le problème de la réduction de la dimensionnalité peut être identifié comme une fonction : $f : R_L \rightarrow R_k$, où k est la dimension des données après réduction de la dimensionnalité (K est inférieur à L), de sorte qu'un objet $x_i \in R_L$ est transformé en $y_i = f(x_i) \in R_k$.

5.2.3.2 Extraction de caractéristiques

En télédétection, les images satellites peuvent contenir plusieurs centaines de pixels. Le volume de données est très important et le nombre de variables à prendre en compte est important. Sur la base d'une mesure, les données volumineuses peuvent être regroupées et transformées en une représentation de dimensionnalité réduite significative qui correspond à la dimensionnalité intrinsèque des données.

En raison de l'exigence de la réduction de la dimensionnalité dans de nombreuses applications telles que la reconnaissance de formes, les problèmes de classification et la segmentation d'images, etc. Il existe actuellement plusieurs méthodes de mesure de la dimensionnalité. Les techniques les plus utilisées de réduction de dimensionnalité ont été réalisées à l'aide de combinaisons linéaires d'éléments tels que l'analyse factorielle [93], l'analyse en composantes principales (ACP) [94]–[96] et classical scaling (CS). L'objectif principal est de trouver une représentation de dimension inférieure qui rend compte de la variance des caractéristiques et de réduire la quantité de données tout en conservant des informations utiles afin de réduire le temps de calcul et d'améliorer la précision de la classification.

5.2.3.2.1 Reformulation de matrice de données

La réduction de données pour une dimension (ligne ou colonne) consiste à appliquer une transformation t sur l'espace de l'image pour la dimension L pour obtenir un autre espace de représentation à K dimensions avec $K \ll L$. Donc étant donné un ensemble de données en L dimensions, convertissez-les en données en K dimensions avec une perte minimale d'informations.

Les blocs non chevauchants de l'image de différence sont utilisés pour extraire les vecteurs propres en appliquant la méthode HDR [8]. Ensuite, un vecteur de caractéristiques pour chaque bloc de pixel de l'image de différence est extrait en projetant ses données de voisinage sur un espace vectoriel.

Supposons que l'image de différence $D_i = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ soit donnée avec M lignes et N colonnes, afin de réduire les dimensions et de conserver que les données principales, nous allons transformer la matrice entière D_i en une autre dont le nombre de lignes est inférieur. Une fenêtre glissante (un Bloc de $L \times L$, L est donné par l'utilisateur) traverse l'image de différence D_i et chaque bloc est converti en un vecteur de lignes L^2 et d'une seule colonne. Ensuite, les vecteurs de colonne de tous les pixels sont combinés pour former une nouvelle matrice de données. Supposons que $L = 3$, un bloc de (3×3) traverse l'image de différence D_i . 9 pixels de chaque bloc sont convertis en un vecteur de 9 lignes et 1 colonne. Ensuite, les vecteurs sont combinés pour former une matrice de données T de dimensions $L^2 \times (MN / L^2)$ (Lignes x colonnes). Le processus de génération de la matrice de données T est illustré à la Figure 5.2.

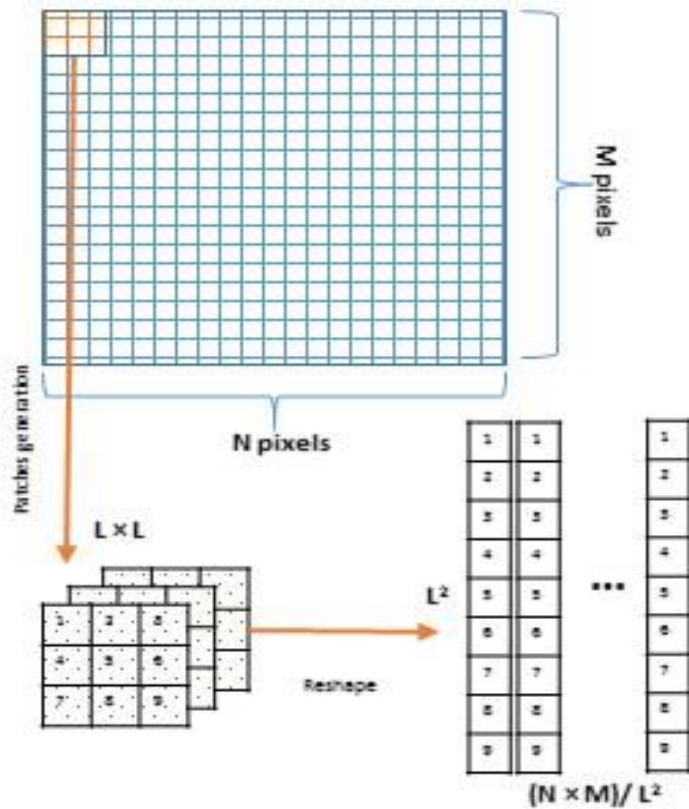


Figure 5-2: matrice remodelée pour la réduction des données

5.2.3.2.2 Algorithme hiérarchique de réduction de dimension

Si le problème est considéré comme l'élimination ou le regroupant des entités fortement corrélées, alors il est logique que les techniques de regroupement soient applicables à ce problème.

En termes de matrice de données, dont les n lignes sont les échantillons de dimension D , un regroupement ordinaire peut être considéré comme un regroupement des lignes et un nombre réduit de centres de groupes étant utilisés pour représenter les données, tandis que la réduction de dimensionnalité peut être considérée comme un regroupement des colonnes, les caractéristiques combinées étant utilisées pour représenter les données.

Afin de réduire la dimensionnalité en utilisant la méthode de réduction de dimension hiérarchique proposée, une simple modification consiste à calculer la matrice de corrélation R_{ij} au lieu de calculer la matrice de distance lors de la recherche de groupes.

La matrice de corrélation R_{ij} est obtenu en fusionnant chaque deux entités fortement corrélées en une entité de manière itérative en utilisant la formule donnée ci-dessous :

$$R_{ij} = \frac{\sigma_{ij}}{\sqrt{\sigma_{ii}\sigma_{jj}}} \quad (5.2)$$

σ_{ij} est la matrice reformulée de l'étape précédente, et R_{ij} est associé à des coefficients de corrélation entre des ensembles de caractéristiques σ_{ij} , le processus est répété afin de conduire à l'algorithme hiérarchique suivant (HRD):

Algorithme : Réduction de dimensionnalité hiérarchique (HRD)

début

initialisation: $K < L$, $V_i \leftarrow \{T_i\}$, $i = 1, \dots, L$;
 $k \leftarrow L + 1$;
faire $k \leftarrow k - 1$;
 Calcul de R_{ij} par l'équation 5.2;
 Trouver les clusters distincts les plus corrélés par le calcul du
 (critère : min ou max de R_{ij}) ;
 $V_i \leftarrow V_i \cup V_j$ (étape de fusion des dimensions) ;
 Supprimer V_j (supprimer la dimension j) ;
tanque $k \neq K$;

fin.

5.2.4 Classification c-moyenne floue pour la détection des changements

À partir des données de dimension réduites obtenues à l'étape précédente. Nous allons effectuer une classification non supervisée des pixels divisés en deux groupes en fonction de leur degré d'appartenance à chaque classe. La proportion de chaque classe est estimée en fonction du mélange de chaque pixel.

La méthode utilisée est basée sur la classification c-moyenne électrique floue (EFCM) [91]. L'algorithme EFCM utilisé dans cette section a été préparé selon les règles de champ électrique proposées par Charles Coulomb [97], qui se base sur les phénomènes de répulsion et d'attraction ou la règle des signes, deux charges de même type se comportent de la même manière : elles se repoussent, qu'il s'agisse de deux charges négatives ou de deux charges positives (produit positif) et deux charges de types différents s'attirent (produit négatif). Mehdizadeh et al. [91] suggèrent que cet algorithme tente d'offrir le plus grand regroupement des données en grappes et de satisfaire la séparation maximale entre les grappes.

L'avantage significatif de l'algorithme EFCM est que les données sont représentées par des charges électriques négatives, les centres de grappes sont représentés par des charges électriques positives et les regroupements flous sont considérées comme des champs électriques dans un espace à n dimensions.

L'algorithme utilisé est plus proche de la méthode FCM, il repose sur la minimisation d'une fonction objectif (U) qui utilise le degré d'appartenance de pixel. La matrice d'appartenance (U)

contient la probabilité d'appartenir de chaque pixel (i) de l'image de différence à un groupe parmi les groupes (c). Il est mis à jour à l'aide d'un processus d'itération en calculant cette équation (5.3).

$$U(i, j)^{t+1} = \frac{\left[\frac{\sqrt{q_i q_j}}{D^2(q_i, q_j)} \right]^{m-1}}{\left[\sum_{j=1}^c \left(\frac{\sqrt{q_i q_j}}{D^2(q_i, q_j)} \right)^{m-1} \right]} \quad (5.3)$$

Où m est l'exposant de pondération et qu'il est estimé pour atteindre le bon résultat (voir la section 3.3), c est le nombre de classes, q_k est le centre du groupe k . et D est la matrice de distance des caractéristiques de réduction V_i .

Le processus d'itération est arrêté lorsqu'il atteint le nombre maximal d'itérations prédéfini ou que la convergence est atteinte à l'aide de l'équation (5.4) :

$$\max(\sqrt{U^{t+1} - U^t}) < \varepsilon \quad (5.4)$$

Le groupe de chaque pixel i est représenté par la valeur centrale la plus élevée dans la matrice d'appartenance U , toutes les valeurs sont enregistrées dans un vecteur, les valeurs les plus élevées sont traitées comme des pixels changés et les autres sont considérées comme les pixels non changés, puis une carte de détection des changements binaire a été régénérée. En respectant la taille $H \times W$ des images initiales.

5.3 Résultats expérimentaux et discussion

Dans cette section, nous présentons l'évaluation de la méthode introduite à l'étape précédente en utilisant des images satellites. D'une part, nous montrons la zone d'étude sur laquelle nous avons travaillé et nous rappelons les données utilisées. En outre, nous présentons et justifions les indicateurs de qualité et les critères utilisés pour évaluer les performances de notre système de détection des changements en fonction du taux des changements détecté entre les années. D'autre part, nous présentons et discutons les résultats obtenus dans notre travail.

5.2.5 Le jeu de données utilisé

L'étude a été réalisée sur trois jeux de données faisant référence à différents changements :

La première base de données utilisée est représentée par le lac Bine El-Ouidane (également appelé barrage de Bine El-Ouidane), comme indiqué à la Figure 5.3. Il a été choisi pour valider les critères visuels et qualitatifs de la méthode proposée et pour connaître l'influence du changement

climatique sur les systèmes hydroélectriques. Les images sont entre 2001 et 2016 et sont téléchargé depuis le site Web US Geological Survey (USGS). La zone d'étude géographique se trouve dans un numéro de passage des chemins 201 et 38, couvrant une superficie totale approximative de 210,643 Km², délimitée entre 32 ° 3'12,92 "N de latitude et 32 ° 10'17,54" de latitude nord et 6 ° 19'47,01 de longitude " W à 6 ° 30'6,69 "W.

Le deuxième jeu de données utilisé est constitué de deux images d'Ottawa acquises en mai et en août 1997 respectivement, comme le montre la Figure 5.4a et 5.4b.

Le troisième est constitué de deux images du jeu de données de Berne acquises en avril 1999 et mai 1999, Figure 5.4d et 5.4e.

Les deux derniers types de données ont été choisis pour calculer les critères quantitatifs de la méthode utilisée par rapport à d'autres méthodes. Les images et leur vérité de terrain sont montrées à la Figure 5.4.

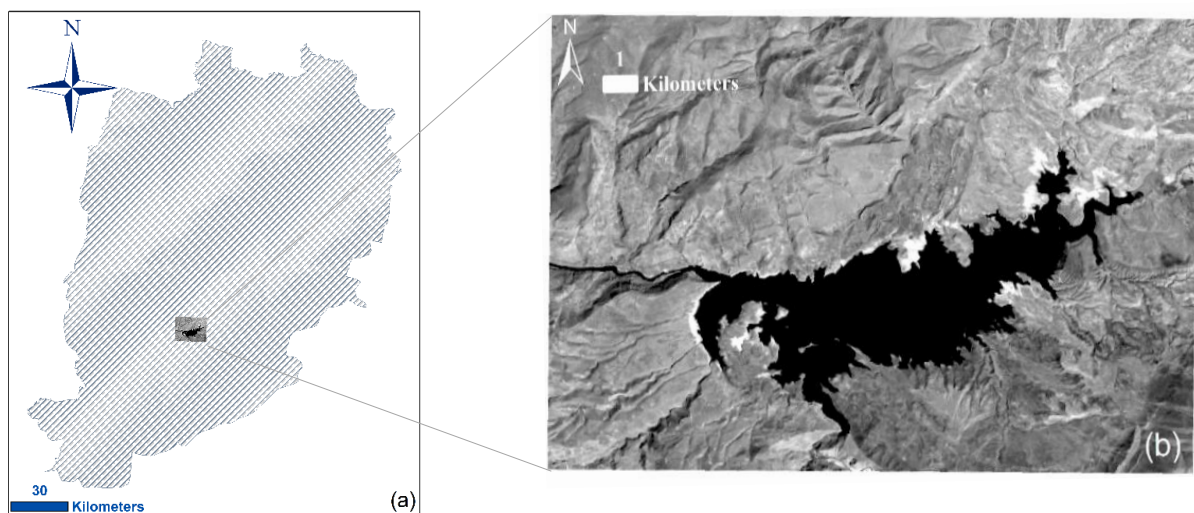


Figure 5-3: Emplacement de la première zone d'étude : (a) région de Beni Mellal - Khenifra et (b) Bine El-Ouidane - image acquise en 2014.

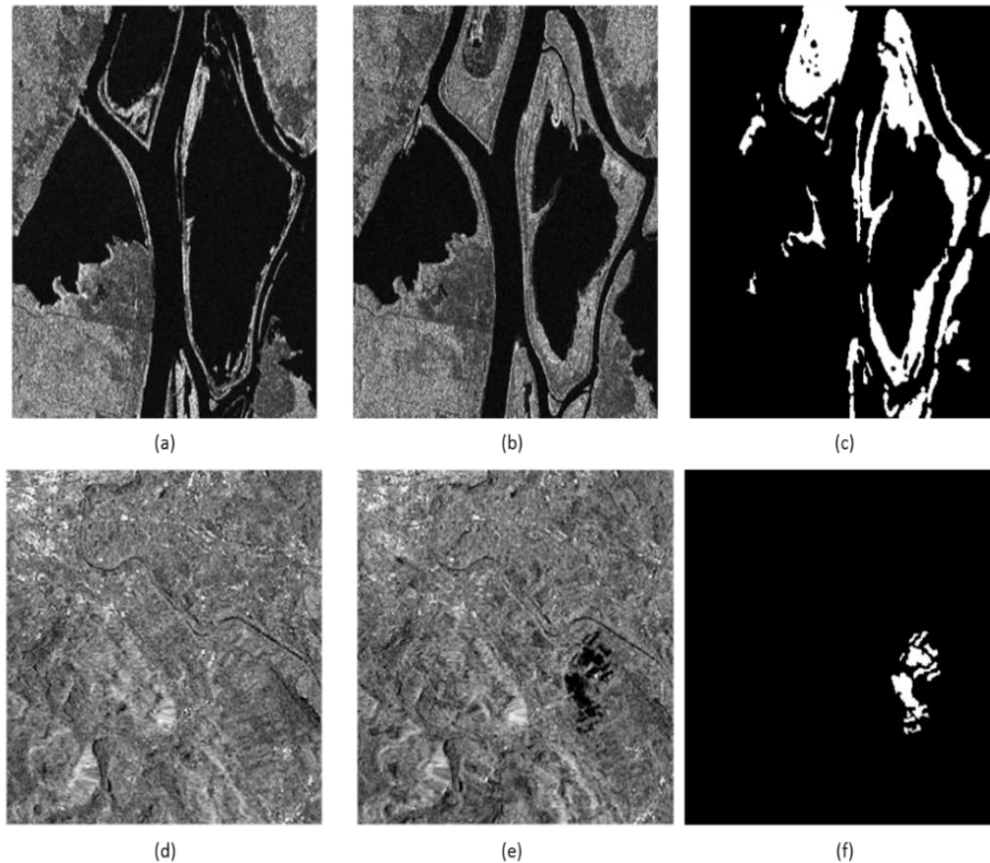


Figure 5-4: (a) Image acquise en juillet 1997 ; (b) Image acquise en août 1997 ; (c) vérité de terrain de (a, b) ; (d) ; (e) vérité de terrain de (d, e).

5.2.6 Évaluation des performances

Après avoir déterminé la manière dont les données ont été collectées et l'obtention de la carte de détection des changements binaire en utilisant la méthode proposée, des mesures qualitatives et quantitatives sont déterminées pour évaluer ses performances.

Sur la base de l'analyse visuelle de la Figure 5.5, on peut constater que la méthode proposée présente les meilleures performances de détection. Dans l'ensemble, comme le montre la partie supérieure de la Figure qui illustre les images originales à différentes dates, la seule observation qu'on peut déduire par l'œil nu est : la superficie du lac en 2001 est visiblement inférieure à celle de 2009, 2013, 2014 et 2016. La cause du déclin du lac au cours de cette période peut être due à la sécheresse ou à d'autres changements météorologiques.

Exceptionnelle, la superficie du lac entre les paires des années 2001-2009, 2009-2013, 2013-2014 et 2014-2016 a subi des modifications qui se distinguent clairement dans les images binaires présentées dans la partie inférieure de la Figure 5.5.

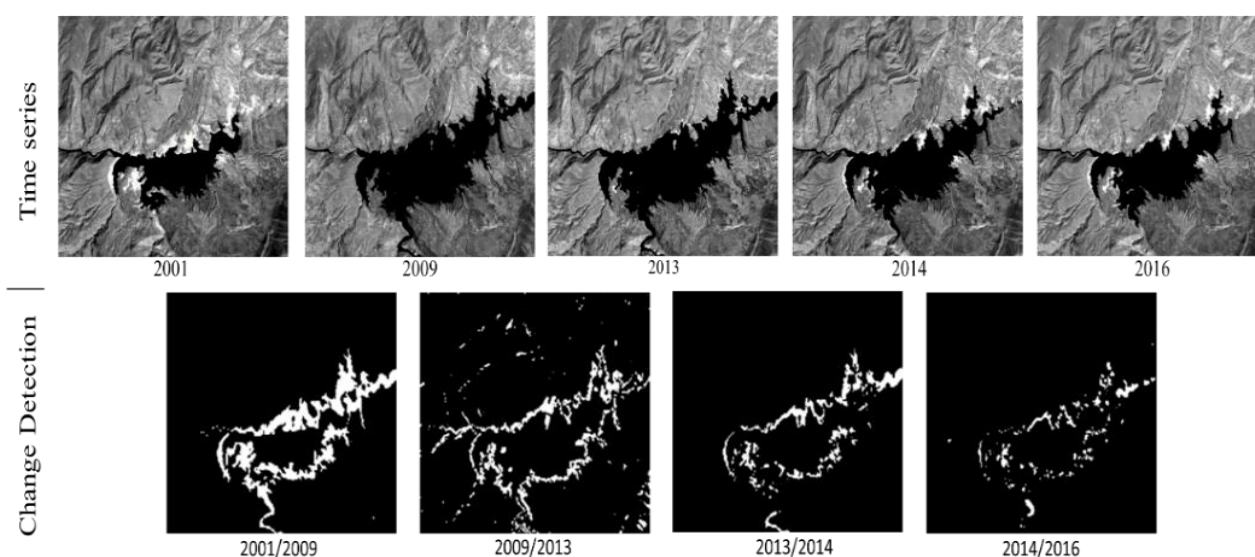


Figure 5-5: Lac Bine El-Ouidane en 2001, 2009-2013, 2014 et 2016 (en haut), Détection des changements binaire (en bas).

Une étape importante consiste à calculer les mesures quantitatives (équation 5.5). Cette analyse utilise trois indices, la détection de fausse alarme (FA), la détection d’alarme manquée (MA) et le taux d’erreur global (OE).

$$OE = \frac{FA + MA}{u_p + c_p} \times 100 \quad (5.5)$$

Où u_p est le nombre de pixels non changés parmi le total des pixels et c_p est le nombre de pixels qui ont subi un changement parmi le total des pixels.

Cinq méthodes qui ont été choisi parmi l’état de l’art pour la comparaison avec la méthode proposée. Le PCA-KM [65], MRFFCM, RFLICM [61], [98], GABORTLC [64] et RSFCM [62]. Les résultats de mesure des quantités globales sont résumés dans les Tableau x 5.1 et 5.2 et représentés dans Figures 5.6 et 5.7.

Méthodes	Fausses détections	Pixels manquants	Overall Error Rate	Overall Error Rate (%)
PCA-KM	955	1515	2470	2.4300
MRFFCM	1636	712	2348	2.3100
RFLICM	560	1771	2331	2.2966
GABORTLC	253	2531	2784	2.7429
RSFCM	800	1456	2256	2.2227
Méthode proposée	753	790	1543	1.5202

Tableau 5.1: Comparaison des résultats de performance de détection des changements sur l’ensemble de données d’Ottawa (fausses alarmes, alarmes manquées et taux d’erreur globaux).

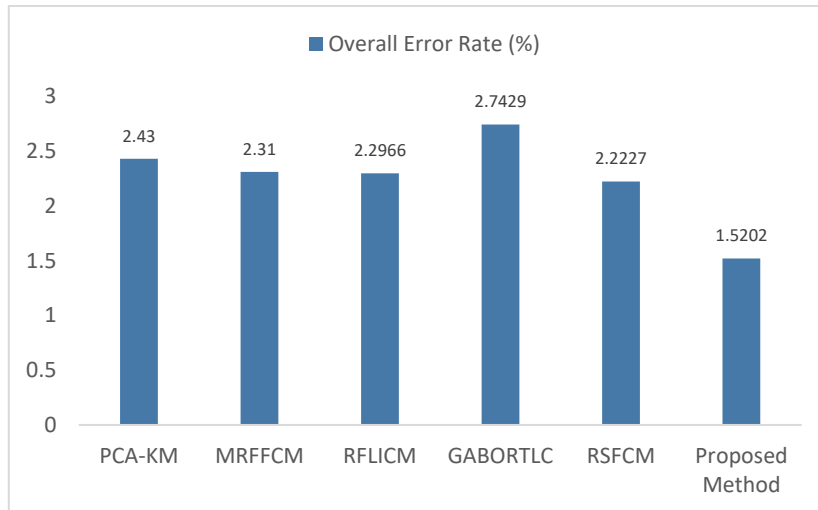


Figure 5-6: Résultats obtenus pour l'image Ottawa.

A travers l'analyse des résultats quantitatifs du taux d'OE sur la base de données illustrée par les images d'Ottawa (290× 350 pixels) du Tableau 5.1 et de la Figure 5.6 on peut constater que les résultats de performance que nous avons obtenue sont meilleurs par rapport aux nombreux algorithmes non supervisés existantes.

En appliquant la méthode proposée sur les images Ottawa, on a obtenu la valeur d'erreur globale égale à 1,52%, ce qui est légèrement meilleur. Par contre, elle égale à 2,43%, 2,31%, 2,29%, 2,74% et 2,22% pour les méthodes : PCA-KM, MRFFCM, RFLICM, GABORTLC et RSFCM, respectivement.

Ce qui ressort encours du Tableau 5.1, est la diminution du nombre d'alarmes manquées et la plus petite génération de fausses alarmes selon la méthode proposée, avec 790 pixels (0,7783%) pour les alarmes manquantes et 753 pixels (0,719%) pour les fausses alarmes, comparées aux méthodes PCA-KM, MRFFCM et RSFCM qui génèrent de nombreuses fausses alarmes de 955 pixels, 1636 pixels et 800 pixels, respectivement.

En comparant notre méthode avec RFLICM et GABORTLC, on déduit que ces deux méthodes génèrent moins de fausse alarmes 560 et 253, respectivement. Ces deux méthodes permettent de réduire le bruit de chatoiement, mais en termes de pixels manquants, leur pourcentage est plus élevé, ce qui augmente leurs erreurs globales.

Une comparaison des performances obtenues par rapport à d'autres méthodes de la base de données Bern sont présentées sur le Tableau 5.2, et la Figure 5.7, les principales conclusions qu'on peut tirer sont les suivants :

La méthode MRFFCM proposée par Gong et al. permet de diminuer le taux des pixels manquants avec un nombre de 47 pixels parmi les (301 x 301 pixels), mais, elle génère un nombre élevé des fausses alarmes avec un taux d'erreur global est égal à 0,45%. Par contre, les méthodes RSFCM, RFLICM et GABORTLC sont préférables pour réduire le nombre de fausses détections avec 83 pixels, 105 pixels et 136 pixels, respectivement, parmi le total des pixels, mais les pixels manquants subis des changements sont plus élevés, ce qui génère aussi une grande valeur pour le paramètre OE.

L'erreur globale produit par chaque méthode PCA-KM, MRFFCM, RFLICM, GABORTLC est égale à 0,40%, 0,45%, 0,3830% et 0,34%, respectivement. Le taux d'erreur global calculé par la RSFCM est plus proche de la méthode proposée avec une petite différence négligeable, égale à 0,0055%. En outre, il ressort de ce résultat que l'analyse quantitative confirme la pertinence de la méthode proposée pour la détection du changement.

Méthodes	Fausses détections	Pixels manquants	Overall Error Rate	Overall Error Rate (%)
PCA-KM	247	119	366	0.4040
MRFFCM	364	47	411	0.4536
RFLICM	105	242	347	0.3830
GABORTLC	136	173	309	0.3411
RSFCM	83	213	296	0.3267
Méthode proposée	150	151	301	0.3322

Tableau 5.2: Comparaison des résultats de performance de détection des changements sur les images de Berne (fausses alarmes, alarmes manquées et taux d'erreur globaux)

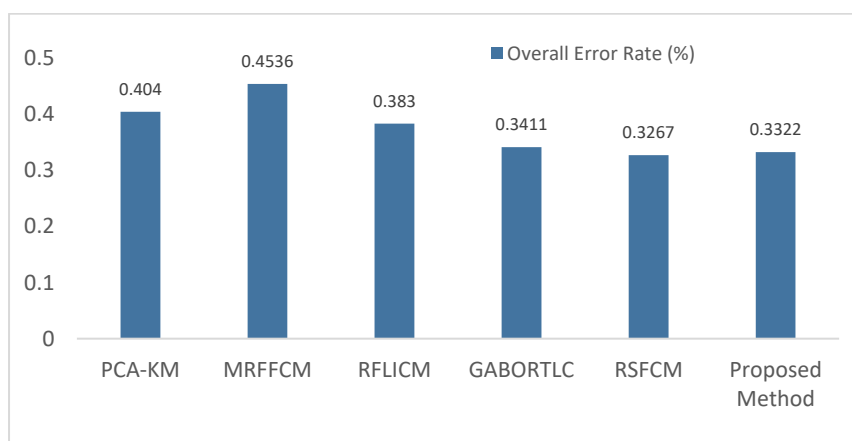


Figure 5-7: Résultats obtenus pour l'image Bern

En général, dans cette étude, les résultats visuels sur les images de Bine El-Ouidane et les résultats quantitatifs sur les images Ottawa et Berne déterminent l'efficacité de la méthode proposée. Nous pouvons dire que la méthode proposée a donné des résultats acceptables pour l'ensembles des images testées. Le meilleur OE obtenu est dû à sa performance contre le bruit dans les images en

utilisant le filtrage adaptatif pour la suppression du bruit en utilisant la méthode de Wiener adaptative au niveau des pixels [99].

5.2.7 Test du paramètre du degré de flou m

Comme indiqué précédemment dans la deuxième section, les changements entre les deux scènes sont extraits à l'aide de la méthode de classification EFCM. Le bon degré de flou a été atteint en choisissant une bonne valeur d'exposant de pondération m (équation (5.3)). La valeur par défaut du paramètre m est égale à 1,25, mais, en raison de la complexité des images utilisées et pour faire face à une bonne classification, une bonne valeur de m est nécessaire.

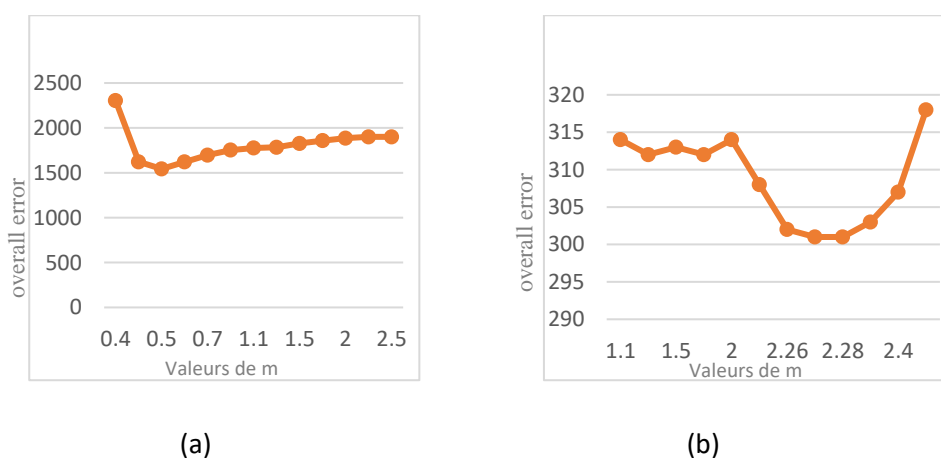


Figure 5-8: Variation de l'erreur globale en fonction de l'exposant de pondération m : (a) Ottawa dataset, (b) Bern dataset

La Figure 5.8a présente la variation du paramètre m , qui représente l'exposant de pondération, en fonction de l'erreur globale pour la base de données Ottawa, la meilleure détection des changements est atteinte lorsque $m = 0,5$ avec une erreur de 1543 pixels parmi le nombre total de pixels.

Pour le jeu de données de Berne (Figure 5.8b), les meilleures détections des changements sont obtenues lorsque la valeur du paramètre m est dans l'intervalle (2,27, 2,28), le taux d'erreur globale est égal à 0,3322%, ce qui correspond à 301 pixels.

5.4 Conclusion

L'accès et la gestion durable de ressource en eau, dans un contexte des changements climatique, est devenu une question cruciale. Les satellites d'observation de la terre sont appelés à jouer un rôle important et transfrontalier pour la quantification et le suivi des hydrosystèmes continentaux. Il s'agit d'adapter voire développer, des méthodes pour ingérer le flux d'images acquises par les satellites Landsat TM, ETM et OLI. Dans ce chapitre nous avons apporté une nouvelle

contribution à la mise en place d'un cadre de détection des changements dans les images de détection spatiales à l'aide d'une nouvelle méthode non supervisée basée sur le HDR et le EFCM. Tout d'abord, nous avons réduit l'image de différence générée par l'utilisation du HDR afin de conserver que les caractéristiques essentielles, puis, nous avons segmenté les pixels modifiés et non modifiés à l'aide de la méthode EFCM. Enfin, nous avons évalué les performances de la méthode proposée qualitativement et quantitativement en la comparant à certaines méthodes de littérature. Sur la base des résultats, on peut conclure que les recherches sur la détection des changements dans les images satellites ont été très fructueuses. La méthode proposée peut être facilement utilisée dans la pratique pour la détection des changements dans les zones d'eau telles que les lacs et les barrages.

Conclusion générale et perspectives

La cartographie de l'occupation de sol, qui actuellement un enjeu très important, constitue un problème difficile encore peu abordé. Ce manuscrit apporte un ensemble d'outils pour la création d'un système automatique pour aborder ces paysages complexe, les trois objectifs principaux étaient à atteindre :

- Un algorithme pour la détection de la végétation dans des images satellites multispectrales, basée sur la représentation en couleur TSL.
- Un algorithme pour l'extraction des ombres et la détection des bâtiments en profitant des points d'intérêt.
- Un processus de détection des changements dans les images de télédétection spatiale. La réduction hiérarchique de la dimensionnalité (HDR) suivie par les méthodes du c-moyennes électrique flou (EFCM) a été utilisée pour atteindre cet objectif.

L'évaluation des méthodes proposées a été effectuée par une comparaison quantitative des résultats obtenus par rapport aux résultats des autres travaux de littérature. Un taux de précision de 93,02% a été obtenu pour la détection de la végétation, 93.27 % pour la localisation des bâtiments, et un taux d'erreur de 1,52% pour la détection des changements spatiotemporels. Ces résultats ont montré clairement que ces méthodes sont très robustes et précises.

Apport de cette thèse

La mise à jour de bases de données d'occupation du sol est un besoin fort, exprimé par les utilisateurs de ce type de données. Le besoin de mise à jour et de cohérence temporelle des données, nécessite la mise en place des méthodes les plus automatiques possible afin de traiter rapidement des zones étendues.

La nécessité de trouver de nouveaux outils permettant d'extraire les variables environnementales exprimant la structure du paysage et l'exploitation des images multispectrales de télédétection. Malgré les imperfections dans certaines images, les résultats obtenus sont fiables et très satisfaisants. La méthode a permis de détecter parfaitement les zone de la végétation, à l'exception de quelques très petites zones ayant un contraste trop faible.

Perspectives

En perspectives, l'introduction d'informations supplémentaires dans le système de détection de végétation et de bâtiments sont envisageable dans le but de créer la cartographie des grands types de la

végétation par télédétection dans la région de Beni Mellal. Une autre voie intéressante est l'analyse multi-dates d'images d'une même zone à des dates différentes pour suivre l'évolution de la végétation et pour la surveillance de la couverture terrestre.

L'amélioration de la méthode proposée pour qu'elle sera appliquée sur la détection des changements des autres objets environnementaux dans les images à haute résolution. D'autre part, il reste pour notre système de profiter des données des systèmes d'information géographique afin de générer automatiquement des représentations 3D pour les bâtiments. A cette fin, nous proposons d'exploiter la technique de caractérisation 2D que nous avons proposée dans le chapitre 4 pour faciliter la construction des modèles 3D correspondants.

Références

- [1] T. Lillesand, R. W. Kiefer, and J. Chipman, *Remote Sensing and Image Interpretation*. John Wiley & Sons, 2014.
- [2] K. Tempfli et al., “Principles of remote sensing : an introductory textbook.,” 2009, pp. 56–85.
- [3] A. N. H. Nasr, A. M. Darwish, and S. I. Shaheen, “Use of intensity-hue-saturation (IHS) transformations in change detection of multitemporal remotely sensed data,” in *Image and Signal Processing for Remote Sensing VII*, 2002, vol. 4541, pp. 318–328.
- [4] S. Xu and Z. Li, “Remote sensing image fusion using intensity-hue-saturation transform and steerable pyramid transform,” in *2017 Chinese Automation Congress (CAC)*, 2017, pp. 4959–4963.
- [5] A. Racoviteanu and M. W. Williams, “Decision Tree and Texture Analysis for Mapping Debris-Covered Glaciers in the Kangchenjunga Area, Eastern Himalaya,” *Remote Sens.*, vol. 4, no. 10, pp. 3078–3109, Oct. 2012.
- [6] A. Shalaby and R. Tateishi, “Remote sensing and GIS for mapping and monitoring land cover and land-use changes in the Northwestern coastal zone of Egypt,” *Appl. Geogr.*, vol. 27, no. 1, pp. 28–41, Jan. 2007.
- [7] P. J. Deer and P. Eklund, “A study of parameter values for a Mahalanobis Distance fuzzy classifier,” *Fuzzy Sets Syst.*, vol. 137, no. 2, pp. 191–213, Jul. 2003.
- [8] R. S. Dwivedi, S. Kandrika, and K. V. Ramana, “Comparison of classifiers of remote-sensing data for land-use/land-cover mapping,” *Curr. Sci.*, vol. 86, no. 2, pp. 328–335, 2004.
- [9] P. M. Atkinson and P. Lewis, “Geostatistical classification for remote sensing: an introduction,” *Comput. Geosci.*, vol. 26, no. 4, pp. 361–371, May 2000.
- [10] K. Perakis, K. Kyrimis, and A. Kungolos, “Monitoring land cover change detection with remote sensing methods in magnesia prefecture in Greece,” *Fresenius Environ. Bull.*, 2000.
- [11] X. Zhang, R. Sun, B. Zhang, and Q. Tong, “Land cover classification of the North China Plain using MODIS_EVI time series,” *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 63, no. 4, pp. 476–484, Jul. 2008.
- [12] Z. Hongwei and O. Basir, “An adaptive fuzzy evidential nearest neighbor formulation for classifying remote sensing images,” *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 43, no. 8, pp. 1874–1889, Aug. 2005.
- [13] J. Macqueen, “Some methods for classification and analysis of multivariate observations,” in *In 5-th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, 1967, pp. 281–297.

- [14] G. H. Ball, D. J. Hall, Stanford Research Institute, United States, Office of Naval Research, and Information Sciences Branch, *Isodata, a novel method of data analysis and pattern classification*. Menlo Park, Calif.: Stanford Research Institute, 1965.
- [15] P. Aplin and P. M. Atkinson, "Predicting Missing Field Boundaries to Increase Per-Field Classification Accuracy," *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, vol. 70, no. 1, pp. 141-149(9), Jan. 2004.
- [16] J. Keuchel, S. Naumann, M. Heiler, and A. Siegmund, "Automatic land cover analysis for Tenerife by supervised classification using remotely sensed data," *Remote Sens. Environ.*, vol. 86, no. 4, pp. 530–541, Aug. 2003.
- [17] J. R. Jensen, *Introductory Digital Image Processing*, 3 edition. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 2004.
- [18] J. A. Richards, *Remote Sensing Digital Image Analysis*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2013.
- [19] M.-C. Girard and C.-M. Girard, *Traitement des données de télédétection - 2ème édition - Environnement et ressources naturelles*, 2e édition. Dunod, 2010.
- [20] J. Oldeland, W. Dorigo, L. Lieckfeld, A. Lucieer, and N. Jürgens, "Combining vegetation indices, constrained ordination and fuzzy classification for mapping semi-natural vegetation units from hyperspectral imagery."
- [21] A. K. Bhandari, A. Kumar, and G. K. Singh, "Feature Extraction using Normalized Difference Vegetation Index (NDVI): A Case Study of Jabalpur City," *Procedia Technol.*, vol. 6, pp. 612–621, Jan. 2012.
- [22] A. K. Bhandari, A. Kumar, and G. K. Singh, "Improved feature extraction scheme for satellite images using NDVI and NDWI technique based on DWT and SVD," *Arab. J. Geosci.*, vol. 8, no. 9, pp. 6949–6966, Sep. 2015.
- [23] W. Li, J. Du, and B. Yi, "Study on classification for vegetation spectral feature extraction method based on decision tree algorithm," in *2011 International Conference on Image Analysis and Signal Processing*, 2011, pp. 665–669.
- [24] M. H. Almeer, "Vegetation extraction from free Google Earth Images of deserts using a robust BPNN approach in HSV space - Google Scholar." [Online]. Available: https://scholar.google.com/scholar?q=Vegetation+extraction+from+free+Google+Earth+Images+of+deserts+using+a+robust+BPNN+approach+in+HSV+space&btnG=&hl=en&as_sdt=0%2C5. [Accessed: 19-Jun-2017].

- [25] G. M. Gandhi, S. Parthiban, N. Thummalu, and A. Christy, "Ndv: Vegetation Change Detection Using Remote Sensing and Gis – A Case Study of Vellore District," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 57, pp. 1199–1210, Jan. 2015.
- [26] C. Bacour, F.-M. Bréon, and F. Maignan, "Normalization of the directional effects in NOAA–AVHRR reflectance measurements for an improved monitoring of vegetation cycles," *Remote Sens. Environ.*, vol. 102, no. 3, pp. 402–413, May 2006.
- [27] C. J. Tucker, "Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation," *Remote Sens. Environ.*, vol. 8, no. 2, pp. 127–150, May 1979.
- [28] J. Verbesselt, A. Zeileis, and M. Herold, "Near real-time disturbance detection using satellite image time series," *Remote Sens. Environ.*, vol. 123, pp. 98–108, Aug. 2012.
- [29] J. Verbesselt, R. Hyndman, A. Zeileis, and D. Culvenor, "Phenological change detection while accounting for abrupt and gradual trends in satellite image time series," *Remote Sens. Environ.*, vol. 114, no. 12, pp. 2970–2980, Dec. 2010.
- [30] B. DeVries, J. Verbesselt, L. Kooistra, and M. Herold, "Robust monitoring of small-scale forest disturbances in a tropical montane forest using Landsat time series," *Remote Sens. Environ.*, vol. 161, pp. 107–121, May 2015.
- [31] Y. Yang, J. Zhu, C. Zhao, S. Liu, and X. Tong, "The spatial continuity study of NDVI based on Kriging and BPNN algorithm," *Math. Comput. Model.*, vol. 54, no. 3, pp. 1138–1144, Aug. 2011.
- [32] D. M. El-Shikha, P. Waller, D. Hunsaker, T. Clarke, and E. Barnes, "Ground-based remote sensing for assessing water and nitrogen status of broccoli," *Agric. Water Manag.*, vol. 92, no. 3, pp. 183–193, Sep. 2007.
- [33] A. R. Huete, "A soil-adjusted vegetation index (SAVI)," *Remote Sens. Environ.*, vol. 25, no. 3, pp. 295–309, Aug. 1988.
- [34] Y. J. Kaufman and D. Tanre, "Atmospherically resistant vegetation index (ARVI) for EOS-MODIS," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 30, no. 2, pp. 261–270, Mar. 1992.
- [35] B. Pinty and M. M. Verstraete, "GEMI: a non-linear index to monitor global vegetation from satellites," *Vegetatio*, vol. 101, no. 1, pp. 15–20, Jul. 1992.
- [36] T. Kataoka, T. Kaneko, H. Okamoto, and S. Hata, "Crop growth estimation system using machine vision," in *Proceedings 2003 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM 2003)*, 2003, vol. 2, pp. b1079-b1083 vol.2.

- [37] D. M. Woebbecke, G. E. Meyer, K. Von Bargen, and D. A. Mortensen, "Color Indices for Weed Identification Under Various Soil, Residue, and Lighting Conditions," *Trans. ASAE*, vol. 38, no. 1, pp. 259–269, 1995.
- [38] A. R. Huete, H. Liu, G. R. de Lira, K. Batchily, and R. Escadafal, "A soil color index to adjust for soil and litter noise in vegetation index imagery of arid regions," in *Proceedings of IGARSS '94 - 1994 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 1994, vol. 2, pp. 1042–1043 vol.2.
- [39] C. Lin and R. Nevatia, "Building Detection and Description from a Single Intensity Image," *Comput. Vis. Image Underst.*, vol. 72, no. 2, pp. 101–121, Nov. 1998.
- [40] B. Sirmacek and C. Unsalan, "Building detection from aerial images using invariant color features and shadow information," in *2008 23rd International Symposium on Computer and Information Sciences*, 2008, pp. 1–5.
- [41] B. Sirmacek and C. Unsalan, "A Probabilistic Framework to Detect Buildings in Aerial and Satellite Images," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 49, no. 1, pp. 211–221, Jan. 2011.
- [42] C. Harris and M. Stephens, "A combined corner and edge detector," in *In Proc. of Fourth Alvey Vision Conference*, 1988, pp. 147–151.
- [43] C. Unsalan, "Gradient-Magnitude-Based Support Regions in Structural Land Use Classification," *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, vol. 3, no. 4, pp. 546–550, Oct. 2006.
- [44] B. Sirmacek and C. Unsalan, "Building detection using local Gabor features in very high resolution satellite images," in *2009 4th International Conference on Recent Advances in Space Technologies*, 2009, pp. 283–286.
- [45] E. Rosten, R. Porter, and T. Drummond, "Faster and Better: A Machine Learning Approach to Corner Detection," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 32, no. 1, pp. 105–119, Jan. 2010.
- [46] T. Kim and J.-P. Muller, "Development of a graph-based approach for building detection," *Image Vis. Comput.*, vol. 17, no. 1, pp. 3–14, Jan. 1999.
- [47] D. SHEEREN, S. LEFÈVRE, and J. WEBER, "La morphologie mathématique binaire pour l'extraction automatique des bâtiments dans les images THRS," *Rev. Int. Géomat.*, vol. 17, pp. 333–352, 2007.
- [48] M. Izadi and P. Saeedi, "Automatic Building Detection in Aerial Images Using a Hierarchical Feature Based Image Segmentation," in *2010 20th International Conference on Pattern Recognition*, 2010, pp. 472–475.

- [49] B. Sirmacek and C. Unsalan, "Urban-Area and Building Detection Using SIFT Keypoints and Graph Theory," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 47, no. 4, pp. 1156–1167, Apr. 2009.
- [50] S. Dahiya, P. K. Garg, and M. Jat, "Building Extraction from High Resolution Satellite Images Using Matlab Software," 2014.
- [51] S. Y. Cui, Q. Yan, Z. J. Liu, and M. Li, "Building Detection And Recognition From High Resolution Remotely Sensed Imagery," in *Proceedings of the XXIst ISPRS Congress, Beijing, China, 2008*.
- [52] D. Koc San and M. Turker, "Building extraction from high resolution satellite images using Hough transform," *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci. - ISPRS Arch.*, vol. 38, Jan. 2010.
- [53] Z. Zhu and C. E. Woodcock, "Continuous change detection and classification of land cover using all available Landsat data," *Remote Sens. Environ.*, vol. 144, no. Supplement C, pp. 152–171, Mar. 2014.
- [54] D. Lu, P. Mausel, M. Batistella, and E. Moran, "Land-cover binary change detection methods for use in the moist tropical region of the Amazon: a comparative study," *Int. J. Remote Sens.*, vol. 26, no. 1, pp. 101–114, Jan. 2005.
- [55] P. L. Rosin, "Thresholding for Change Detection," *Comput. Vis. Image Underst.*, vol. 86, no. 2, pp. 79–95, May 2002.
- [56] P. L. Rosin and E. Ioannidis, "Evaluation of global image thresholding for change detection," *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 24, no. 14, pp. 2345–2356, Oct. 2003.
- [57] P. C. Smits and A. Annoni, "Toward specification-driven change detection," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 38, no. 3, pp. 1484–1488, May 2000.
- [58] W. Gu, Z. Lv, and M. Hao, "Change detection method for remote sensing images based on an improved Markov random field," *Multimed. Tools Appl.*, vol. 76, no. 17, pp. 17719–17734, Sep. 2017.
- [59] S. Ye and D. Chen, "An Unsupervised Urban Change Detection Procedure by Using Luminance and Saturation for Multispectral Remotely Sensed Images," *Photogramm. Eng. Remote Sens.*, vol. 81, no. 8, pp. 637–645, Aug. 2015.
- [60] Z. Li, W. Shi, H. Zhang, and M. Hao, "Change Detection Based on Gabor Wavelet Features for Very High Resolution Remote Sensing Images," *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, vol. 14, no. 5, pp. 783–787, May 2017.

- [61] M. Gong, Z. Zhou, and J. Ma, "Change detection in synthetic aperture radar images based on image fusion and fuzzy clustering," *IEEE Trans. Image Process. Publ. IEEE Signal Process. Soc.*, vol. 21, no. 4, pp. 2141–2151, Apr. 2012.
- [62] P. Shao, W. Shi, P. He, M. Hao, and X. Zhang, "Novel Approach to Unsupervised Change Detection Based on a Robust Semi-Supervised FCM Clustering Algorithm," *Remote Sens.*, vol. 8, no. 3, p. 264, Mar. 2016.
- [63] M. Gong, L. Su, M. Jia, and W. Chen, "Fuzzy Clustering With a Modified MRF Energy Function for Change Detection in Synthetic Aperture Radar Images," *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, vol. 22, no. 1, pp. 98–109, Feb. 2014.
- [64] H. C. Li, T. Celik, N. Longbotham, and W. J. Emery, "Gabor Feature Based Unsupervised Change Detection of Multitemporal SAR Images Based on Two-Level Clustering," *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, vol. 12, no. 12, pp. 2458–2462, Dec. 2015.
- [65] T. Celik, "Unsupervised Change Detection in Satellite Images Using Principal Component Analysis and k-Means Clustering," *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, vol. 6, no. 4, pp. 772–776, Oct. 2009.
- [66] G. Sarp and M. Ozcelik, "Water body extraction and change detection using time series: A case study of Lake Burdur, Turkey," *J. Taibah Univ. Sci.*, vol. 11, no. 3, pp. 381–391, May 2017.
- [67] L. Zhu, P. Zhang, D. Li, X. Zhu, and C. Wang, "A novel change detection method based on high-resolution SAR images for river course," *Opt. - Int. J. Light Electron Opt.*, vol. 126, no. 23, pp. 3659–3668, Dec. 2015.
- [68] A. Ghosh, N. S. Mishra, and S. Ghosh, "Fuzzy clustering algorithms for unsupervised change detection in remote sensing images," *Inf. Sci.*, vol. 181, no. 4, pp. 699–715, Feb. 2011.
- [69] D. Tomowski, M. Ehlers, and S. Klonus, "Colour and texture based change detection for urban disaster analysis," in *2011 Joint Urban Remote Sensing Event, 2011*, pp. 329–332.
- [70] O. S. Ahmed et al., "Hierarchical land cover and vegetation classification using multispectral data acquired from an unmanned aerial vehicle," *Int. J. Remote Sens.*, vol. 38, no. 8–10, pp. 2037–2052, May 2017.
- [71] ENVIIPS, "Harris ENVI, Image Processing Software," 1890. [Online]. Available: <https://www.harris.com/solution/envi>.
- [72] EEUSGS, "EarthExplorer U.S. Geological Survey," 1879. [Online]. Available: <https://earthexplorer.usgs.gov/>.
- [73] A. R. Smith, "Color Gamut Transform Pairs," in *Proceedings of the 5th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, New York, NY, USA, 1978*, pp. 12–19.

- [74] D. Li, Ed., “HSV Color Space,” in *Encyclopedia of Microfluidics and Nanofluidics*, Boston, MA: Springer US, 2008, pp. 793–793.
- [75] N. Otsu, “A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms,” *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, vol. 9, no. 1, pp. 62–66, Jan. 1979.
- [76] D. M. Powers, “Evaluation: from Precision, Recall and F-measure to ROC, Informedness, Markedness and Correlation,” *J. Mach. Learn. Technol.*, vol. 2, no. 1, pp. 37–63, Dec. 2011.
- [77] Taejung Kim, Ts. Javzandulam, and Tae-Yoon Lee, “Semiautomatic reconstruction of building height and footprints from single satellite images,” in *2007 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Barcelona, Spain, 2007, pp. 4737–4740.
- [78] A. O. Ok, “Automated detection of buildings from single VHR multispectral images using shadow information and graph cuts,” *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 86, pp. 21–40, Dec. 2013.
- [79] K. Chung, Y. Lin, and Y. Huang, “Efficient Shadow Detection of Color Aerial Images Based on Successive Thresholding Scheme,” *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 47, no. 2, pp. 671–682, Feb. 2009.
- [80] Xiaochen He and Nelson Hon Ching Yung, “Corner detector based on global and local curvature properties,” *Opt. Eng.*, vol. 47, no. 5, pp. 1–12, May 2008.
- [81] C. Harris and M. Stephens, “A combined corner and edge detector,” in *Alvey vision conference*, 1988, vol. 15, pp. 10–5244.
- [82] S. M. Smith and J. M. Brady, “SUSAN—A new approach to low level image processing,” *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 23, no. 1, pp. 45–78, 1997.
- [83] F. Mokhtarian and R. Suomela, “Robust image corner detection through curvature scale space,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 20, no. 12, pp. 1376–1381, 1998.
- [84] C. Unsalan, “Gradient-Magnitude-Based Support Regions in Structural Land Use Classification,” *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, vol. 3, no. 4, pp. 546–550, Oct. 2006.
- [85] H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars, and L. Van Gool, “Speeded-Up Robust Features (SURF),” *Comput. Vis. Image Underst.*, vol. 110, no. 3, pp. 346–359, Jun. 2008.
- [86] J. A. Shufelt, “Performance evaluation and analysis of monocular building extraction from aerial imagery,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 21, no. 4, pp. 311–326, Apr. 1999.
- [87] S. Jin, L. Yang, Z. Zhu, and C. Homer, “A land cover change detection and classification protocol for updating Alaska NLCD 2001 to 2011,” *Remote Sens. Environ.*, vol. 195, no. Supplement C, pp. 44–55, Jun. 2017.

- [88] N. Gorelick, M. Hancher, M. Dixon, S. Ilyushchenko, D. Thau, and R. Moore, “Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone,” *Remote Sens. Environ.*, Jul. 2017.
- [89] C. Gómez, J. C. White, and M. A. Wulder, “Optical remotely sensed time series data for land cover classification: A review,” *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 116, no. Supplement C, pp. 55–72, May 2016.
- [90] R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Stork, *Pattern Classification (2Nd Edition)*. New York, NY, USA: Wiley-Interscience, 2000.
- [91] E. Mehdizadeh and A. Golabzaei, “Electrical fuzzy C-means: A new heuristic fuzzy clustering algorithm,” *Cogent Eng.*, vol. 3, no. 1, p. 1208397, Dec. 2016.
- [92] Y. Bazi, L. Bruzzone, and F. Melgani, “An unsupervised approach based on the generalized Gaussian model to automatic change detection in multitemporal SAR images,” *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 43, no. 4, pp. 874–887, Apr. 2005.
- [93] P. Kline, “Factor analysis and personality theory,” *Eur. J. Personal.*, vol. 1, no. 1, pp. 21–36, Mar. 1987.
- [94] H. Hoffmann, “Kernel PCA for novelty detection,” *Pattern Recognit.*, vol. 40, no. 3, pp. 863–874, Mar. 2007.
- [95] I. T. Jolliffe, *Principal Component Analysis*, 2nd ed. New York: Springer-Verlag, 2002.
- [96] K. H. Esbensen and P. Geladi, “2.13 - Principal Component Analysis: Concept, Geometrical Interpretation, Mathematical Background, Algorithms, History, Practice,” in *Comprehensive Chemometrics*, S. D. Brown, R. Tauler, and B. Walczak, Eds. Oxford: Elsevier, 2009, pp. 211–226.
- [97] C. A. (Charles A. Coulomb, ill Fossier, Y.-M. Le Gouaz, engraver Adam, donor D. Burndy Library, and Académie royale des sciences (France), *Mémoires sur l’électricité et la magnétisme*. Paris : Chez Bachelier, libraire ..., 1789.
- [98] M. Gong, L. Su, M. Jia, and W. Chen, “Fuzzy Clustering With a Modified MRF Energy Function for Change Detection in Synthetic Aperture Radar Images,” *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, vol. 22, no. 1, pp. 98–109, Feb. 2014.
- [99] J. S. Lim, *Two-dimensional signal and image processing*. 1990.