

**ÉCOLE DOCTORALE DES SCIENCES DE LA TERRE ET DE
L'ENVIRONNEMENT (ED 413)**

Laboratoire Image Ville Environnement (UMR CNRS 7362)

THÈSE présentée par :

Rabia Sarah CHERIGUENE

soutenue le : **26 Septembre 2024**

pour obtenir le grade de : **Docteur de l'université de Strasbourg**

Discipline/ Spécialité : **Géographie – Télédétection**

**Apport des images ALSAT-2 pour le suivi de
l'étalement urbain et des images Pléiades
pour la caractérisation du tissu urbain
informel**

THÈSE dirigée par :

Mme Anne Puissant

Professeure, Université de Strasbourg

RAPPORTEURS :

Mme Agnès Begue

Chargé de recherches, CIRAD

Mr Mohamed Hadeid

Professeur, Université d'Oran 2 Mohamed Ben
Ahmed

EXAMINATEURS :

Mr Sébastien Gadal

Professeur, Aix-Marseille université

Mme Nadine Dessay

Chargé de recherches, IRD

INVITÉS :

Mr Habib MAHI

Maitre de recherche, Centre des techniques spatiales

Remerciements

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à Mme Puissant, ma directrice de thèse, pour m'avoir offert l'opportunité de réaliser ce projet de thèse qui me tenait à coeur. Je la remercie sincèrement pour avoir accepté de diriger mes travaux et pour ses précieux conseils qui ont été d'une aide inestimable tout au long de cette aventure. Son soutien, son aide précieuse et ses encouragements, particulièrement lors des moments difficiles, m'ont permis de persévérer et de mener à bien ce travail.

Je souhaite également adresser mes remerciements à Mr. Mahi, d'avoir accepté de co-diriger cette thèse et pour m'avoir facilité l'accès aux ressources nécessaires et mis à disposition les images indispensables à la réalisation de mes travaux.

Je remercie sincèrement Mme Agnès Begue, Mme Nadine Dessay, Mr Mohamed Hadeid et Mr Sébastien Gadat d'avoir accepté à être membre de ce jury de doctorat. Merci pour le temps et l'attention que vous avez consacrés à cette évaluation.

Je remercie également mes collègues du LIVE Yasmina, Clément, Estelle, Wahida, Tatiana et Romain sans oublier mes collègues du Centre des Techniques Spatiales particulièrement mes collègues de bureau Dalila et Oussama pour les bons moments passés ensemble.

Dans cette partie de remerciements, je pense que je vais verser quelques larmes en l'écrivant. Tout d'abord, un grand merci à ma maman, véritable héroïne de cette aventure. Elle m'a soutenu, était toujours là à tout moment et à toute heure. Dès que ça n'allait pas, je lui parlais et, comme par magie, tout s'apaisait. Maman, ton super-pouvoir de rendre les choses meilleures mérite une mention spéciale !

Et bien sûr, un immense merci à mon papa. Ta phrase magique – "*Ton objectif, c'est de finir ta thèse*" – continuera de résonner dans ma tête pour le reste de ma vie. Merci pour ton soutien infaillible, pour avoir toujours été là, prêt à m'écouter et à m'encourager. Je te suis profondément reconnaissante pour tout ce que tu as fait. Merci du fond du cœur pour ta foi en moi, ton amour et tes encouragements constants.

A mon époux, Nassim. Merci pour ta patience infinie, d'avoir été à mes côtés et de me soutenir même dans les moments les plus difficiles. Ta compagnie et ton soutien me donnent l'espoir que l'avenir sera meilleur. Je t'ai parlé de classification pendant tout ce temps tu vas enfin être en paix ! Je te promets, plus jamais de débats sur les variables corrélées au dîner !

Et enfin, à mes enfants : Mohamed Yanis, Ilyes et Adam. Pour qui ce travail acharné est dédié. Mes chatons, vous êtes ma plus grande source de motivation et de bonheur. Merci pour votre amour inconditionnel et pour m'avoir rappelé chaque jour pourquoi je me bats si dur. Ce travail est pour vous !

A ma belle-famille, et plus particulièrement Zouina.

Table des matières

Remerciements.....	ii
Table des matières	iii
Liste des figures	vi
Liste des tableaux	x
Introduction Générale.....	xii
Contexte général.....	xii
Objectifs de la thèse et questions de recherche	xiv
Démarche et aspects méthodologiques de la recherche.....	xvi
Structure de la thèse.....	xviii
Chapitre 1.....	19
L'étalement urbain en Algérie et les contraintes socio-économiques	19
1.1 Contexte, définitions et mécanismes sous-jacents	20
1.2 Le développement démographique et l'urbanisation en Algérie.....	22
1.3 L'engagement de l'état dans l'aménagement du territoire.....	25
1.4 Les nouvelles formes urbaines et le tissu urbain informel	26
1.5 Dynamiques Urbaines : Perspectives, Politiques et Impacts.....	29
1.5.1 Processus de développement et dynamiques urbaines	29
1.5.2 Les enjeux de la planification urbaine à Oran et Tlemcen.....	33
1.5.3 Les impacts environnementaux et socio-économiques	35
1.6 Conclusion.....	35
Chapitre 2.....	37
Apport de la Télédétection Spatiale pour l'Étude de l'Occupation des Sols, de l'Étalement Urbain et du tissu urbain informel	37
2.1 Cartographier et qualifier l'occupation de sols par télédétection spatiale et par les métriques paysagères.....	38
2.1.1 Les méthodes de classification en télédétection spatiale	40
2.1.1.1 La classification non supervisée	41
2.1.1.2 Classification supervisée	42
2.1.2 Les métriques paysagères pour qualifier les espaces urbains.....	53
2.2 Quantifier et qualifier l'étalement urbain	57
2.3 Le tissu urbain informel et l'apport de l'imagerie THRS.....	59
2.4. Conclusion.....	61
Chapitre 3.....	63
Zone d'étude, jeux de données et prétraitement d'ALSAT-2 et Pléiades	63
3.1 Zone d'étude et données utilisées	64
3.1.1 Les sites d'étude : les villes de Oran et Tlemcen.....	64

3.1.2 Les images satellites utilisées : ALSAT-2 et Pléiades	66
3.1.3 Les données exogènes utilisées.....	72
3.2 Caractéristiques et pré-traitements des images satellitaires	74
3.2.1 La résolution spatiale	74
3.2.2 la résolution spectrale	76
3.2.3 Pré-traitements des images satellites	77
3.2.3.1 Corrections géométriques et radiométriques	78
3.2.3.2 Le mosaïquage	80
3.2.3.3 La fusion	81
3.4 Conclusion.....	88
Chapitre 4	89
Apport des images ALSAT-2 pour la cartographie et l'analyse des changements d'occupation des sols d'Oran et de Tlemcen.....	89
4.1 Méthodologie de traitement des images ALSAT-2 pour la cartographie des modes d'occupation des sols	90
4.1.1 Typologie des classes et préparation des données	93
4.1.2 Classification : protocoles de tests, post-traitement et évaluation.....	98
4.2 Résultats de classifications sur la ville d'Oran 2018	100
4.2.1 Résultats de classification de l'occupation des sols sur la ville d'Oran 2018 – Tests 1 à 5	100
4.2.2 Résultats de classification de l'occupation des sols sur la ville d'Oran 2018 – Tests 6 et 7	103
4.2.3 Résultat de classification de l'occupation des sols sur la ville d'Oran 2011 et sur la ville de Tlemcen (2011 et 2018).....	108
4.3 Analyse des changements d'occupation des sols	115
4.3.1 Analyse des changements d'occupation des sols de la ville d'Oran.....	115
4.3.2 Analyse des changements d'occupation des sols de la ville de Tlemcen.....	120
4.4 Conclusion.....	125
Chapitre 5	126
Analyse à l'échelle de la tâche urbaine et évolution d'Oran à partir des images ALSAT-2 (P+MS).....	126
5.1 De la tâche urbaine à la Zone morphologique urbaine (ZMU).....	127
5.1.1 Etape 1 : Extraction de la ZMU	129
5.1.2 Etape 2 : Calcul de la zone tampon et post-traitement.....	132
5.2 Cartographie et caractérisation des tissus urbains à partir des images ALSAT à 2,5m.138	
5.2.1 Construction des îlots urbains à partir de OSM routes.....	139
5.2.2 Analyse exploratoire et statistique des îlots urbains : méthode et résultats	142
5.2.2.1 La classification non-supervisée par pixel des îlots urbains	147
5.2.2.2 La classification supervisée par pixel des îlots urbains	151

5.3 Conclusion.....	155
Chapitre 6.	157
Analyse à l'échelle des tissus urbains à partir d'images à Très Haute Résolution Spatiale (THRS) : application à la ville d'Oran.....	157
6.1 Zones d'études et qualité du MNH dérivé des images Pléiades	158
6.1.1 Les sites d'étude choisis sur Oran.....	158
6.2 Etat des connaissances sur les méthodes utilisées pour l'extraction du tissu urbain informel.....	163
6.3 Méthode proposée orientée objet, multi-échelle et à base de règles	166
6.3.1 Interprétation visuelle des tissus urbains informels : les hypothèses.....	167
6.3.2 Etape 1 :.....	169
6.3.2.1 Sélection des grands îlots (appelés grandes parcelles).....	169
6.3.2.2 Segmentation multi-échelles	170
6.3.3 Etape 2 : sélection des zones bâties :	173
6.3.3 Etape 3 : Caractérisation des éléments constitutifs du tissu informel.....	175
6. 4 Conclusion.....	188
Conclusion générale et perspectives.....	190
Références.....	192
Annexe A	204
Annexe B.....	207
Annexe C	212
Annexe D	215

Liste des figures

Figure 1- 1.Illustration de l’habitat informel à Oran.....	29
Figure 1- 2.Croissance démographique des quatre communes de l'agglomération d'Oran, de 1966 à 2015.	30
Figure 2- 1.Illustration des images satellites de 2011 à 2022. (a) Landsat 7-2011, (b) ALSAT-2A-2018, (c) Pléiades-2022	40
Figure 2- 2.Les étapes de la classification supervisée (source : Mandru et al., 2018).....	43
Figure 2- 3. Hyperplan optimal, vecteurs de support et marge maximale.	45
Figure 2- 4.Séparation linéaire et non linéaire.....	46
Figure 2- 5.Illustration de la transformation des données.....	47
Figure 2- 6.Méthode de projection de données one to one.....	48
Figure 2- 7.Méthode de projection de données one to all.....	48
Figure 2- 8.Algorithme des Forêts aléatoires.....	49
Figure 2- 9. a) Matrice de confusion dans un cas binaire, b) matrice de confusion dans un cas multi-classes.....	51
Figure 2- 10. Principe de la validation croisée.....	53
Figure 3- 1.Localisation des deux zones d’études, Oran (en rouge) et Tlemcen (en vert). ..	65
Figure 3- 2.(a) Carte de localisation de la zone d’étude d’Oran dans le nord-ouest de l’Algérie et limites administratives des communes de la ville d’Oran. (b) L’image ALSAT2 mosaïquée couvrant la ville d’Oran.....	66
Figure 3- 3.(a) Carte de localisation de la zone d’étude de Tlemcen dans le nord-ouest de l’Algérie et limites administratives des communes de la ville d’Oran. (b) L’image ALSAT2 couvre la ville de Tlemcen.....	66
Figure 3- 4.Image Pléiade d’Oran. (a) scène gauche, (b) scène droite.....	71
Figure 3- 5. MNS ombré dérivé de DSM-OPT avant interpolation (a) et après interpolation (b).....	72
Figure 3- 6.Vecteur OSM© du réseau routier de la ville d’Oran.	73
Figure 3- 7.Illustration de la méthode de calcul du MNH.....	74
Figure 3- 8.Les différentes résolutions spatiales.	75
Figure 3- 9. Comparaison entre les images ALSAT2 (10 m) et Pléiades (2m) sur la ville d’Oran.	76
Figure 3- 10. Le spectre électromagnétique et les principaux domaines de longueurs d’onde	77
Figure 3- 11. Composition colorée en couleurs naturelles (Source : Maison de la télédétection, adapté par : Chériguène).	77
Figure 3- 12. (a) Image ALSAT -2A couvrant la région Ouest d’Oran avant ortho rectification.....	79
Figure 3- 13.Mosaïque de l’image ALSAT-2A d’Oran 2011.	80
Figure 3- 14. Mosaïque de l’image ALSAT- 2A d’Oran 2018.	80
Figure 3- 15. Processus de fusion.	81
Figure 3- 16.Fusion des images ALSAT 2A : (a) Image multispectrale et (b) Image panchromatique d’Oran avec les différentes méthodes de fusion : (a) (c) Brovey, (d) GS, (e) ACP, (f) P+XS, (g) Ondelettes.	84
Figure 3- 17. Extrait d’Images satellites ALSAT-2A en fausses couleurs (Vert,Rouge et Proche Infrarouge) centré sur la ville d’Oran, corrigées au niveau 2A, ortho rectifiées et mosaïquées.	88

Figure 4- 1. Organigramme des étapes méthodologiques pour l'ensemble de notre processus.....	92
Figure 4- 2. Typologie des classes d'occupation des sols et couleurs proposées	93
Figure 4- 3. Distribution des échantillons et des superficies par classe thématique.....	94
Figure 4- 4. Calcul des indices spectraux sur l'image d'Oran 2018 : (a) le NDVI et (b) l'IB....	96
Figure 4- 5. Principe de la matrice de cooccurrence	97
Figure 4- 6. Résultats de classification par l'algorithme SVM sur les différents indices.	102
Figure 4- 7. Comparaison entre les résultats de classification de SVM et de RF sur l'image de 2018.	105
Figure 4- 8. Résultats de classification RF des trois premières composantes sur la ville d'Oran 2018, (b) première composante, (c) les deux premières composantes, (d) les trois premières composantes.	106
Figure 4- 9. Comparaison des images : (a) sans l'utilisation d'un filtre majoritaire et (b) avec l'utilisation d'un filtre majoritaire.	108
Figure 4- 10. Comparaison entre les résultats de classification de 2011 et 2018.	109
Figure 4- 11. Evolution de la superficie en hectares des classes entre 2011 et 2018.	110
Figure 4- 12. Typologie et couleurs proposées pour les images de Tlemcen.....	111
Figure 4- 13. Comparaison entre les résultats de classification de l'image de Tlemcen de 2011 et 2017.....	113
Figure 4- 14. Diagramme de Sankey pour la comparaison entre les classes de 2011 et 2018.	117
Figure 4- 15. Métriques de paysages calculées à l'échelle des classes entre 2011 et 2018	119
Figure 4- 16. Variation temporelle de deux métriques spatiales calculées sur la classe zone bâties/ Sol nu (UR) entre 2011 et 2018.....	120
Figure 4- 17. Evolution de la superficie des classes entre 2011 et 2017	121
Figure 4- 18. Diagramme de Sankey pour la comparaison entre les classes de 2011 et 2018.	122
Figure 4- 19. Métriques de paysages calculées à l'échelle des classes entre 2011 et 2018	123
Figure 4- 20. Variation temporelle de deux métriques spatiales calculées sur la classe Bati/sol Nu (UR) entre 2011 et 2017.	124
Figure 5- 1. Création de la ZMU avec un Model Builder Python.....	128
Figure 5- 2. Extraction de la tâche urbaine sur les deux images de 2011 et 2018 de la ville d'Oran (en blanc - 1 pour le bâti et en noir 0 pour le non-bâti).....	129
Figure 5- 3. Concept de dilatation et érosion.....	130
Figure 5- 4. Visualisation des résultats appliqués sur les zones bâties de l'image binaire (a), de la dilatation (b), l'érosion (c) ainsi que leurs zooms respectifs (d), (e) et (f)	130
Figure 5- 5. Résultat de la ZMU (en rouge) de la ville d'Oran après vectorisation et post-traitements	131
Figure 5- 6. Résultat de la ZMU (en rouge) de la ville d'Oran après calcul du tampon à 200 m	132
Figure 5- 7. Résultat final de la ZMU de Oran en 2018 en rouge après application de l'étape 2 (zone tampon)	133
Figure 5- 8. Résultat final de la ZMU de la ville d'Oran en 2011 (en rouge).....	134
Figure 5- 9. Cartographie de la ZMU en deux classes : en jaune - la ZMU commune de 2011/2018 et en rouge la ZMU avec les patches urbains apparus en 2018 (étalement urbain).	137
Figure 5- 10. Méthodes de cartographie des tissus urbains, (a) méthode 1, (b) méthode 2..	138

Figure 5- 11.Analyse de la qualité du fichier Open Street Map ©	140
Figure 5- 12.Réseau Routier Polygonisé de l'agglomération d'Oran	141
Figure 5- 13.Ilots urbains créés dans la ZMU (2018)	142
Figure 5- 14.Illustration des tissus urbains d'Oran sur l'image ALSAT-2 de 2018 fusionnée à 2,5m (RVB) : (a) TU Informel, (b) TU Formel, (c) Zone naturelle.	143
Figure 5- 15.Distribution visuelle des caractéristiques à travers les classes sur l'image de 2011.	145
Figure 5- 16.Distribution visuelle des caractéristiques à travers les classes sur l'image de 2018.	146
Figure 5- 17.Représentation graphique de la variance expliquée pour les sept composantes sur l'image de 2011	149
Figure 5- 18.Comparaison entre les classifications RF des deux zones d'études	152
Figure 5- 19. Proportions des erreurs d'omission et de commission par classe sur l'image de 2011	153
Figure 5- 20.Proportions des erreurs d'omission et de commission par classe sur l'image de 2018.....	155
Figure 6- 1.Image Pléiades de l'agglomération d'Oran montrant les deux zones d'étude, (a) zone 1, (b) zone 2	159
Figure 6- 2.Identification des zones de tissu urbain informels dans la première région (zone 1).....	160
Figure 6- 3.Identification des zones de tissu urbain informel dans la deuxième région (zone 2).....	161
Figure 6- 4. Méthodologie d'une approche déductive orientée objet.....	166
Figure 6- 5.Délimitation de l'habitat formel et informel sur l'image d'Oran pléiades : (a) et (b) quartiers informels de Ain el Baida, (c) quartier formel Ain el Baida.	167
Figure 6- 6.Image Pléiades d'Oran, montrant les formes de bâti informel en (a) et (b).....	168
Figure 6- 7.Organigramme de la méthodologie sur base de connaissance – selon une approche déductive.....	169
Figure 6- 8.Résultat de la sélection des grandes grandes parcelles sur la base de la règle 1 basée sur la superficie, (a) zone 1 : superficies >40000 m ² , (b) zone 2 : superficie > 10000m ²	170
Figure 6- 9.Résultats de segmentation par l'algorithme de croissance de régions de (a) l'image fusionnée, avec différents nombres d'itération, (b) 5, (c), 10 ; (d)20 ; (e) 30.	171
Figure 6- 10..Résultats de segmentation par l'algorithme Meanshift (a) sur l'image de fusion (b) l'image de fusion avec la MS (b), (c) PAN+ MS.	171
Figure 6- 11.Segmentation par Large Scale Meanshift avec les paramètres : (a)rs =25, rp =100 ts =100, (b). rs = 50, rp =250, ts= 300 sur la zone 1.....	172
Figure 6- 12. Illustrations des deux niveaux de segmentation : niveau 1 – grands segments (en rouge) et niveau 2 – petits segments (en noir)	173
Figure 6- 13.Résultat de l'intersection entre les grandes superficies et la segmentation.	175
Figure 6- 14.Résultats des indices de formes. (a) et (d) couche tissu urbain, (b) et (e) l'indice de l'élongation <0,5 et <0,68, (c) et (f) indice de complexité> 0,5 et >0,28.....	177
Figure 6- 15.Classification par nombre de segments, seuil =9, (a) Zone 1, (b) Zone 2.....	178
Figure 6- 16.Classification par proportion, seuil = 60%, (a) Zone 1, (b) Zone 2	179
Figure 6- 17.Extraction du tissu urbain informel avec une superficie supérieure à 40% sur la zone 1.	183

Figure 6- 18.Extraction du tissu urbain informel avec une superficie supérieure à 40% sur la zone 2.	184
Figure 6- 19. Résultat final après filtrage selon le critère de hauteur du tissu urbain informel dans la zone1.....	186
Figure 6- 20. Résultat final après filtrage selon le critère de hauteur du tissu urbain informel dans la zone2.....	187

Liste des tableaux

Tableau 1- 1.Croissance de la population urbaine entre 1966-2008 en Algérie .	23
Tableau 1- 2..Répartition de la population selon les trois grands ensembles de l'espace physique algérien .	24
Tableau 1- 3.Croissance de l'urbanisation de l'agglomération d'Oran, de 1966 à .	31
Tableau 2- 1. Huit métriques du paysage.	57
Tableau 3- 1.Caractéristiques du satellites ALSAT-2 (Source : Agence Spatiale Algérienne)	68
Tableau 3- 2.Les images disponibles.	69
Tableau 3- 3.Caractéristiques du satellites Pléiades (Source : Agence Spatiale Européenne).	70
Tableau 3- 4. Métriques d'évaluation de la fusion sur l'image ALSAT2-A d'Oran 2018.	87
Tableau 4- 1.Représentation des distances de séparabilité entre les classes thématiques.	94
Tableau 4- 2.Protocole de test proposé avec une variation des données en entrée et des algorithmes de classification.	99
Tableau 4- 3.Référentiel pour interpréter la valeur de Kappa.	100
Tableau 4- 4.Résultats de classification par l'algorithme SVM.	103
Tableau 4- 5.Les valeurs propres des 3 premières Composantes Principales.	103
Tableau 4- 6.Contributions des bandes spectrales, des indices NDVI et IB , et indices texturaux dans les ACP	103
Tableau 4- 7.Résultats de classification SVM et RF sur les trois premières composantes....	104
Tableau 4- 8.Matrice de confusion et résultats de classifications RF des trois premières composantes principales de l'image d'Oran 2018.	107
Tableau 4- 9.Résultats de classification RF des trois premières composantes sur la ville d'Oran 2018.	107
Tableau 4- 10. Matrice de confusion et résultats de classification RF des trois premières composantes sur la ville d'Oran 2011.	108
Tableau 4- 11.Résultats de classification Random forest sur l'image de 2011 et 2018 de la ville d'Oran.	110
Tableau 4- 12.Séparabilité des échantillons de l'image de Tlemcen de 2017.	111
Tableau 4- 13.Matrice de confusion et résultats de classification RF des trois premières composantes sur la ville de Tlemcen 2017.	112
Tableau 4- 14. Matrice de confusion de l'algorithme forêts aléatoires sur l'image de Tlemcen 2011	114
Tableau 4- 15.Résultats de classification Random Forest sur l'image de 2011 et 2017 de la ville de Tlemcen.	114
Tableau 4- 16.Synthèse de l'évolution spatiale des classes d'occupation du sol d'Oran entre 2011 et 2018 en ha et en %.	116
Tableau 4- 17. Matrice de transition d'Oran entre 2011 et 2018.	117
Tableau 4- 18.Métriques paysagères d'Oran 2011.	118
Tableau 4- 19.Métriques paysagères d'Oran 2018.	118
Tableau 4- 20.Synthèse de l'évolution spatiale des classes d'occupation du sol de Tlemcen entre 2011 et 2017.	121
Tableau 4- 21.Matrice de transition de Tlemcen entre 2011 et 2017	122
Tableau 4- 22. Métriques paysagères de Tlemcen 2011.	123

Tableau 4- 23.Métriques paysagères de Tlemcen 2017.....	123
Tableau 5- 1.Comparaison entre les résultats des variables morphologiques issus des deux ZMU de 2011 et 2018 de la ville de Oran.	135
Tableau 5- 2.La Corrélacion entre les attributs de 2011.....	147
Tableau 5- 3.La Corrélacion entre les attributs de 2018.....	147
Tableau 5- 4.Les valeurs propres des 7 Composantes Principales sur l'image de 2011	148
Tableau 5- 5 .Les valeurs propres des 7 Composantes Principales sur l'image de 2018	148
Tableau 5- 6. Matrice de confusion de la classification RF sur les trois premières composantes sur l'image de 2011.....	153
Tableau 5- 7.Matrice de confusion de la classification RF sur les trois premières composantes sur l'image de 2018.....	154
Tableau 6- 1.Type de tissu urbain formel et statistiques.....	162
Tableau 6- 2.Type de tissu urbain informel et statistiques.	162
Tableau 6- 3.Matrice de confusion du nombre de segments supérieur à 9.....	180
Tableau 6- 4.Matrice de confusion de superficie supérieur à 60% pour la zone1... ..	181
Tableau 6- 5.Matrice de confusion du ratio de fragmentation supérieur à 40% pour la zone2.	181
Tableau 6- 6. Résultats de classification basée sur le ratio de fragmentation	182
Tableau 6- 7. Résultat du test t student	185
Tableau 6- 8. Etapes de classification du tissu urbain informel.....	188

Introduction Générale

Contexte général

L'augmentation rapide des surfaces urbanisées est l'un des phénomènes géographiques les plus marquants des dernières décennies. Depuis la fin du 20^{ème} siècle et au début du 21^{ème} siècle, ce phénomène s'est accéléré de manière spectaculaire et pourrait se poursuivre à un rythme encore plus élevé dans les décennies à venir. En 2008, pour la première fois dans l'histoire, la population urbaine mondiale a dépassé la population rurale, soulignant l'ampleur de cette transformation. Selon le programme des Nations Unies pour les établissements humains (ONU-Habitat), le taux de croissance urbaine dans les pays à faible et moyen revenu est passé de 54 % en 2014 à 60 % en 2030, et devrait atteindre 66 % d'ici 2050.

Les villes continuent de croître rapidement, alimentées par des migrations internes et internationales ainsi que par des facteurs économiques, politiques et sociaux. Un quart des 100 villes connaissant l'expansion la plus rapide dans le monde se trouvent en Afrique, où la proportion de citadins est passée de 14 % en 1950 à 40 % en 2018, avec 52 villes abritant plus d'un million d'habitants (Mbasdesene et al., 2018).

Ce processus d'urbanisation significatif est dû en grande partie à la forte croissance démographique, particulièrement dans plusieurs pays africains, notamment en Algérie, qui a aussi connu une mutation exceptionnelle au cours des 50 dernières années (Ruch et Serradj, 2016). Les principales villes algériennes, telles qu'Alger, Oran et Constantine, ont enregistré une croissance rapide de leur population et de leur superficie. Cette expansion urbaine s'accompagne de défis majeurs, tels que la planification urbaine, la gestion des infrastructures et la fourniture de services de base pour répondre aux besoins d'une population en pleine croissance.

En Algérie, le taux d'urbanisation, c'est-à-dire le processus par lequel une population se concentre de plus en plus dans les zones urbaines au détriment des zones rurales, a connu une forte progression. Le taux d'urbanisation est ainsi passé de 31,4 % en 1966 à 58,3 % en 1998. Il atteignait 66 % en 2008 et était estimé à 72,63 % en 2018, selon les résultats du cinquième Recensement Général de la Population et de l'Habitat (RGPH, 2008). Oran, la deuxième ville d'Algérie, illustre cette dynamique urbaine croissante et complexe, marquée par des phénomènes d'étalement urbain. Ce processus d'expansion spatiale entraîne des transformations significatives du tissu urbain, notamment par l'essor du bâti informel, devenu une composante majeure de l'expansion urbaine en Algérie. Des quartiers informels émergent dans et autour des villes, reflétant souvent des conditions de vie précaires.

Oran témoigne de cette croissance avec une population estimée à 1 454 078 habitants en 2015, contre 1 519 015 en 2019. La croissance rapide de l'agglomération, l'exode rural et l'abandon des terres agricoles ont conduit à une expansion considérable. L'exode rural a étendu le territoire urbain mais a également entraîné des problèmes tels que la fragmentation de l'espace, des défis infrastructurels et une densification excessive dans certains quartiers (Rahal et al., 2018). Cependant, cette expansion s'est souvent manifestée sous la forme

d'habitats informels, en raison de la pression démographique et de la saturation des ressources foncières. De manière similaire, Tlemcen, bien que considérée comme une ville moyenne, est également confrontée à ces mêmes dynamiques d'urbanisation rapide, qui entraînent des transformations similaires, avec un étalement urbain et des enjeux similaires d'aménagement du territoire.

Pour maîtriser cet étalement, le gouvernement algérien a mis en place diverses mesures depuis les années 1980. Il a lancé des programmes d'habitat individuel dans le cadre de coopératives et de lotissements, ainsi que des programmes d'aménagement urbain pour mieux appréhender la forme urbaine à différentes échelles (commune, groupement de communes, agglomération). Un plan directeur d'aménagement et d'urbanisme et un plan d'occupation du sol ont été instaurés pour guider la planification spatiale et la gestion urbaine jusqu'en 2015, avec pour objectif de rénover les quartiers existants et de préserver les terres agricoles. Malgré ces initiatives, l'étalement urbain et la protection des terres agricoles restent des défis majeurs pour la planification et la gestion des villes.

L'habitat informel, bien qu'il joue un rôle central dans cette expansion, est souvent marginalisé dans les analyses urbaines, malgré son impact significatif sur la vie citadine. Cela engendre des enjeux socio-économiques et urbanistiques cruciaux.

Durant les dernières décennies, le domaine de la télédétection et de l'imagerie satellitaire a connu un intérêt grandissant auprès de plusieurs secteurs et organisations nationales et internationales. Cet intérêt apparaît dans le nombre de satellites de télédétection qui sont lancés chaque année (OuledSghaier, 2017). Les capteurs à bord de ces satellites offrent chaque jour des images de plus en plus précises de différentes régions de la Terre pour combler divers besoins de cartographie, de mise à jour des bases de données géographiques et de détection des changements. Les résolutions spatiales et spectrales qu'offrent ces images sont adaptées pour l'analyse des paysages urbains et périurbains (Pony et al, 2000). Ces avancées ont ouvert la voie à de nombreuses recherches, notamment pour comprendre les dynamiques complexes de l'urbanisation. Des études ont ainsi été réalisées visant à comprendre les causes et les conséquences de l'expansion des zones urbaines planifiée et non planifiée à partir d'imagerie satellitaire à haute et très haute résolution spatiale et à développer des méthodes pour extraire et caractériser le tissu urbain informel.

Sur les plus grandes villes algériennes des méthodes classiques de détection de changement d'abord par photo interprétation sur des images Spot 2 ont été proposées (Bendraoua et al., 2011 ; Nedjai et al., 2016). Les travaux de Ruche et al, (2015) ont porté sur les méthodes de classification et segmentation sur base de règles où les résultats ont montré une extension évidente de la ville de Blida. Dechaichia et Alkama (2020) ont appliqué l'algorithme du maximum de vraisemblance pour la détection des changements urbains de la ville de Biskra entre 1985 et 2015 en utilisant des images Landsat. Enfin ; les travaux de Benyahia et al., (2016) se sont intéressés à la quantification et l'évolution du périmètre de la ville de Batna entre 1961 et 2014 mais aussi par photo-interprétation.

En ce qui concerne l'identification et la cartographie du tissu urbain informel, différentes approches ont été explorées. Parmi celles-ci, on trouve les méthodes traditionnelles, telles que le recensement ou les enquêtes socio-économiques. Ces dernières sont utilisées dans de

nombreux pays pour collecter des données sur les habitats informels. Ces méthodes sont basées sur le terrain et, de ce fait, prennent du temps et sont difficiles à mettre à jour régulièrement. Une enquête de recensement typique n'est répétée qu'après dix ans. D'autres travaux se sont basés uniquement sur des entretiens, des recherches ethnographiques ainsi que des données statistiques (Aguilera, 2019). Bien que ces approches traditionnelles et thématiques offrent des résultats pertinents, elles présentent des limites en termes de mise à jour, d'exhaustivité et surtout elles mobilisent de très nombreuses ressources (humaines).

Pour surmonter ces défis, le recours à l'imagerie satellitaire apparaît comme une solution optimale pour l'analyse de ce tissu. Lors des précédents travaux sur la détection de l'habitat informel, les images à Très Haute Résolution Spatiale (THRS) provenant de satellites comme Quickbird et IKONOS ont été largement employées, représentant respectivement 33 % et 11 % des cas (Stasolla et al., 2017). (Kohli et al., 2016) ont par exemple montré l'intérêt des méthodes avancées comme la classification orientée objet (OBIA) qui est basée sur les ontologies. Les travaux de Hofmann et al., (2008) ont également intégré les ontologies offrant une description plus approfondie des caractéristiques des zones du tissu urbain informel qui ont permis une meilleure représentation des différents éléments facilitant ainsi leur détection et leur classification précise.

Dans ce contexte, des satellites tels qu'ALSAT-2, dotés d'une haute et très haute résolution spatiale, ont été mobilisés pour cartographier les dynamiques urbaines en Algérie, offrant une couverture régulière et des données adaptées aux analyses spatio-temporelles, ainsi qu'à la détection de l'habitat informel (Missoumi, 2020). Toutefois, l'utilisation de ces images est restée encore limitée pour une cartographie régulière et automatisée de l'occupation des sols et pour l'extraction automatisée des tissus urbains informels.

Objectifs de la thèse et questions de recherche

L'objectif principal de cette thèse est d'analyser l'étalement urbain à diverses échelles spatiales en examinant les évolutions dans l'occupation et l'utilisation des sols, tout en extrayant des données sur le tissu urbain informel. Cette étude vise à évaluer l'utilité des images optiques du satellite de l'agence spatiale algérienne ALSAT-2 pour répondre aux besoins d'informations nécessaires à l'aménagement du territoire et à la planification urbaine. Il s'agit également de développer une méthodologie multi-échelle pour cartographier l'étalement urbain, les changements dans l'occupation et l'utilisation des sols, ainsi que les structures urbaines désignées ici sous le terme de "tissus urbains", en mettant l'accent sur les tissus urbains qualifiés "d'informels". Ces objectifs, avant tout méthodologiques, ont aussi une dimension thématique car il s'agit d'extraire de nouvelles connaissances sur la caractérisation de l'extension urbaine, l'identification des tissus urbains et en particulier les zones de tissu urbain informel.

Ces travaux soulèvent des questions sur les données et les méthodes à mobiliser afin de (1) disposer de cartographies multi-échelles de l'espace urbain, (2) de caractériser les changements et fournir des informations utiles dans le cadre d'élaboration de documents de planification et d'aménagement du territoire et (3) d'extraire le tissu urbain informel.

Plusieurs questions peuvent être formulées auxquelles cette thèse essaiera de répondre.

Quelle est l'extension de la tâche urbaine ? Quels sont les impacts de cette urbanisation sur les modes d'occupation des sols (consommation foncière, diminution des espaces végétalisés, transformation des terres agricoles, etc) ? Quels sont les enjeux du tissu urbain informel ? Comment se développe-t-il ? et quels sont les indicateurs (en particulier morphologique) permettant de le différencier des autres tissus urbains ?

Les problématiques abordées par cette thèse incluent les questions sur :

1) L'évaluation des images d'ALSAT-2 et leur contribution à la fourniture d'informations pertinentes pour l'aménagement du territoire et la planification urbaine.

2) Le développement d'une méthodologie à plusieurs échelles pour cartographier l'étalement urbain, les changements dans l'occupation et l'utilisation des sols, ainsi que les différents types de formes urbaines en mettant l'accent sur les tissus urbains informels.

L'objectif thématique de cette thèse est de mieux comprendre comment se fait l'étalement urbain afin de pouvoir mieux analyser et représenter la cartographie de l'extension urbaine et d'étudier son impact sur les autres modes d'occupation des sols. Pour répondre à cet objectif, il est nécessaire d'avoir des données satellitaires à très haute résolution spatiale qui permettent une cartographie précise de l'extension urbaine.

L'objectif méthodologique de cette thèse est de proposer une méthodologie adaptée et reproductible pour la cartographie des zones urbaines algériennes à différentes échelles.

Afin de répondre à ce double objectif à la fois thématique et méthodologique, cette thèse s'articule en 4 parties :

La première partie consiste en l'évaluation de la qualité des images à THRS en termes de précision géométriques, de résolution spatiale et spectrale afin de préciser les milieux urbains. Les images acquises par les différents capteurs ne peuvent être directement superposées à des cartes à cause des erreurs géométriques et radiométriques causées par les modes d'acquisition. Avant tout traitement d'une image, il peut être nécessaire de lui appliquer, au préalable, certains prétraitements visant à rectifier des défauts intervenus lors de la prise de vue.

La deuxième partie vise à élaborer une méthode de caractérisation spatiale des objets urbains, en créant une nomenclature typologique du bâti et en extrayant les objets urbains à partir d'images satellites les plus récentes. Dans cette partie on se basera essentiellement sur les méthodes orientés objets, l'enjeu est de trouver les attributs pertinents pour l'extraction des objets urbains et de les extraire. Ce qui apportera une originalité et une amélioration des méthodes déjà utilisées.

L'objectif de **la troisième partie** est de distinguer les types de tissu urbain à chaque échelle, allant de la tâche urbaine aux objets urbains, et de reconnaître les aires morphologiques homogènes dans les zones fragmentées.

Et finalement dans la quatrième partie nous déterminerons des indicateurs signifiants de la structure et de l'organisation spatiale urbaine (densité urbaine, compacité et fragmentation).

Dans le cadre de cette étude, Oran sera utilisée comme zone de test pour nos développements méthodologiques, tandis que la ville de Tlemcen servira de site de validation afin de démontrer que la reproductibilité de notre approche est pertinente. Ce choix est motivé par le fait que les deux villes sont confrontées à des problèmes de développement démographique et d'expansion urbaine, en particulier en ce qui concerne le tissu urbain informel. Cela crée un besoin crucial de connaissances en matière de planification urbaine. Notre choix est aussi basé sur la connaissance préalable du terrain ainsi que sur la disponibilité des images ALSAT-2.

Cette étude en aménagement urbain pourrait guider la conception de politiques plus avisées, adaptées et durables. Localement, ces résultats sensibiliseraient les habitants aux défis spécifiques de l'expansion urbaine, stimulant des projets communautaires plus inclusifs et orientés. Ils mettraient en évidence les impacts environnementaux de l'étalement urbain, encourageant des mesures efficaces pour préserver les ressources naturelles. En urbanisme, ils serviraient à orienter la planification, concevoir des politiques plus efficaces et favoriser des environnements urbains durables. Dans le secteur public, ces conclusions informeraient les décideurs politiques sur les besoins des communautés urbaines et les défis liés à l'habitat informel, menant à des initiatives mieux adaptées pour améliorer la qualité de vie. Au niveau environnemental, ils évalueraient les impacts de l'étalement urbain sur les écosystèmes, facilitant l'élaboration de stratégies de préservation et de gestion des ressources naturelles. En résumé, ces résultats pourraient orienter les actions et les politiques, offrant des solutions plus efficaces et adaptées aux défis de la croissance urbaine et de l'habitat informel.

Démarche et aspects méthodologiques de la recherche

L'étude de l'étalement urbain bénéficie de diverses approches méthodologiques, chacune offrant des angles d'analyse spécifiques. Les approches environnementales et de durabilité se penchent sur les conséquences écologiques de l'expansion urbaine, évaluant la gestion des ressources naturelles, les impacts sur la biodiversité et la durabilité des modèles d'utilisation des sols. Les approches sociologiques examinent les interactions sociales au sein des zones urbaines étendues, explorant les dynamiques de population, les inégalités sociales et les besoins communautaires. Les approches historiques analysent l'étalement urbain à travers le prisme du passé, examinant comment des facteurs historiques ont influencé les schémas de croissance urbaine. Enfin, les approches géographiques et spatiales, telles que la télédétection, utilisent des technologies avancées pour cartographier et analyser les changements d'utilisation des sols au fil du temps, apportant une vision précise et détaillée des évolutions spatiales urbaines, essentielles pour une compréhension approfondie de l'étalement urbain.

C'est dans cette perspective que, dans la première partie, nous avons généré des cartes d'occupation des sols à partir des images d'Oran et de Tlemcen datant respectivement de 2011 et 2018, et de 2011 et 2017. L'objectif est d'analyser les changements survenus entre ces périodes.

Par la suite nous avons effectué une analyse intra-urbaine en utilisant la tâche urbaine extraite lors de la première étape. Cette étape a pour objectif de cartographier les tissus urbains notamment les tissus urbains informels. Une méthode pour extraire et caractériser

l'évolution de la zone morphologique urbaine (ZMU) est proposée. Elle est formée par continuité bâti et artificialisé (c'est-à-dire sans coupures de plus de 200 mètres entre ces surfaces selon les recommandations adoptées à l'échelle internationale – INSEE, 2013).

À l'échelle des quartiers, notre étude propose une caractérisation des morpho-types urbains, appelés 'tissus urbains', à l'aide d'images multispectrales à haute résolution spatiale (2,5 m), obtenues à partir de l'imagerie ALSAT-2 (2018) fusionnée. Trois classes de tissus urbains ont été identifiées : l'habitat "formel", qui représente les logements réglementés ; l'habitat "informel", qui représente les habitats illicites, et les zones naturelles qui représentent la classe de paysages naturels. Une analyse exploratoire a été réalisée pour vérifier si les données spectrales et spatiales des images ALSAT-2 sont suffisantes pour cette distinction. L'analyse s'est basée sur neuf bandes (Vert (V), Rouge (R), Proche-Infrarouge (PIR), Indice de végétation (NDVI), Indice de brillance (IB), Homogénéité, Entropie, Surface et Elongation) calculées à partir des images ALSAT-2 fusionnées à 2,5 m de résolution spatiale. La création des unités d'analyse s'est déroulée en quatre étapes, impliquant le téléchargement des données Open Street Map (OSM), la vérification de leur qualité, la création de la zone morphologique urbaine (ZMU) et l'analyse statistique.

Une analyse statistique a été appliquée afin d'analyser et de comparer les trois classes selon leurs caractéristiques spectrales et texturales ; cette analyse est basée sur les neuf descripteurs mentionnés dans la première partie. Une sortie terrain nous a permis de sélectionner 18 individus pour chaque classe, dont une analyse moyenne/médiane a été réalisée. Cette analyse a révélé la variabilité des formes du tissu urbain informel, un défi complexe pour les chercheurs. Elle se caractérise par des structures de logement informelles et précaires, souvent construites de manière non conventionnelle et sans respect des normes urbanistiques. Aussi, le tissu urbain informel peut prendre différentes configurations spatiales, allant de regroupements d'habitations très denses à des structures plus dispersées. Tout cela pose des difficultés pour les méthodes de détection automatique. La détection de ce type d'habitat peut se baser sur des caractéristiques géométriques telles que la compacité, la complexité, la régularité ou l'irrégularité des structures, ainsi que sur des paramètres de texture. Des algorithmes de classification supervisée ou non supervisée peuvent être utilisés pour les séparer des autres types d'occupation du sol. Cependant, en raison de leur complexité, il est souvent nécessaire de combiner plusieurs approches et sources de données pour obtenir des résultats précis.

Notre méthodologie repose sur l'application d'une approche experte et déductive qui met l'accent sur l'utilisation de règles de connaissances expertes et d'indicateurs pertinents. Ces règles nous aident à définir les critères de sélection, les étapes de traitement des données et les seuils de validation.

Cette méthode s'articule autour de deux étapes cruciales. Tout d'abord, nous procédons à des tests de segmentation en utilisant différentes techniques pour identifier celle qui produit les résultats les plus performants. Cette phase est essentielle pour garantir l'application de l'approche la plus efficace à notre analyse. Ensuite, la deuxième étape implique une classification fondée sur une approche experte et déductive, en s'appuyant sur les résultats obtenus de la segmentation optimisée.

L'ensemble de nos travaux utilise l'imagerie ALSAT-2A et ALSAT-2B multi-temporelle (provenant de l'agence spatiale algérienne), d'une résolution de 10m en mode multispectrale et de 2,5 m en mode panchromatique.

Suite aux premiers résultats, une demande de programmation des images Pléiades tri-stéréoscopiques via l'interface Dinamis (Dispositif institutionnel National d'Approvisionnement Mutualisé en Imagerie Satellitaire) a été effectuée. Deux scènes ont été obtenues couvrant la région Ouest et Est de l'agglomération oranaise.

D'autres données géographiques ont été mobilisées ; tels que les données topographiques sur les réseaux de communications issus de la BD Open Street Map (2021), ainsi qu'un modèle numérique de terrain de 30m téléchargé du site Geological Survey (USGS).

Structure de la thèse

Notre thèse se déploie selon une structure méthodique pour explorer les multiples dimensions de l'étalement urbain et du tissu urbain informel en Algérie. Le premier chapitre s'engage à établir les fondements essentiels en définissant les concepts clés de l'urbanisation et de l'étalement urbain, tout en examinant les mécanismes sous-jacents à l'expansion des zones urbaines dans le contexte algérien. Il se penche également sur l'engagement de l'état dans l'aménagement du territoire, en se concentrant sur les études de planification urbaine, les nouvelles formes urbaines et met en avant le rôle de l'habitat informel dans ce panorama.

Le deuxième chapitre se focalise sur l'apport fondamental de la télédétection dans la cartographie de l'occupation des sols, quantifiant ainsi l'étalement urbain. Il explore également les métriques paysagères pour qualifier les espaces urbains et leurs changements, tout en étudiant spécifiquement le tissu urbain informel à travers l'usage de l'imagerie THRS.

Le troisième chapitre détaille la méthodologie de notre étude, examinant avec précision les différentes sources d'images disponibles telles que celles d'ALSAT-2 et de Pléiades, ainsi que les processus de qualité d'image, de correction géométrique, de fusion et de mosaïquage utilisés pour préparer les données.

Dans le quatrième chapitre, notre analyse se concentre sur l'occupation des sols et les changements observés dans les villes d'Oran et de Tlemcen, fournissant une synthèse détaillée de l'évolution spatiale des classes d'occupation du sol entre différentes années.

Le cinquième chapitre approfondit l'analyse en se penchant sur la caractérisation des tissus urbains à travers diverses méthodes, incluant l'analyse avec métriques, la classification supervisée et non-supervisée et l'analyse en composante principale, focalisant principalement sur la ville d'Oran.

Le sixième chapitre se consacre spécifiquement à l'étude du tissu urbain informel en utilisant des données de télédétection à très haute résolution spatiale ainsi que la stéréoscopie. Il propose également une méthodologie reproductible de cartographie du tissu urbain informel afin d'évaluer l'intérêt des données 3D.

Enfin la conclusion et les perspectives mettent en évidence la nécessité des méthodologies avancées pour une gestion urbaine durable et une planification efficace face à l'urbanisation rapide et aux habitats informels en Algérie.

Chapitre 1.

L'étalement urbain en Algérie et les contraintes socio-économiques

Table des matières

1.1 Contexte, définitions et mécanismes sous-jacents	20
1.2 Le développement démographique et l'urbanisation en Algérie.....	22
1.3 L'engagement de l'état dans l'aménagement du territoire.....	25
1.4 Les nouvelles formes urbaines et le tissu urbain informel	26
1.5 Dynamiques Urbaines : Perspectives, Politiques et Impacts.....	29
1.5.1 Processus de développement et dynamiques urbaines	29
1.5.2 Les enjeux de la planification urbaine à Oran et Tlemcen.....	33
1.5.3 Les impacts environnementaux et socio-économiques	35
1.6 Conclusion.....	35

1.1 Contexte, définitions et mécanismes sous-jacents

Au fil des siècles, les villes ont prospéré et ont attiré une part croissante de la population, de l'activité économique, de l'influence et du pouvoir. Aujourd'hui, elles incarnent l'expression même de nos sociétés, reflétant à la fois leurs potentiels et leurs limites.

Dans le contexte de l'urbanisation mondiale, on observe une croissance soutenue des grandes villes, qui sont soumises à la pression démographique et aux activités économiques. Elles s'étendent continuellement, dépassant les limites de leurs anciennes enceintes pour se développer en banlieues, en zones périurbaines et même en territoires ruraux autrefois dominés par l'agriculture. Cette expansion perpétuelle intègre de nouvelles couronnes urbaines, transformant ainsi les contours des villes. Cependant, elle a souvent pris une forme informelle, en raison d'une population dépassant la capacité d'accueil, conduisant à une croissance urbaine démesurée qui a pratiquement épuisé les ressources foncières disponibles. Cela s'est traduit par un territoire urbain de plus en plus vaste, avec de nombreuses extensions urbaines qui se sont développées sans planification préalable (Rahal et al. 2018).

L'étalement urbain est l'un des phénomènes distinctifs des villes soumises à des processus d'urbanisation rapides (Chen et al., 2014 ; Osman et al., 2016). L'expression "étalement urbain" est couramment employée dans le domaine de l'urbanisme pour décrire l'expansion des zones urbanisées. C'est un phénomène qui se traduit par une augmentation de la superficie des zones urbaines, accompagnée d'une dispersion des lieux de résidence entre les anciens centres et les zones périurbaines (Paramivasm, 2020).

Le terme « Etalement » signifie simplement l'extension de la ville et de ses banlieues sur de plus en plus de terres rurales se trouvant à la périphérie d'une zone urbaine, alors qu'en réalité c'est un phénomène très complexe, marqué par un éparpillement des activités et une sub-urbanisation résidentielle aux différentes échelles du territoire (Bekele, 2005). Il fait référence à la croissance rapide des zones urbaines résultant d'une croissance incontrôlée, non coordonnée et non planifiée (Noor et Rosni., 2013). Dans de nombreuses villes du monde, l'étalement urbain est devenu problématique pour divers acteurs, et ce, pour plusieurs raisons. Il touche les autorités locales et nationales, les urbanistes, les citoyens, les entreprises, les organisations environnementales et de développement, ainsi que d'autres parties prenantes impliquées dans le développement urbain. La croissance rapide de la population urbaine, l'expansion des infrastructures, les enjeux de mobilité, l'occupation et l'utilisation du sol ainsi que les ressources naturelles sont autant de défis majeurs découlant de l'évolution démographique. Cette dernière se caractérise par l'accroissement de la population d'une région ou d'un pays au fil du temps, résultant du déséquilibre entre les taux de naissances, de décès et des mouvements migratoires. Ce phénomène démographique a des implications considérables sur divers aspects de la vie humaine, allant de l'économie et de l'environnement aux ressources naturelles et l'aménagement du territoire. Cette expansion urbaine incontrôlée a également exacerbé les défis liés à l'urbanisation. La compréhension de ces phénomènes est cruciale pour une gestion urbaine plus efficace et durable, de même que pour l'établissement de solutions appropriées. Cette gestion nécessite

cependant de comprendre les tenants et les aboutissants de l'étalement urbain, de saisir les enjeux et les conséquences qu'il provoque à court terme, à moyen et à long termes, tant sur le plan spatial que social et environnemental (Barcelo, 1993).

Au cours des derniers siècles, la population mondiale a connu une croissance spectaculaire, passant d'environ 1 milliard d'habitants au début du 19^{-ème} siècle à trois milliards d'habitants au 20^{-ème} siècle et à plus de 7 milliards aujourd'hui (ONU, 2022.). Actuellement 57% de la population mondiale vit dans des zones urbaines. Cette augmentation démographique rapide a été alimentée par plusieurs facteurs tels que la baisse du taux de mortalité infantile, les avancées médicales, les progrès technologiques et surtout l'amélioration des conditions de vie dans de nombreuses régions du monde. Cependant, cette croissance n'est pas uniforme dans toutes les régions, certains pays connaissent une croissance rapide de la population, tandis que d'autres font face à des taux de natalité en baisse et au vieillissement de la population. Ces disparités démographiques créent des défis et des opportunités uniques pour les pays et les communautés à travers le monde.

En 2023, l'Afrique abrite une population totale de 1,5 milliard d'habitants. Au cours de la période de 1950 à 2015, la croissance de la population urbaine sur le continent a été remarquable, passant de 27 millions à 567 millions de personnes, ce qui représente une augmentation de 2 000 %. (OCDE, 2020). Actuellement, plus de la moitié de la population africaine réside dans des zones urbaines comptant plus de 10 000 habitants. Comprendre la dynamique de l'urbanisation en Afrique s'avère particulièrement complexe en raison de divers facteurs, tels que les différentes définitions de ce qui est considéré comme "urbain" ainsi que les défis liés à l'obtention de données démographiques précises et actualisées. L'étalement urbain en Afrique est également influencé par un important mouvement de migration en provenance des zones rurales. Dans les villes méditerranéennes, et plus spécifiquement en Algérie, l'étalement urbain s'avère être un phénomène majeur qui façonne l'aménagement du territoire. À la base de ce processus se trouve également cette migration massive des campagnes vers les centres urbains, engendrant une demande croissante de logements, d'infrastructures et de services, alimentant ainsi l'expansion des zones urbaines.

La dynamique de l'urbanisation est influencée par de nombreux facteurs (Karakayaci, 2016) dont les impacts varient selon le contexte national : climat et géographie, revenus des populations, institutions et politiques publiques, cycles économiques, etc (Heinrigs, 2020). Par exemple, en Amérique, la demande de maisons individuelles spacieuses avec des jardins en contact avec la nature, et les modes de vie introvertis sont les principales raisons de l'étalement urbain (Bruegmann, 2005 ; Nechyba et al, 2004). Dans un rapport de la Commission Européenne, les raisons de l'étalement urbain en Europe ont été regroupées en six catégories principales. (EEA, 2006)

a. L'économie globale : Les zones urbaines offrent souvent plus d'opportunités d'emploi, ce qui attire les gens vers les villes, créant ainsi une demande croissante de logements.

b. Le développement des réseaux de transports : Le développement d'infrastructures de transport telles que les autoroutes peut faciliter la croissance des zones périurbaines.

c. la Croissance démographique : L'augmentation de la population dans certaines régions entraîne la nécessité de construire de nouveaux logements et infrastructures.

d. les Problèmes en milieu urbain : Complexités urbaines liées aux nuisances sonores, à l'exiguïté des habitations, à un environnement peu sain, à la médiocrité du système éducatif et à l'absence d'espaces verts.

e. la Préférence de vie : Certaines personnes préfèrent vivre dans des zones moins denses, avec plus d'espace et une meilleure qualité de vie, ce qui les pousse à choisir les zones périurbaines.

f. Le Cadre de réglementation : Une planification faible de l'utilisation des terres, une mise en application médiocre des plans existants, un manque de coordination et de collaboration horizontale et vertical.

Les enjeux de l'étalement urbain nous conduisent à examiner les dynamiques démographiques en Algérie. Pour comprendre l'évolution urbaine du pays, il est essentiel d'analyser la croissance démographique, les migrations internes, les transformations des modes de vie urbains et ruraux, ainsi que la répartition géographique de la population.

L'étalement urbain constitue une caractéristique majeure du paysage algérien, avec des impacts sur l'utilisation des terres, la mobilité, les infrastructures et la qualité de vie. Pour aborder ces problématiques, il est nécessaire de saisir les mécanismes du développement démographique et leur influence sur l'urbanisation.

Pour assurer la clarté et la cohérence tout au long de notre travail, nous adopterons ces définitions comme références fondamentales. Notre exploration des mécanismes sous-jacents à l'expansion des zones urbaines s'attardera sur les processus qui sous-tendent le développement urbain. Ces mécanismes nous aideront à mieux comprendre comment les concepts définis précédemment se manifestent dans la réalité urbaine en constante évolution.

1.2 Le développement démographique et l'urbanisation en Algérie

En Algérie, la question du développement démographique revêt une importance cruciale, exerçant une influence profonde sur l'évolution du pays. Au cours des dernières décennies, la population algérienne a enregistré une croissance substantielle, passant d'environ 10 millions d'habitants dans les années 1960 à plus de 46 millions aujourd'hui (ONS, 2023). Cette croissance a conduit à une urbanisation marquée, qui a évolué de manière significative au fil des décennies. Elle est passée de 25% en 1954 à 31,4% en 1966, puis à 70,7% en 2015, elle pourrait même atteindre 82,1% d'ici 2050 selon les estimations de l'ONS.

Au lendemain de son indépendance, le pays était majoritairement rural, avec 69% de sa population vivant dans les campagnes. Toutefois, au fil du temps, il a connu une transformation significative, réduisant progressivement son déficit urbain jusqu'à atteindre un taux d'urbanisation estimé à 70% en 2014, (rapport national de 2014). Le taux de croissance démographique demeure considérablement élevé au sein des zones urbaines, affichant une

moyenne annuelle de 2,89%. En parallèle, au cours de la dernière décennie, le taux de croissance de la population rurale a continué de diminuer, atteignant un taux négatif de -0,46% (Tableau 1-1).

RGPH	Population Urbaine		Population rurale		Population totale	
1966	3.778.482	31.4 %	8.243.518	68.6	12.022.000	100 %
1977	6.686.785	40.0 %	10.261.215	60.0	16.948.000	100 %
1987	11.444.249	49.7 %	11.594.693	50.3	23.038.942	100 %
1998	16.966.941	58.3 %	12.133.926	41.7	29.100.867	100 %
2008	22.591.964	66.3 %	11.488.336	33.7	34.080.030	100 %

Tableau 1- 1. Croissance des population urbaine et rurale entre 1966-2008 en Algérie (source : RGPH 2008).

L'importante croissance de la population urbaine qui caractérise l'Algérie a d'abord concerné les villes du Nord du pays ; celles qui comprenaient de grandes agglomérations enregistraient les taux de croissance les plus forts. Cette concentration de la population est fortement marquée au Nord qui est représenté par la bande littorale, cette zone est privilégiée en raison de ses terres agricoles fertiles, de ses infrastructures de transport, de communication et de ses installations industrielles. Cette concentration démographique dans la région côtière est un trait caractéristique de la répartition spatiale de la population en Algérie. La deuxième zone se situe entre les deux chaînes de montagnes de l'atlas tellien et l'atlas saharien, elle couvre une superficie de 255 000 km² soit 10,7% de la superficie du territoire avec près de 53% de la population totale avec une densité de 70,6 hab/km². Le "Sud", une immense étendue saharienne de 2 millions de km², constitue plus de 87% du territoire algérien, mais demeure faiblement peuplé. En 2008, ses 3,7 millions d'habitants représentaient seulement 10,9% de la population totale, avec une densité de population très faible de seulement 1,8 habitant par km². (RGPH, 2008) (Tableau 1-2).

Espace physique	Superficie approximative	Population			Densité hab/km ²			Taux d'accroissement annuel en %	
		1987	1998	2008	1988	1998	2008		
Bande littorale	1,9%	38,6	37,8	36,2	197,8	244,4	274	1,9	1,17
Tell et Steppe	10,7%	52,7	52,6	52,9	47,6	60	70,6	2,08	1,67
Nord intérieur (du littoral à la limite du Nord de l'atlas saharien)	12,6%	91,3	90,3	89,1	70,1	87,7	101,2	2	1,46
Sud	87,4%	8,7	9,6	10,9	0,96	1,35	1,8	3,04	2,94
ALGERIE	100%	100	100	100	9,7	12,2	14,3	2,11	1,61

Tableau 1- 2. Répartition de la population selon les trois grands ensembles de l'espace physique algérien (Source ONS 2008).

Cette répartition urbaine fait ressortir la prédominance de cinq wilayas (départements) qui, à elles seules, représentent 30.15% de la population totale urbaine. C'est à Alger, Oran, Constantine, Annaba et Blida où le taux d'urbanisation les plus élevés sont enregistrés de 90.79%, 80.16%, 76.46%, 75.55% et 71.74% respectivement, tandis que les grandes villes, destination de substitution des villes métropoles, tel que Tlemcen et Sétif enregistrent une croissance accélérée. Ce déséquilibre dans la répartition de la population est principalement causé par des facteurs économiques et géographiques qui ont joué un rôle déterminant dans la configuration actuelle du paysage urbain algérien.

Pendant la période entre les deux recensements précédents (1988-2008), le taux d'accroissement annuel était de 1.6 %. La population totale de la métropole d'Alger première ville d'Algérie, était de 2 988 145 habitants en 2008 quand le recensement général de la population et de l'habitat a été effectué. En 2018 la population de la ville était de 3 242 504 habitants soit un accroissement annuel moyen de 29 503 habitants. Cette haute densité démographique concerne particulièrement le centre de la ville qui surchargeait inévitablement les divers secteurs tels que l'éducation, le transport, l'habitat ainsi que l'eau potable. La deuxième ville qui a connu une forte croissance urbaine après la capitale est la ville d'Oran deuxième ville d'Algérie, située au Nord-Ouest du pays, a été la preuve d'un développement démographique et urbain considérable après l'indépendance. Le taux de la population était de 519 015 habitants en 1977, il est passé à 1 454 078 en 2008 (selon ONS : RGPH 2008), le taux d'accroissement entre 1998 et 2008 était de 1.9% (Kadri et al, 2015). Aujourd'hui la ville compte plus de 1.8 millions d'habitants avec une densité de population de 685 habitants / km² (apc, oran)

La ville de Constantine, métropole fortement urbanisée qui ne cesse de se développer et ce malgré une assiette urbaine portée à saturation (Arama, 2017), représentait en 2008, 938 475 habitants avec une croissance annuelle de 1.5 %. Dernière métropole, Annaba, une ville côtière de l'extrême Nord Est Algérien, a aussi connu un accroissement urbain important, elle est située à 600km d'Alger et à 80km de la frontière algéro-tunisienne, la ville abritait 609 499 habitants en 2008, sur une superficie de 1412 km² avec un taux d'accroissement de 0.9%, la densité de la population de la wilaya était donc de 431.6 habitants (RGPH, 2008).

L'expansion urbaine à Annaba ne se fait plus de façon continue du centre vers la périphérie, mais progresse par sauts et tend à se structurer autour des pôles secondaires dont la taille, les fonctions et l'emprise territoriale varient d'un cas à l'autre (Benlakhlef, 2009). Une autre wilaya qui a aussi connu une forte urbanisation est la wilaya de Blida, dont le taux d'urbanisation en 1987, 1998 et 2008 était respectivement de 62.6%, 72.8% et 76, 94%, le taux de croissance annuel était de 3.3% entre 1987 et 1998, et de 3.1% entre 1998 et 2008.

Ces évolutions ont plongé l'Algérie dans une étape de transition. Depuis le début des années 2000, l'Algérie est engagée dans une nouvelle phase de sa mutation urbaine, marquée par une expansion importante du nombre d'agglomérations urbaines, qui ont été multipliées par six en l'espace de trente ans, passant de 95 en 1966 à 579 en 1998. La croissance des agglomérations est marquée par une augmentation spectaculaire des grandes villes du Nord, ainsi que par la prolifération croissante des petites agglomérations. Malgré l'augmentation de la population dans les petites villes de taille comprise entre 5 000 et 10 000 habitants, leur proportion par rapport à la population totale du pays diminue d'un recensement à un autre. Entre 1987 et 1998, leur population a augmenté de 700 000 individus, et au cours de la dernière décennie, elle a augmenté de 300 000 habitants. Cependant, le taux moyen d'accroissement de la population dans ces agglomérations reste inférieur à celui de la population totale du pays et a diminué de 50% par rapport à celui enregistré en 1998.

Face à l'augmentation constante du nombre d'agglomérations et à la complexité croissante de l'urbanisation, l'engagement de l'état dans l'aménagement du territoire devient une nécessité impérieuse pour gérer cette transformation urbaine de manière durable et équilibrée.

1.3 L'engagement de l'état dans l'aménagement du territoire

La gestion de la croissance urbaine constitue l'un des principaux défis que l'Algérie doit relever, tout en veillant à développer les villes en respectant les impératifs environnementaux. Durant la période postindépendance, allant de 1962 à 1973, la planification et la réglementation urbaine se faisaient sur le sillage de la législation française (Sahraoui et Bada, 2021).

Après l'indépendance et sous l'effet d'une pression économique et sociale croissante, le gouvernement Algérien a reconduit les lois d'urbanisme existantes, afin d'assurer la continuité du fonctionnement des systèmes urbains (Kadri, 2015). L'urbanisation s'est axée sur la reconstruction du pays et la satisfaction urgente des besoins essentiels de la population, notamment en matière de logements, d'équipements et d'infrastructures. Juste après le plan de Constantine, différentes mesures de réaménagement ont été lancées, ou plusieurs outils ont été instaurés à partir de 1974 : Le plan d'urbanisme directeur PUD (1974-1995), Le plan directeur d'aménagement et d'urbanisme PDAU et le plan d'occupation du sol POS (1995).

a. Le Plan d'Urbanisme Directeur (PUD) 1974- 1995 : Ce plan devient le principal outil des villes algériennes après l'indépendance, sa phase d'élaboration a duré dix ans, son approbation n'a été faite qu'en 1977. Il a tenté de répondre aux besoins sociaux et

économiques en matière de logements, d'équipement et d'emplois et de maîtrisé l'extension anarchique des villes.

Le PUD à cette époque et jusqu'en 1990, ayant un caractère purement foncier n'avait pas répondu aux réalités des villes Algériennes et n'a pas réussi à régler leurs dysfonctionnements. L'état Algérien avait pris alors la décision de mettre en place la loi n° 90-29 du 1er décembre 1990 relative à l'aménagement et à l'urbanisme qui établit le cadre juridique de la planification urbaine, en termes de règles fonctionnelles et de normes d'occupation du sol. Elle comprend deux instruments d'urbanisme : le Plan Directeur d'Aménagement et d'Urbanisme (PDAU) à l'échelle des agglomérations, et le Plan d'Occupation des Sols (POS) en tant qu'instrument de détail.

b. Le Plan Directeur d'Aménagement et d'Urbanisme (P.D.A.U) - 1995 : Initié par les autorités locales, le PDAU est obligatoire pour toutes les communes désirant avoir une politique urbaine ambitieuse (Boukhabla, 2011). C'est un plan directeur au sens classique du terme, il est à la fois le guide de gestion et de révision, son principal objectif est de prévoir le développement d'une commune à court, moyen et long terme en définissant l'extension des agglomérations et des constructions dans les zones rurales et de déterminer les besoins théoriques de la population en termes de logements et d'équipements sur une période de 20 ans.

c. Le Plan d'Occupation du Sol (POS) : Le POS est un « instrument juridique » d'urbanisme, il ne peut être établi en l'absence d'un PDAU réglementairement approuvé, c'est un document essentiel pour construire, équiper et protéger un territoire. Son principal objectif est de fixer les droits de construction en maintenant la forme urbaine, d'organiser les formes et de protéger les droits de construction et d'utilisation des sols.

En raison des contraintes temporelles associées aux processus de recensement, ainsi que du manque de ressources financières, les formes du tissu urbain informel ont vu le jour. Cette forme d'urbanisation non réglementée reflète la capacité des communautés à s'adapter face à des besoins immédiats en matière de logement, tout en posant des défis importants en termes de gestion urbaine et de développement durable.

1.4 Les nouvelles formes urbaines et le tissu urbain informel

Pendant presque cinquante ans, l'étalement urbain, en raison de son ampleur sans précédent, a considérablement altéré la manière dont les villes interagissent avec leur environnement, favorisant ainsi l'apparition de nouvelles configurations urbaines appelées aussi formes urbaines. Cette évolution découle principalement de deux facteurs fortement liés : les transformations du système productif et l'émergence de nouveaux modes de vie. (Ebotourin et al, 1995). La dynamique suscitée par l'arrivée croissante de nouvelles populations dans la ville et ses environs est associée à l'émergence, voire à l'exploration, de nouvelles approches de la vie résidentielle. Cette situation donne lieu à des expérimentations et à l'invention de modes d'habitation novateurs qui s'adaptent aux besoins changeants et aux réalités socioculturelles en constante évolution (Lakjaa, 2009).

Pour comprendre pleinement ces évolutions, il est crucial d'analyser la configuration urbaine, qui englobe les caractéristiques physiques définissant les zones urbanisées, telles que leur forme, leur taille, leur densité et leur agencement. En Algérie, tout comme dans de nombreuses autres régions du monde, de nouvelles formes urbaines émergent en réponse aux évolutions démographiques, économiques et environnementales. Des initiatives telles que le développement de nouvelles villes ou plusieurs projets de création de villes nouvelles comme Tizi Ouzou, Sidi Abdellah et Tamanrasset ont été lancées dans le but de décongestionner les grandes villes existantes et de répondre à la demande croissante en logements et infrastructures. La rénovation des anciens quartiers vise à revitaliser les zones urbaines historiques, tandis que les coopératives immobilières jouent un rôle majeur dans la construction de nouveaux logements, répondant ainsi à la demande croissante en matière de logement. Parallèlement, des zones industrielles émergent dans de nombreuses villes algériennes, favorisant la croissance économique et la diversification industrielle, ce qui crée des opportunités d'emploi. Les maisons individuelles restent populaires, surtout dans les zones périurbaines et rurales, offrant une variété de styles, des plus traditionnels aux plus modernes. Les immeubles résidentiels, en particulier dans les centres urbains, proposent une gamme diversifiée de solutions de logement, des petits appartements aux imposantes tours résidentielles. Les ensembles résidentiels planifiés intègrent souvent différents types de logements, des espaces verts et des équipements communautaires pour offrir un environnement de vie complet. L'Algérie s'efforce également de fournir des logements sociaux abordables dans le cadre de projets gouvernementaux, tandis que les projets de rénovation urbaine modernisent les quartiers anciens en améliorant les infrastructures et le logement. Le Développement de la promotion du logement s'est concrétisé par le déploiement d'un programme de logement diversifié, comprenant plusieurs modalités :

- La construction de logements ruraux.
- L'offre de logements sociaux en location.
- La promotion de logements sociaux participatifs (LSP, LPP)
- La mise en place de logements en location-vente. (AADL)
- Le développement de logements promotionnels.

Ces différentes formes urbaines reflètent la diversité des besoins et des préférences des Algériens, dans un contexte d'urbanisation en évolution constante. Une autre dynamique significative est l'émergence du tissu urbain informel, un phénomène complexe qui est devenu une composante essentielle influençant non seulement la morphologie des villes, mais aussi les défis sociaux et environnementaux. Comprendre ces dynamiques urbaines variées (planifiées et informelle) est essentiel pour guider les politiques d'urbanisme et promouvoir un développement urbain équilibré et durable en Algérie.

L'habitat informel qui désigne un habitat défavorisé souvent développé sans contrôle, ni planification (Marikato, 2000) porte des appellations différentes selon les pays : Favelas au Brésil, gecekondus en Turquie, villas miserias en Argentine, slum en Inde, achwaiya en Egypte et faoudhaoui en Algérie. Ces appellations font toutes référence à une norme urbanistique et foncière non respectée par leurs habitants, avec un lien spatial et social totalement absent avec le reste de la ville (Mebirouk, 2018). Ce type d'habitat est défini dans

un premier temps comme un habitat illégal à caractère informel relevant de la précarité, communément appelé « le Bidonville » (Trache, 2011). Le caractère informel repose au moins sur trois fondements essentiels : le juridique (illégal ou illicite), le morphologique (informel, inachevé), le temporel (spontané) (Lakjaa, 2009). Selon l'ONU " un habitat informel est un groupement de plus de 10 logements situés sur des terrains publics ou privés, construits sans autorisation du propriétaire, en dehors de toute formalité juridique et sans respect des lois de planification urbaine", dépourvu de plusieurs éléments : logement durable, espace de vie suffisant (c'est-à-dire pas plus de trois personnes partageant la même pièce), accès difficile à l'eau potable en quantité suffisante et prix abordable, l'accès à un assainissement adéquat et enfin la sécurité d'occupation des lieux qui empêche les expulsions forcées.

Ce type d'habitat représente un vrai problème pour plusieurs pays du monde et spécialement dans les pays en voie de développement où l'urbanisation a été massive à cause d'une politique d'économie stagnante et une mauvaise planification, ce qui a mené à créer une pauvreté concentrée dans des habitats informels dans les grandes villes (UN-Habitat, 2018). En 2000, le nombre d'habitants dans le monde vivant dans les zones d'habitats informels était de 776 millions, qui est passé à 827, 863 et 881 millions en 2010, 2012 et 2015 respectivement, ce qui représentait près de deux tiers de la population de l'Afrique sub-saharienne, d'Afrique et l'Asie (UN-Habitat, 2014). Les dernières estimations de UN-habitat suggèrent qu'en Afrique 62 % de la population urbaine vit dans les quartiers informels, elle atteint jusqu'à 30% en Asie, et 24% en Amérique latine et aux caraïbes. (UN-Habitat, 2015).

L'habitat informel, souvent considéré comme la représentation emblématique des quartiers informels, ne constitue qu'une fraction minime des habitations. En Algérie, la plupart des habitats informels sont construits à partir de matériaux modernes et locaux tels que le béton armé, le parpin, etc. (Figure 1-1). L'informalité réside soit dans la construction dans des zones non urbaines ou non aptes à la construction, soit dans des constructions réalisées sans autorisation ce qui rend la définition de l'habitat informel différente de celle de nombreux autres pays en développement, où la majorité des bâtiments sont construits à partir de matériaux récupérés (Djerriri, 2012). Ceci engendre également la complexité de la distinction entre les habitations érigées dans des zones informelles.

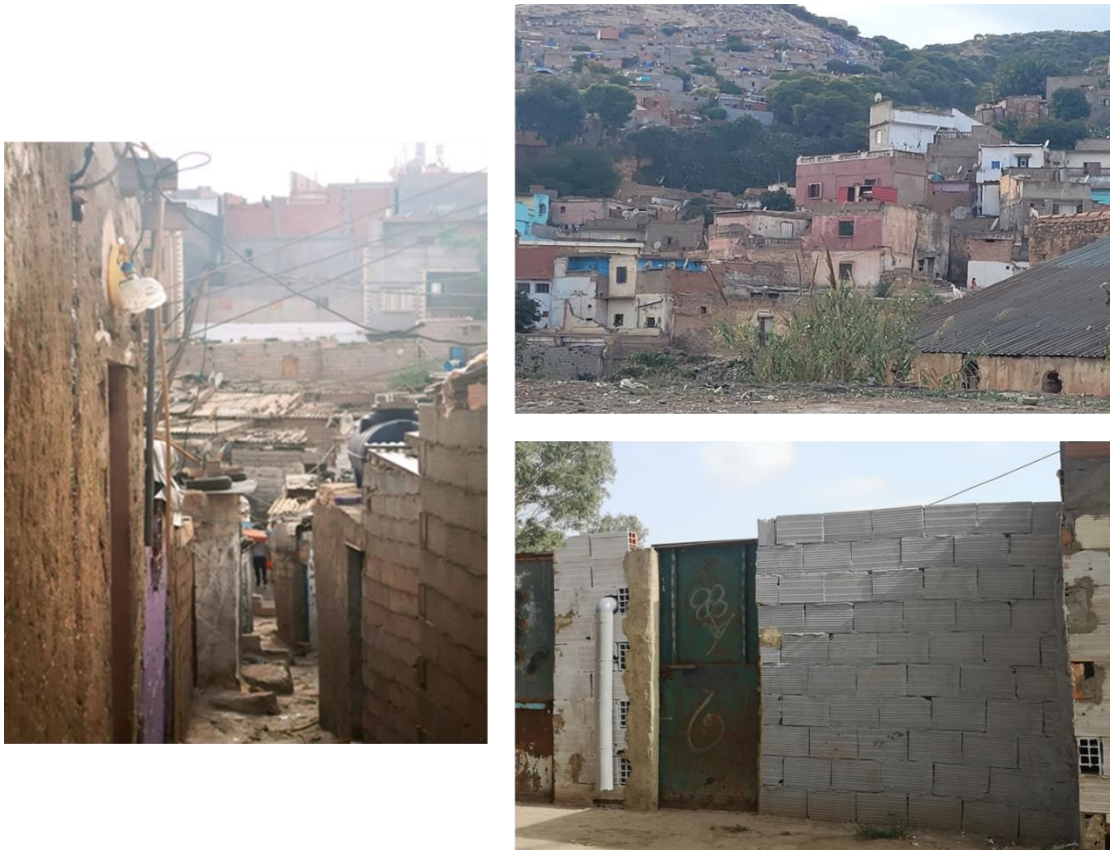


Figure 1- 1.Illustration de l'habitat informel à Oran.

Afin de pallier les problèmes de l'habitat informel, le gouvernement Algérien a mis en place un programme de Résorption (RHP) à travers plusieurs villes du pays notamment Oran. Ce programme se fixe comme objectif l'amélioration des conditions de vie et d'habitat des résidents et des zones à faible revenus, et surtout à l'intégration urbaine et sociale de ces quartiers à la ville. Financé par la Banque Mondiale, le RHP a vu le jour suite au décret présidentiel du 7 décembre 1998, portant approbation de l'accord de prêt signé le 9 juillet 1998 à Washington aux Etats-Unis, entre l'Algérie et la Banque Internationale pour la Reconstruction et le Développement (B.I.R.D.)

Malgré ces avancées concernant la mise en route de nouveaux paradigmes, et principes d'organisation, le programme RHP a été clôturé avant son terme en juin 2003, à cause de la difficulté rencontrée pour effectuer des programmes dont le montage repose essentiellement sur la participation de la population bénéficiaire (Mebirouk, 2018).

1.5 Dynamiques Urbaines : Perspectives, Politiques et Impacts

1.5.1 Processus de développement et dynamiques urbaines

L'espace urbain que constitue la ville d'Oran, en fait un site d'étude représentatif des villes algériennes très dynamiques, de par son histoire, son caractère métropolitain ainsi que son processus d'urbanisation. La ville de Tlemcen est choisie car elle présente aujourd'hui une

forte urbanisation et une concentration de la population urbaine au niveau de ses agglomérations sans précédent depuis les années quatre-vingt.

L'agglomération oranaise continue d'évoluer sous les effets conjugués de l'accroissement démographique et des flux d'immigration ininterrompus. Elle illustre aujourd'hui une production urbaine peu maîtrisée malgré la formalisation d'une démarche de planification à travers le système du Plan Directeur d'Aménagement et d'urbanisme et le Plan d'Occupation du Sol PDAU-POS (Kadri et al, 2015). Ce phénomène de développement est dû à la croissance démographique causée par l'exode rural, ce qu'on appelle aujourd'hui les nouvelles migrations vers la métropole et sa périphérie dans les années 1960 ainsi que par l'insécurité due à la crise économique et politique durant la décennie noire dans les années 1990 qui a provoqué une croissance urbaine inconsidérée. L'éclatement du bâti aggloméré a un double statut dans la mesure où certains noyaux ont été implantés d'une manière légale alors que d'autres l'ont été d'une façon illégale, du moins à l'origine de leur mise en place (Bendjelid, 1998).

Selon les données du RGPH, la population de la ville d'Oran a connu une croissance remarquable en l'espace de cinquante ans, doublant pratiquement au cours de cette période (Figure 1-2). En 1998, le nombre d'habitants atteignait 1 213 839, alors qu'il était à 631000 habitant en 1987. Cette augmentation significative démontre une évolution démographique dynamique et un développement marqué de la population de la ville d'Oran au cours de cette période, ainsi elle devient l'une des régions les plus urbanisées du pays, avec un taux d'urbanisation dépassant les 90%. (Zouad et al, 2019).

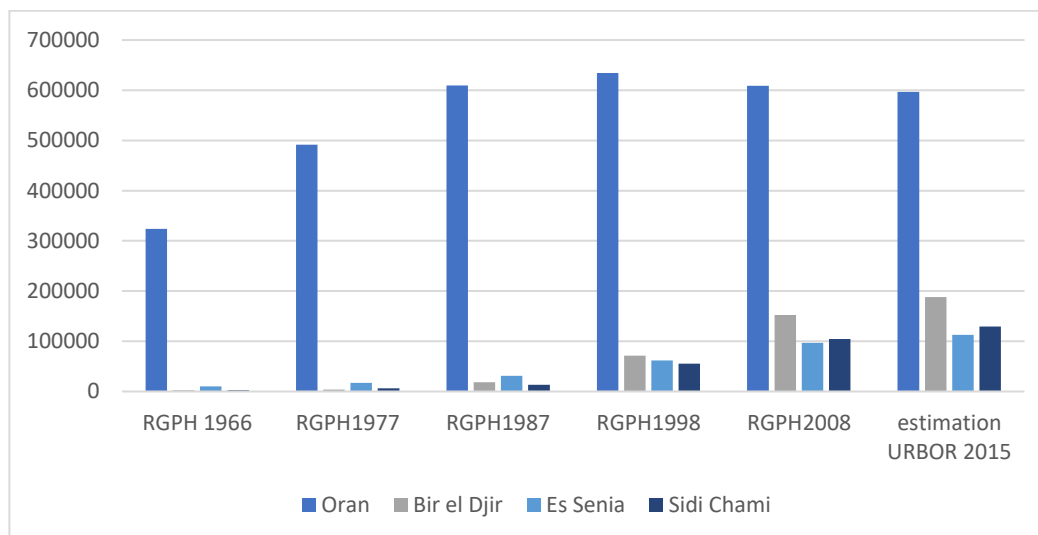


Figure 1- 2. Croissance démographique des quatre communes de l'agglomération d'Oran, de 1966 à 2015.

L'agglomération d'Oran, abritant près d'un million d'habitants, est formée par la réunion des communes d'Oran, Bir El Djir, Sidi Chahmi et Es-Sénia. Elle connaît actuellement une croissance démographique notable, comme en atteste la tendance marquée à l'augmentation de sa population. Cette croissance soutenue soulève des enjeux importants en matière d'aménagement urbain, de fourniture de services, et de gestion des ressources pour répondre

aux besoins de la population en constante expansion. (Lakehal, 2003). Oran affiche une disposition en étoile qui confère une clarté remarquable à sa configuration urbaine actuelle.

Les premières migrations ont abouti dans les centres anciens pour s'orienter ensuite vers les marges des villes formant des périphéries urbaines faites de bâti informel et de cités de recasement (Bendouina, 2008). Au lendemain de l'indépendance du pays, et après le départ massif des européens, Oran a connu une recomposition socio-spatiale (Bendroua et al, 2008). Elle a hérité d'un parc immobilier estimé à 40 000 logements. Le noyau fut occupé par des catégories de populations algériennes essentiellement constituées de commerçants et de fonctionnaires, pendant ce temps la ville n'a pas connu un grand changement (Gharbi, 2012). A partir de 1970, le centre-ville était saturé car les migrations se sont accentuées, passant de 31% en 1966 à 50% en 1987, la difficulté de se loger s'était fait sentir pendant que le parc immobilier hérité affichait un début de saturation (Bedidi et Cervelle, 2011). Jusqu'à 1975, Oran a connu son développement urbain à la périphérie immédiate de son centre historique, ce n'est qu'à partir de 1977 que la ville a connu une croissance spatiale spectaculaire causée par l'apparition des habitats informels (Bensafir, 2011). (Tableau 1-3).

	1966	1977	1987	1998	2008	2015
Commune d'Oran	2350	2810	3229	3292	3347	3363
Commune périphérique	64	70	905	2695	3646	4687
Agglomération d'Oran (total)	2414	2880	4134	5987	6993	8050

Tableau 1- 3. Croissance de l'urbanisation de l'agglomération d'Oran, de 1966 à (source : Kadri et al, 2015).

L'expansion urbaine d'Oran reflète actuellement une croissance urbaine mal maîtrisée. Les stratégies adoptées négligent les enjeux de qualité urbaine et de gestion des espaces publics, comme l'a souligné Kettaf (2013). Ces approches n'ont pas réussi à contenir l'étalement urbain ni à protéger les terres agricoles de l'invasion des constructions. En conséquence, le plan d'aménagement établi par l'État se retrouve dépassé par la croissance urbaine massive, peu après la mise en place des nouveaux projets d'aménagement et de développement, y compris les promotions immobilières (Nemouchi et Zeghiche., 2021). Comme dans tout le Maghreb, un fort décalage existe en Algérie entre la ville conçue par les aménageurs et la ville réelle, résultant des actions de la société.

L'État algérien est toujours en quête de solutions pour l'aménagement et l'urbanisme de ses territoires. La rapide dégradation des espaces (urbanisation, dégradation du littoral, pollution et destruction des habitats naturels, concentration de la population sur la zone littorale, etc.) représente un enjeu majeur de développement durable. Une politique urbaine et d'aménagement spatial du territoire est nécessaire pour maîtriser ces défis. La mise en œuvre du Schéma National d'Aménagement du Territoire (SNAT) et l'intégration de normes

d'urbanisation et de construction prenant en compte le développement durable devraient permettre de répondre à ces enjeux.

À l'instar d'Oran, Tlemcen a connu une vaste expansion. En 2008, la ville représentait une part modeste de la population totale du pays, avec seulement 0,49 % de la population algérienne. Selon les données de l'Office National des Statistiques (ONS, 2008), Tlemcen comptait environ 173 500 habitants à cette époque. Sa population croît annuellement de 1,8 %. La densité de population est de 104,7 habitants par km² et le taux d'urbanisation est de 1,38 %. En 2020, le nombre d'habitants avait atteint 1 116 058.

L'évolution du taux d'urbanisation à Tlemcen au fil du temps est remarquable. Il est passé de 72 % en 1977 à 80 % en 1987, 87 % en 1998 pour atteindre un pic de 91% en 2008. Cette évolution significative peut être attribuée à plusieurs facteurs. Tout d'abord, Tlemcen a bénéficié de nombreux avantages comparatifs qui ont attiré les populations vers la vie urbaine, en tant que chef-lieu de la wilaya, la ville a offert des équipements et des opportunités d'emploi considérables, ce qui a incité de nombreuses personnes à s'installer en milieu urbain. De plus, la décennie des années 90 a été marquée par une forte dévitalisation des espaces ruraux, ce qui a accentué le mouvement de migration vers la ville. Les conditions économiques et sociales difficiles dans les zones rurales ont incité de nombreuses familles à chercher de meilleures perspectives de vie en s'installant à Tlemcen. Cette combinaison de facteurs a donc contribué à l'augmentation rapide du taux d'urbanisation dans la région qui ont entraîné des modifications notables de sa configuration urbaine. Pour une analyse approfondie de cette structure urbaine, on peut la diviser en trois phases distinctes, à savoir : la médina, la période coloniale et la ville contemporaine, comme évoqué par (Bekkar, 1995).

1. La médina : La médina de Tlemcen présente les caractéristiques typiques d'une ville arabo-musulmane, avec une organisation spatiale dense, un réseau de rues étroites et régulières, et des remparts dotés de portes. Ce tissu urbain se distingue par une forte centralité, favorisant la convergence vers un point central majeur, qui sert de lieu de rencontre, de pratiques communautaires et religieuses, ainsi que de centre d'activités commerciales (Bessenouci, 2012). Pendant la période coloniale, des modifications architecturales significatives ont été apportées à la médina, marquées par l'introduction de nouveaux bâtiments administratifs, de grandes artères et d'infrastructures modernes (Saidi et Mouaziz, 2022). Ces transformations ont souvent contré la structure traditionnelle de la médina, orientée vers la préservation des formes architecturales locales, avec des constructions européennes s'implantant à côté des structures historiques.

2. La ville coloniale : Durant la colonisation, Tlemcen a traversé deux phases distinctes d'évolution. La première phase, qui s'étend des années 1920 aux années 1950, a connu une expansion urbaine assez hétérogène et parfois désorganisée, notamment à travers la création de quartiers résidentiels isolés, souvent autour de la gare et des principales routes nationales. Les autorités coloniales ont attribué des terrains en périphérie pour accueillir l'exode des colons et pour répondre aux besoins croissants en logements. Cependant, cette expansion, bien qu'en partie anarchique, a également été marquée par une ségrégation spatiale avec la séparation de la ville européenne et des zones réservées aux populations locales. L'extension a touché principalement l'Est et le Sud de la ville en raison de la proximité de la gare, facilitant

ainsi les échanges commerciaux et les déplacements, tandis que les terres agricoles à l'ouest étaient moins privilégiées en raison de leur usage agricole.

La seconde phase est marquée par l'instauration du plan de Constantine en 1958. Ce plan a été mis en place en réponse à la croissance démographique croissante, qui est passée de 37 398 habitants en 1906 à 78 696 habitants en 1960, selon le rapport de la sous-direction des statistiques d'Alger. Le Plan d'Urbanisme Directeur (PUD) a été introduit comme un outil d'aménagement visant à réguler le développement urbain, à orienter les implantations, à coordonner les initiatives privées et publiques, ainsi qu'à harmoniser les actions des administrations et des services techniques.

L'urbanisme colonial à Tlemcen a entraîné la démolition de quartiers existants et a utilisé la symbolique de la grande Mosquée pour établir la mairie comme le principal centre administratif, tout en ouvrant de nouvelles voies dans la ville. Ce plan a conduit à une ségrégation économique et sociale, où la médina a perdu ses fonctions et s'est appauvrie, tandis que le centre colonial est devenu le principal centre d'activités urbaines.

3. La ville moderne : La ville moderne : Après l'époque coloniale, Tlemcen a connu une expansion désordonnée caractérisée par des lotissements résidentiels et l'apparition de logements spontanés, conséquence de la destruction des zones rurales. La croissance démographique, combinée à une forte migration depuis les zones rurales, a conduit à l'émergence de nouveaux quartiers en périphérie de Tlemcen. Ces quartiers se composent principalement de constructions non autorisées, ainsi que de lotissements et d'habitats collectifs mal intégrés à l'environnement urbain existant.

La croissance urbaine de la ville s'est développée en deux volets distincts. D'un côté, elle a suivi une urbanisation planifiée avec la création de lotissements comme Kiffane, des zones d'habitat à urbanisation planifiée (ZHUN) telles qu'Imama, et plus récemment, des développements comme Oudjlida et les Champs de Tir. De l'autre côté, elle a également été le résultat d'une urbanisation informelle, déclenchée par des personnes mal logées, ce qui a engendré l'apparition de quartiers informels tels que Koudia et Chetouane.

Depuis 1962, la croissance s'est avérée impressionnante, marquée par l'expansion d'une zone industrielle de 220 hectares ainsi que d'une zone semi-industrielle de 80 hectares.

1.5.2 Les enjeux de la planification urbaine à Oran et Tlemcen

La mise en place du PUD a permis à la ville d'Oran de connaître une dynamique spatiale significative. Un nouvel instrument de planification spatiale, appelé ZHUN (zones d'habitat urbain nouvelles), a émergé dans le but d'étendre la ville vers les zones périphériques destinées à la réalisation de projets d'équipements. Cela concerne notamment les zones Nord-Ouest (Usto), ZHUN Hai Othmania, ZHUN Dar el Baida, ZHUN U.S.T.O., ZHUN Khemisti, ZHUN Seddikia, et ZHUN Fillaoucen.

Le PUD orientait les extensions sur le couloir d'urbanisation Nord-Est, où aucune construction ne devait être tolérée autour de l'agglomération, mais l'agglomération oranaise connaît une immense étendue des lotissements des communes de Bir-el-Djir et Es Senia qui s'est faite en dehors du PUD, en plus l'étendu des lotissements prend un rythme rapide sur

toutes les communes limitrophes dont l'ampleur n'avait pas été mesurée au départ, ainsi que la prolifération de l'habitat illicite et informel.

Le PUD se trouve rapidement dépassé par l'émergence des quartiers informels à la périphérie de la ville, entraînant ainsi une transformation morphologique de celle-ci (Kettaf, 2013). De plus, la croissance des quartiers informels préexistants à l'Ouest, tels que les Planteurs, El Hassi et Pont Albin, se poursuit sur le flanc Est du mont de Murdjajo.

À partir de l'année 2000, la ville d'Oran a développé un schéma de croissance radioconcentrique autour de ses cinq couronnes périphériques afin de répondre aux problèmes socio-économiques. Ce développement a vu l'émergence de zones industrielles (ZI) ainsi que de programmes d'habitat individuel, de coopératives immobilières et de lotissements, principalement implantés à Bir el Djir à l'Est de la ville. Cette expansion s'est justifiée par la disponibilité des réserves foncières et la médiocre qualité des terres agricoles (Bekhelifi, 2015), favorisant ainsi les promotions immobilières et la création de plusieurs quartiers tels que Hai el Akid Lotfi et Hai el Yasmine, devenant ainsi l'espace privilégié pour la croissance spatiale d'Oran. La mise en place de grands ensembles sous forme de Zones d'Habitat Urbaines Nouvelles (ZHUN) à Oran a entraîné une consommation foncière importante de plus de 700 hectares (Bedidi et Cervelle, 2011), se développant en couronnes entre le troisième et le quatrième boulevard périphérique, représentant les ceintures de la ville d'Est en Ouest. La cinquième couronne, plus récemment intégrée, continue cette dynamique en accueillant de nouveaux projets résidentiels et commerciaux, consolidant ainsi le rôle d'Oran en tant que centre urbain en pleine expansion.

Tout comme Oran, la ville de Tlemcen a traversé plusieurs phases d'aménagement urbain au cours de son histoire récente. En premier lieu, la mise en place du Plan d'Urbanisme Directeur (PUD) en 1971 a marqué un jalon important dans la planification urbaine de la région. Ce plan a servi de cadre directeur pour guider le développement de la ville et rationaliser son expansion, en mettant l'accent sur la création de quartiers résidentiels, de zones industrielles, et l'amélioration des infrastructures. Il avait notamment pour objectif l'implantation de la zone industrielle à Chetouane, de la zone semi-industrielle à Abou Tachfin, et du pôle universitaire Imama. Le PUD a également prévu une zone industrielle à l'Est de la gare, des déviations routières, l'expansion du réseau routier existant, ainsi que la construction de logements collectifs à Sidi Saïd, Bel Horizon, Beau Séjour, Bel Air, Cerisier et Rhiba (Fekih, 2017).

En remplacement du PUD, le Plan Directeur d'Aménagement et d'Urbanisme (PDAU) a été introduit pour apporter de nouvelles orientations et réglementations pour la croissance de Tlemcen. Ce plan a joué un rôle essentiel dans la gestion du territoire urbain en fixant des normes et des règles pour l'utilisation des terres, la construction de bâtiments, et le développement des infrastructures. Il a cherché à concilier le besoin de développement économique avec la préservation de l'environnement et du patrimoine culturel de la ville.

Le PDAU de 1997 a été révisé en 2003 pour s'adapter aux évolutions et aux besoins changeants de Tlemcen au fil du temps. Cette révision a permis de prendre en compte les nouveaux enjeux liés à l'urbanisation, à la mobilité, à la préservation de l'environnement et à la qualité de vie des habitants. La gestion de la qualité de l'urbanisation passe par

l'organisation des espaces extérieurs, le développement de solutions de stationnement et la création d'espaces verts, entre autres. Ainsi, ces plans successifs ont contribué à façonner le paysage urbain de Tlemcen et à orienter son développement de manière durable, tout en préservant son riche patrimoine culturel et historique.

1.5.3 Les impacts environnementaux et socio-économiques

L'étalement urbain présente de nombreux défis pour les régions métropolitaines, notamment en matière de transports, de services à la population et d'environnement. Il contribue de manière significative à l'érosion de la biodiversité en modifiant l'occupation des sols et la physionomie des campagnes, menaçant ainsi l'agriculture. De plus, il se fait souvent au détriment des espaces verts en milieu urbain, qui sont essentiels à la qualité de vie des citoyens grâce à leurs bénéfices environnementaux, sanitaires, sociaux et économiques. Ces espaces verts, hérités des générations précédentes, sont pourtant menacés par un développement urbain mal contrôlé, qui affecte leur biodiversité et leur intégrité, et parfois même leur existence.

Avec l'augmentation de la population mondiale et de l'urbanisation, le modèle d'utilisation des sols et du paysage a été profondément modifié, entraînant une série de défis environnementaux centrés sur l'urbanisation (Arsanjani et al., 2013). Ainsi, la protection des espaces verts et agricoles devient cruciale pour la durabilité des territoires, grâce aux nombreuses fonctions qu'ils assurent ou pourraient assurer, telles que le maintien de la biodiversité, la lutte contre les risques naturels, la multifonctionnalité des activités agricoles, et le développement de marchés alimentaires avec des producteurs locaux (Dubois-Taine et Chalas, 2000 ; Serrano, 2005).

Par ailleurs, l'étalement urbain transforme irréversiblement des terres fertiles en espaces bétonnés, et la fragmentation des espaces verts entraîne des pertes de biodiversité (Brunette, 2009). Il entraîne également des répercussions significatives sur les plans socio-économiques. Il entraîne une augmentation des coûts liés à l'extension des infrastructures et des services publics, comme les réseaux de transport, d'eau et d'électricité, ce qui exerce une pression financière sur les collectivités locales.

1.6 Conclusion

L'étude de l'étalement urbain en Algérie et de ses contraintes socio-économiques nous a permis de comprendre la complexité de ce phénomène. Nous avons commencé par définir l'étalement urbain et l'urbanisation, en explorant les mécanismes qui le sous-tendent. Il est devenu évident que le développement démographique en Algérie joue un rôle central dans l'expansion urbaine du pays. L'engagement de l'état dans l'aménagement du territoire est un facteur clé pour façonner l'évolution des zones urbaines en Algérie, bien que des défis subsistent. Nous avons également examiné les nouvelles formes urbaines et le tissu urbain informel en constante évolution. Les villes d'Oran et de Tlemcen ont été étudiées en détail, révélant des problèmes de fragmentation et de développement, mais aussi des efforts de planification gouvernementale pour améliorer la qualité de vie urbaine.

Enfin, nous avons analysé les impacts environnementaux et socio-économiques de l'étalement urbain en Algérie. Ce phénomène peut entraîner des conséquences complexes et parfois contradictoires, allant de la pression sur les ressources naturelles à l'amélioration des infrastructures urbaines.

L'étude de l'étalement urbain en Algérie est un domaine en constante évolution, et les défis qu'il pose sont multiples. Il est essentiel de continuer à explorer ces questions et à fournir aux gestionnaires et aux décideurs des connaissances et des informations objectives, actualisées et selon une démarche reproductible pour orienter les politiques publiques et urbanistiques dans une direction durable.

Dans le prochain chapitre, nous présenterons l'apport de la télédétection spatiale pour la cartographie de l'occupation des sols, l'étude de l'étalement urbain et du tissu urbain informel. Nous détaillerons les différentes méthodes utilisées ainsi que nos choix pour étudier, quantifier et analyser les espaces urbains.

Chapitre 2.

Apport de la Télédétection Spatiale pour l'Étude de l'Occupation des Sols, de l'Étalement Urbain et du tissu urbain informel

Table des matières

2.1 Cartographier et qualifier l'occupation de sols par télédétection spatiale et par les métriques paysagères.....	38
2.1.1 Les méthodes de classification en télédétection spatiale	40
2.1.1.1 La classification non supervisée	41
2.1.1.2 Classification supervisée	42
2.1.2 Les métriques paysagères pour qualifier les espaces urbains.....	53
2.2 Quantifier et qualifier l'étalement urbain	57
2.3 Le tissu urbain informel et l'apport de l'imagerie THRS.....	59
2.4. Conclusion.....	61

Dans un monde en constante évolution, la gestion des ressources foncières, la planification urbaine et la compréhension des dynamiques de l'occupation des sols représentent des défis cruciaux pour les sociétés modernes. L'urbanisation rapide, l'étalement urbain et la prolifération d'habitats informels requièrent des approches innovantes pour surveiller, analyser et anticiper ces transformations. Ce contexte complexe appelle à l'utilisation de la télédétection, de l'imagerie satellitaire, des méthodes d'intelligence artificielle (méthodes par apprentissage supervisée ou machine learning) et d'analyse spatiale. Ces sources de données et méthodes ont en effet déjà montré leur intérêt dans la gestion et l'analyse des évolutions des espaces urbains (Puissant et al, 2022).

C'est dans ce contexte que nous nous intéressons à la télédétection spatiale et aux images satellites optiques à Haute Résolution Spatiale (HSR) comme source de données principales pour étudier et quantifier les changements d'occupation du sol, l'expansion urbaine et la répartition de l'habitat informel sur de larges surfaces ainsi qu'aux méthodes avancées de traitement d'images qui restent un challenge en particulier pour les espaces urbains, hétérogènes et complexes. Nous présenterons également les méthodes géomatiques d'analyse spatiale telles que les métriques paysagères qui restent sous-utilisées en milieu urbain pour qualifier la forme urbaine et les changements (section 2.1). Dans la section (2.2), nous examinerons les recherches et les données mobilisées pour évaluer l'ampleur de l'urbanisation, en mettant l'accent sur l'identification des habitats informels.

2.1 Cartographier et qualifier l'occupation de sols par télédétection spatiale et par les métriques paysagères

L'occupation et l'utilisation du sol revêt une importance fondamentale en matière d'aménagement du territoire, influençant considérablement la configuration de notre environnement. Elle fait référence à la manière dont les activités humaines et naturelles se répartissent et utilisent les différentes zones de la surface terrestre, incluant ainsi une variété de types de terrains tels que les zones urbaines, les terres agricoles, les forêts, les zones humides, les étendues d'eau, et les déserts, entre autres (Assefa et al., 2021). La cartographie de l'occupation du sol permet d'étudier la répartition et l'organisation des surfaces terrestres ainsi que leur évolution dans le temps.

Dans le cadre de la surveillance des changements d'occupation du sol, la télédétection s'impose comme un outil essentiel pour analyser et extraire des informations sur l'occupation urbaine. De nombreuses recherches se sont appuyées sur des données de télédétection à basse et haute résolution, en utilisant notamment des images satellites Landsat et Spot. Les résolutions spatiales de ces images varient entre 30 et 60 m pour Landsat et entre 10 et 20 m pour Spot, permettant ainsi la cartographie détaillée de l'occupation du sol. L'étude de la croissance urbaine requiert des données à long terme sur la couverture terrestre et les changements d'occupation du sol. Ces données fournissent des éléments clés pour comprendre la morphologie urbaine et son évolution dans le temps (Moser et al., 2015).

L'imagerie satellitaire apparaît comme une solution optimale pour l'analyse et le suivi de l'étalement urbain. Les avancées technologiques des capteurs embarqués ont amélioré la fréquence et la qualité des données d'imagerie, permettant ainsi de fournir des informations pertinentes pour mieux comprendre les zones urbaines. Ces images, avec leurs résolutions spatiales et spectrales adéquates, sont particulièrement adaptées pour cartographier des paysages urbains et périurbains complexes et hétérogènes. Par exemple, les images optiques à haute résolution spatiale (HRS) (30 à 5 m) fournissent une idée précise de l'étendue des changements et de leur distribution (Matsuoka et al., 2004).

L'imagerie satellitaire à moyenne résolution a été largement utilisée pour détecter les changements urbains et extraire rapidement et précisément les zones bâties. Ces informations sont cruciales pour la planification urbaine, la gestion des catastrophes, les mises à jour numériques des villes et des bases de données géographiques (Qiqi Zhu et al., 2020). Yang et Lieu (2005) ont dérivé des surfaces urbaines imperméables afin de caractériser l'expansion spatiale urbaine, tandis que Ji et al. (2006) ont étudié les tendances et les modèles de l'étalement urbain à long terme en utilisant des images Landsat, également employées dans les méthodes d'extraction urbaine où des informations et des caractéristiques spatiales telles que la forme et la texture sont prises en compte. De nombreuses recherches ont démontré l'efficacité des images à haute résolution spatiale (HRS) pour l'extraction des zones bâties. Samat et al. (2019) ont utilisé des images multi-dates de Landsat 7 et Landsat 8 avec une résolution de 30 m pour étudier les zones fortement pressurisées par le développement. Dans les travaux de Vogel et al. (2019), les images Landsat ont été utilisées pour la détection des zones urbaines, tandis que les données MODIS ont été utilisées pour détecter les différents types d'occupation du sol avec une résolution de 500 m. Enfin, Tzayem demaze et al. (2010) ont utilisé des images SPOT XS à des fins cartographiques de l'occupation du sol (Diedhou et al., 2020).

D'après les recherches menées sur plusieurs villes européennes, la télédétection a été d'une grande importance dans la caractérisation des configurations spatiales et la surveillance de l'expansion urbaine. Par exemple, Aguejdad et Hubert-Moy (2016) ont exploré la progression de l'artificialisation du territoire urbain dans la métropole de Rennes en utilisant des images Landsat avec une résolution de 30 mètres. De même, les travaux de Dchaichia et al. (2020) ont mis en évidence l'importance de la télédétection dans la planification urbaine, en permettant de surveiller les transformations liées à l'expansion urbaine dans la région du bas Sahara algérien, également à l'aide d'images Landsat de 30 mètres de résolution.

La disponibilité d'une grande variété d'images satellites couvrant de vastes zones à des fréquences temporelles variées a offert de nombreuses possibilités pour décrire ces zones en termes d'occupation des sols (Figure 2-1).



Figure 2- 1. Illustration des images satellites de 2011 à 2022. (a) Landsat 7-2011, (b) ALSAT-2A-2018, (c) Pléiades-2022

La production des cartes se repose sur deux approches distinctes : la cartographie manuelle et la cartographie automatique.

La cartographie manuelle : Elle implique l'intervention d'experts qui, grâce à leur expertise et leur connaissance des images satellites, identifient visuellement et classent les différentes catégories d'occupation du sol. Cette méthode est appréciée pour sa précision, notamment lorsqu'il s'agit de discriminer des caractéristiques subtiles.

La cartographie automatique (classification) : A l'inverse, la cartographie automatique s'appuie sur des algorithmes de traitement d'images et des techniques d'apprentissage machine pour classer les pixels en fonction de catégories prédéfinies. Cette approche est particulièrement avantageuse pour sa rapidité, sa capacité à traiter de grandes quantités de données et à surveiller les changements dans le temps sur des vastes zones.

2.1.1 Les méthodes de classification en télédétection spatiale

L'apprentissage automatique ou le machine learning en anglais (ML) est devenu un pilier incontournable de l'analyse de données et de la modélisation prédictive pour son aptitude à permettre d'automatiser les traitements à partir des données. Les résultats récents de la recherche démontrent que les méthodes ML ont dépassé de manière significative les techniques traditionnelles de modélisation prédictive ou prescriptive des indicateurs de forme urbaine. Elles sont devenues un outil indispensable pour soutenir la prise de décision en urbanisme (Ma et al., 2020 ; Hecht et al., 2013).

Sur la base des définitions existantes, l'apprentissage automatique englobe un ensemble de techniques visant à détecter et à prévoir automatiquement des données, ou à exécuter des processus de prise de décision dans des contextes présentant un haut niveau d'incertitude (Robert, 2014). Ces méthodes sont généralement classées selon leur paradigme d'apprentissage, qui détermine la manière dont la fonction de classification est modélisée. Parmi les divers paradigmes d'apprentissage décrits dans la littérature, on distingue les méthodes supervisées et non supervisées (Sapucci et Negri., 2019).

L'apprentissage supervisé est une technique d'apprentissage automatique où un modèle est formé à partir d'un ensemble de données étiquetées qui contiennent à la fois les entrées (caractéristiques) et les sorties attendues (étiquettes), ce qui permet au modèle d'apprendre à faire des prédictions ou des classifications (Hochreiter, 2014). L'apprentissage non supervisé est une technique d'apprentissage automatique où un modèle est formé à partir d'un ensemble de données non étiquetées, c'est-à-dire que les exemples ne sont pas associés à des étiquettes ou des sorties attendues. L'objectif de l'apprentissage non supervisé est d'explorer la structure inhérente des données, d'identifier des modèles, des groupes ou des clusters, ou de réduire la dimensionnalité des données (Wang, 2021).

2.1.1.1 La classification non supervisée

La classification non supervisée (clustering) des données de télédétection est traditionnellement effectuée à l'aide de procédures de regroupement partitionnel (Wilson et al, 2002). Dans les techniques non supervisées, les ensembles de données sans connaissance préalable des étiquettes sont subdivisés en groupes ou clusters en fonction de certains attributs, puis mis en correspondance par l'analyste avec des classes d'informations, l'objectif principal est de garantir que les distances entre intra-clusters soient au minimum et les distances entre inter-clusters soient au maximum (Senthilnath and al, 2016). Les classes sont ensuite attribuées en posteriori (Loveland et al., 2000).

Deux grandes familles classification non supervisée existent : le clustering hiérarchique et le clustering non hiérarchique (Jain, 2010). Ce dernier consiste à créer de nouveaux clusters en combinant ou en fractionnant des clusters existants, sans suivre une structure arborescente. Dans cette méthode, les partitions sont conçues de manière à ce que les groupes, qui ne se superposent pas, n'aient aucune relation hiérarchique entre eux. Cette approche vise à regrouper les données de manière à optimiser certains critères d'évaluation, et la méthode K-means est un exemple efficace de classification non supervisée et non hiérarchique. Il est utilisé en apprentissage automatique et en statistiques pour regrouper un ensemble de données en plusieurs clusters ou groupes, de manière à ce que les éléments au sein d'un même cluster soient similaires les uns aux autres en termes de distance, généralement mesurée en utilisant la distance euclidienne. L'algorithme fonctionne en itérations, où il attribue chaque point de données au cluster le plus proche et ajuste ensuite les centres de ces clusters en calculant la moyenne des points qui leur sont assignés. Ces étapes se répètent jusqu'à ce que la convergence soit atteinte, c'est-à-dire que les centres des clusters ne changent que de manière négligeable (Ezuko et al., 2019). Le "k" dans K-means fait référence au nombre de clusters souhaité, qui doit être spécifié à l'avance. Cet algorithme est largement utilisé pour des tâches de segmentation de données et de réduction de dimensionnalité, bien qu'il soit généralement considéré comme robuste et efficace, il présente un inconvénient majeur qui réside dans sa forte dépendance à la spécification préalable du nombre de clusters (K) requis. Cette contrainte peut être particulièrement problématique lorsque la structure des données n'est pas clairement définie, car choisir le bon nombre de clusters devient une tâche complexe et sujette à l'erreur. Opter pour un K incorrecte peut conduire à des regroupements inappropriés, biaisant ainsi les résultats de l'analyse. Cette limitation a incité le développement d'autres méthodes de clustering plus flexibles et

adaptatives pour surmonter ce défi. Parmi elles on trouve le modèle de Mélange de Gaussiens (Gaussian Mixture Model - GMM). Contrairement à K-means, le GMM modélise les données comme un mélange de plusieurs distributions gaussiennes, permettant ainsi d'attribuer des probabilités à chaque point de données pour appartenir à chaque cluster (Nafaa, 2009). Cette caractéristique rend le GMM particulièrement utile pour des données complexes avec des clusters de formes variées, il est capable d'estimer automatiquement le nombre de clusters à partir des données.

La classification hiérarchique non supervisée surmonte les limites de la méthode non hiérarchique en générant une structure arborescente de clusters, offrant ainsi une exploration à plusieurs niveaux de granularité. Contrairement au clustering non hiérarchique, il n'exige pas de spécifier le nombre de clusters à l'avance, ce qui en fait une méthode flexible. Cette approche non supervisée crée des clusters organisés hiérarchiquement, représentés sous forme d'arbre ou de dendrogramme, avec la racine représentant un cluster unique et les feuilles des clusters individuels. Le clustering hiérarchique se divise en deux types : agglomératif, où les clusters sont fusionnés progressivement, et divisif, où l'ensemble de données est divisé de haut en bas. Dans le domaine de la télédétection spatiale, le clustering non supervisé est utilisé pour analyser des images satellitaires, notamment pour la cartographie des zones étendues et l'analyse des changements sur de vastes territoires. Bien que le clustering hiérarchique offre une certaine flexibilité et des résultats interprétables, il peut être coûteux en calcul pour de grands ensembles de données et complexe à interpréter avec des hiérarchies complexes. Cependant l'approche supervisée demeure souvent privilégiée dans de nombreuses applications en particulier pour les espaces urbains (Sangnier, 2015).

2.1.1.2 Classification supervisée

La classification supervisée est la méthode prédominante pour l'analyse quantitative des données d'images de télédétection, comme l'a souligné Richards (1986). Dans le domaine de la télédétection, le choix entre les méthodes de classification supervisée et non supervisée repose essentiellement sur le niveau de connaissance préalable du terrain.

Les algorithmes de classification supervisée s'appuient sur des échantillons d'apprentissage étiquetés pour établir des règles de décision, ce qui les rend particulièrement adaptés lorsque des informations fiables sur la nature des objets ou des zones à cartographier sont disponibles.

Cette méthode repose sur l'utilisation d'un ensemble de données d'apprentissage pour effectuer la classification des pixels d'une image (Figure 2-2). Ces données incluent des échantillons représentatifs de chaque catégorie de couverture terrestre que l'utilisateur souhaite cartographier. Les échantillons sont sélectionnés manuellement à partir de l'image et assignés à leurs classes de couverture terrestre correspondantes. L'algorithme de classification s'appuie ensuite sur ces données d'apprentissage pour attribuer une classe aux pixels restants de l'image.

La classification supervisée offre une précision généralement supérieure à celle de la classification non supervisée, principalement grâce au contrôle direct exercé par l'utilisateur sur le processus de classification. Cependant, cette approche nécessite des efforts et une expertise pour la sélection minutieuse des échantillons d'entraînement et leur attribution aux classes appropriées. L'avantage principal de la classification supervisée réside dans sa capacité à effectuer des classifications précises et efficaces sur de vastes étendues. Il s'agit également d'une méthode flexible qui peut être adaptée à une variété d'applications de cartographie.

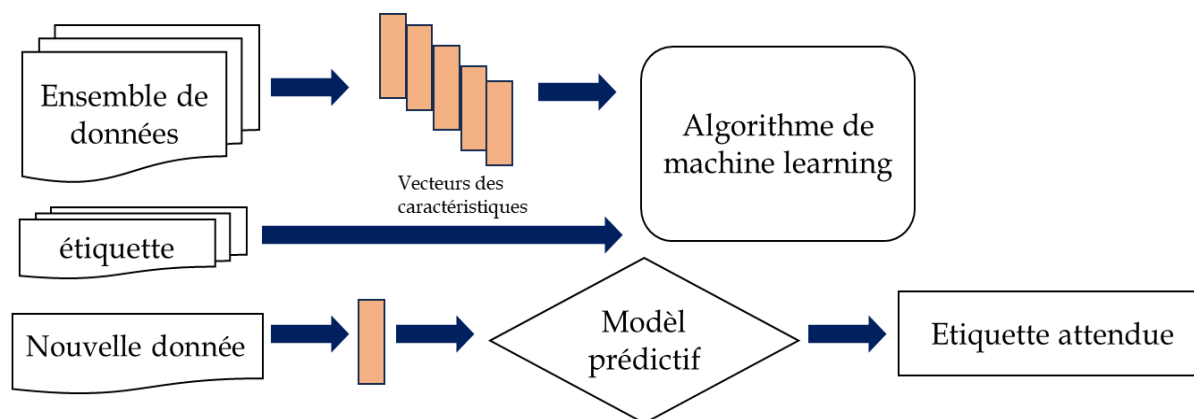


Figure 2- 2. Les étapes de la classification supervisée (source : Mandru et al., 2018).

Dans le domaine spatial, la définition de la typologie des classes thématiques à extraire constitue une étape essentielle de l'analyse des données. Cette phase comprend la compréhension des caractéristiques des objets visibles sur les images satellites, suivie de la création de classes qui les représentent de manière pertinente. Plusieurs approches peuvent être utilisées à cette fin. Tout d'abord, il est indispensable de posséder des connaissances préalables sur la région d'étude et sur les caractéristiques des phénomènes spatiaux à cartographier. Une fois que la typologie des classes thématiques est établie, la création d'échantillons d'apprentissage devient une étape essentielle dans le processus d'analyse spatiale.

Échantillons d'apprentissage

Le processus de sélection des données d'entraînement revêt une importance fondamentale dans le cadre de la classification supervisée. La précision de cette classification est directement impactée par la qualité des données d'entraînement, ce qui souligne l'importance de l'évaluation de leur qualité dans le cadre des opérations de classification et des étapes ultérieures du processus (Ge et al., 2012). Il est crucial de sélectionner des pixels d'entraînement qui représentent bien chaque classe afin de saisir au mieux la diversité spectrale inhérente à ces catégories. La quantité de pixels d'entraînement nécessaire pour obtenir une classification précise dépend de deux facteurs principaux : la complexité de la zone d'étude et le nombre de classes à distinguer. En effet, lorsque la zone d'étude présente des variations spectrales importantes et un nombre élevé de classes à cartographier, il est indispensable de disposer d'un échantillon d'entraînement substantiel pour garantir une

classification fiable et précise (Huang et al, 2002). Cette sélection des données d'entraînement est ainsi une étape préalable essentielle à toute analyse de classification supervisée, et sa pertinence est étroitement liée à la qualité et à la performance de l'algorithme de classification utilisé.

La dimension de l'ensemble d'échantillons d'apprentissage joue un rôle crucial dans l'obtention de classifications précises, comme l'ont souligné Foody et al. (2006). Il est toutefois important de noter que certaines techniques de classification peuvent être sensibles à la taille de l'échantillon, surtout lorsque les données sont rares ou coûteuses. Cependant, les algorithmes de classification modernes montrent une meilleure capacité à gérer ces situations, comme nous l'examinerons ci-dessous.

Algorithmes de classification

La recherche, le développement et la mise en œuvre d'algorithmes d'apprentissage automatique ont constamment conduit à l'émergence de nouvelles méthodes de classification. Les algorithmes de reconnaissance de formes sont souvent classés en deux catégories : paramétriques et non paramétriques. Les algorithmes de classification paramétriques probabilistes utilisent des techniques d'analyse statistique en supposant que les données suivent une distribution de probabilité spécifique, généralement définie par un ensemble de paramètres. Ces méthodes reposent sur des modèles statistiques prédéfinis pour caractériser la distribution des données, avec des formes de distribution et des paramètres fixés à l'avance.

En revanche, les algorithmes de classification non paramétriques, tels que mentionnés par Duda et al. (2000) et Hastie et al. (2021), sont flexibles et ne nécessitent pas d'hypothèses sur les modèles paramétriques. En tant que méthodes d'apprentissage automatique, ils ne sont pas limités par une distribution statistique particulière des données.

Parmi les approches supervisées non paramétriques couramment adoptées, on compte les méthodes d'apprentissage automatique telles que les forêts aléatoires (RF) et les machines à vecteur de support (SVM) (Huang et al., 2002). Les travaux de Rogan et al., (2002) ont démontré que ces méthodes sont plus robustes que les approches paramétriques.

Les SVM, se sont imposées comme des outils essentiels dans le domaine de l'analyse du changement de l'occupation du sol et de l'urbanisation, par exemple l'étude menée par Nemmour et al., (2010) a mis en avant l'efficacité des SVM pour la détection automatique de changements multi-classes dans la capitale algérienne en utilisant des images Landsat TM. Les résultats de leur recherche ont révélé que les SVM surpassent considérablement les réseaux de neurones artificiels en termes de performance, mettant ainsi en évidence leur capacité exceptionnelle à détecter les modifications de la couverture terrestre.

Dans leur étude, (Dridi et al, 2015) ont opté pour les SVM en vue d'analyser, évaluer et caractériser l'expansion urbaine dans la ville de Batna, en Algérie. Les conclusions tirées de cette recherche apportent des éclairages significatifs, confirmant que l'extension de la zone urbaine dans cette région a connu une augmentation substantielle.

Dans l'étude de Yahyaoui et al, (2020), le RF a été employé pour modéliser la salinité des sols dans la plaine du Bas Chellif en Algérie. Les résultats ont démontré que cette méthode a réalisé une bonne classification, avec une précision globale (OA) atteignant environ 99 %. De manière similaire, dans les travaux de Mostari et al., (2021), le RF a été déployé pour évaluer les répercussions de l'urbanisation sur les zones agricoles et côtières de la ville de Mostaganem en Algérie. Les résultats de cette étude ont mis en évidence une transformation marquée du paysage agricole, qui s'est progressivement converti en zones urbaines. L'application du RF dans ces contextes variés témoigne de sa polyvalence et de sa pertinence pour aborder une gamme étendue de questions liées au développement des villes en Algérie. Ces deux algorithmes, classiquement utilisés pour la cartographie de l'occupation du sol à partir d'images optique haute résolution, sont détaillés dans les paragraphes suivants.

(1) Les machines à vecteur de support (Support Vector Machine ou SVM)

Introduites par Vladimir Vapnik au début des années 1990 (Boser et al., 1992 ; Guyon et al., 1993), les machines à vecteurs de support (SVM) représentent une avancée majeure dans le domaine de l'apprentissage automatique. Les SVM sont des algorithmes linéaires binaires avec une approche non probabiliste. Elles sont basées sur le principe fondamental de la maximisation de marge, qui en fait des outils puissants pour la classification et la régression.

L'idée fondamentale derrière les SVM est de rechercher un hyperplan dans l'espace des caractéristiques qui sépare de manière optimale deux classes dans le cas d'une classification binaire. Cela signifie que les SVM visent à trouver l'hyperplan qui maximise la distance entre les points de données les plus proches de chaque classe, ce qui garantit une marge maximale entre les deux classes. La Figure 2-3 illustre un exemple d'hyperplan (représenté par une ligne en rouge) qui divise les deux ensembles de points. La détermination de cet hyperplan repose sur les points les plus proches, qui sont communément désignés sous le terme de "vecteurs supports".

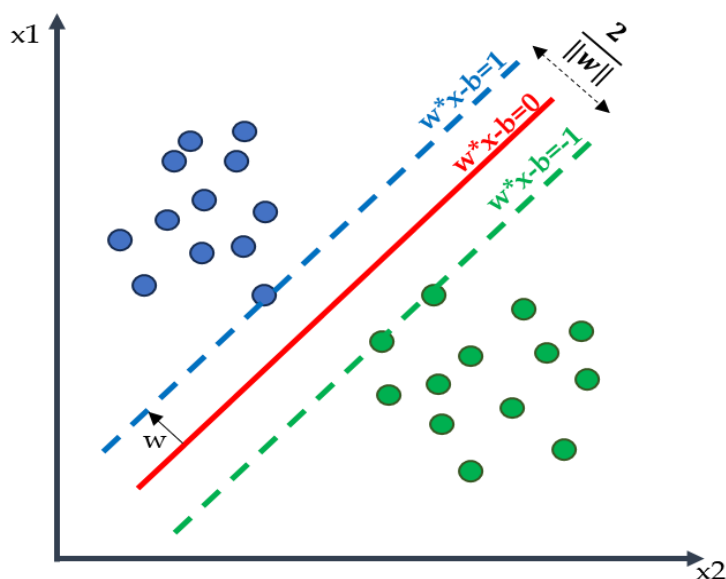


Figure 2- 3. Hyperplan optimal, vecteurs de support et marge maximale.

D'un point de vue mathématique, considérons que nous disposons d'un ensemble d'apprentissage A composé de N couples (x, y) , où x représente les données et y les étiquettes, comme décrit par (Vapnik., 2000) et (Olivier et al., 1999).

L'ensemble de données A est défini comme $A = \{(x_1, y_1), \dots, (x_i, y_i)\}$, où chaque $x_i \in \mathbb{R}^d$ représente l'échantillon i , $y_i \in \{+1, -1\}$ est l'étiquette associée à x_i , et d est la dimension des données. Dans le contexte d'une séparation linéaire (Figure 2-4. a), cet ensemble de données peut être divisé par un hyperplan défini par l'équation suivante :

$$f(x) = w \cdot x + b$$

w et x appartiennent à l'espace \mathbb{R}^d , où w est un vecteur de pondération et b est un scalaire qui règle le déplacement de l'hyperplan le long du vecteur w .

Les SVM visent à maximiser la marge entre l'hyperplan et les points les plus proches de chaque classe. Cette marge est représentée par la valeur $\frac{2}{\|w\|}$, où $\|w\|$ représente la norme (longueur) du vecteur. Le problème d'optimisation consiste à maximiser cette marge ou à minimiser son inverse.

Dans la plupart des cas concrets, il est souvent impossible de réaliser une séparation linéaire entre les données. Lorsque les données ne sont pas linéairement séparables (Figure 2-4.b), c'est-à-dire qu'elles ne peuvent pas être séparées efficacement à l'aide d'un hyperplan. Dans ce cas on fait appel à un SVM non linéaire.

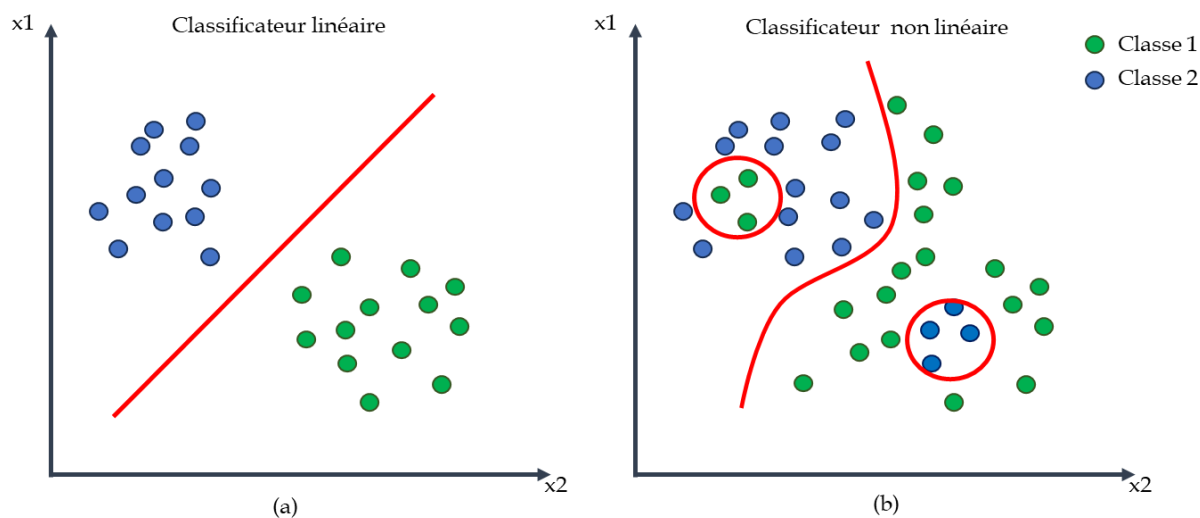


Figure 2- 4.Séparation linéaire et non linéaire

Dans le cas non linéaire, l'algorithme utilise une transformation pour projeter les données dans un espace de dimension supérieure où elles deviennent linéairement séparables. Cette transformation peut être réalisée à l'aide de fonctions noyau (kernel functions) telles que le noyau gaussien (RBF kernel) ou le noyau polynomial (Figure 2-5).

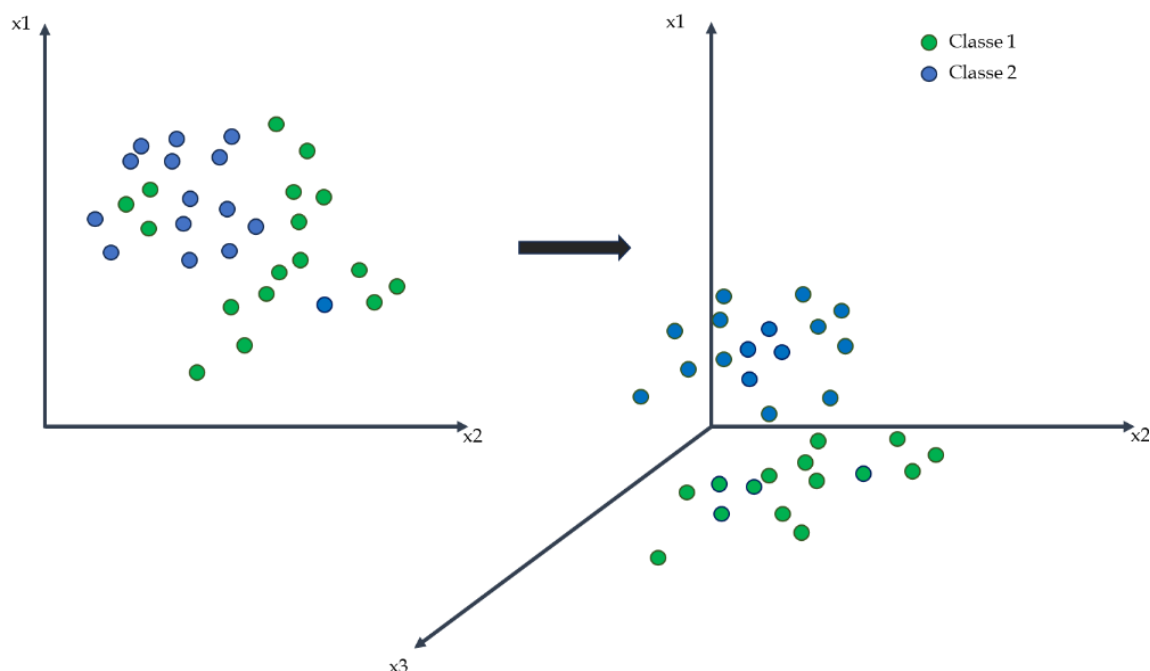


Figure 2- 5.Illustration de la transformation des données

Lorsqu'il s'agit de la classification multiclass, les SVM ne se limitent pas à un simple hyperplan. Au contraire, elles sont capables de définir plusieurs hyperplans biclasses ou multiclass qui délimitent les frontières de décision entre les différentes classes. Cette flexibilité en fait un choix attrayant pour des tâches de classification plus complexes. Pour résoudre cette problématique, deux approches sont envisageables.

La première approche implique la projection des éléments du jeu de données dans un espace où une séparation linéaire claire est obtenue entre chaque paire de classes (Figure 2-6). Cette méthode est appelée "One-to-One", car elle décompose le problème multi classe en plusieurs problèmes de classification binaire distincts. Elle implique la création d'un algorithme de classification binaire pour chaque paire de classes.

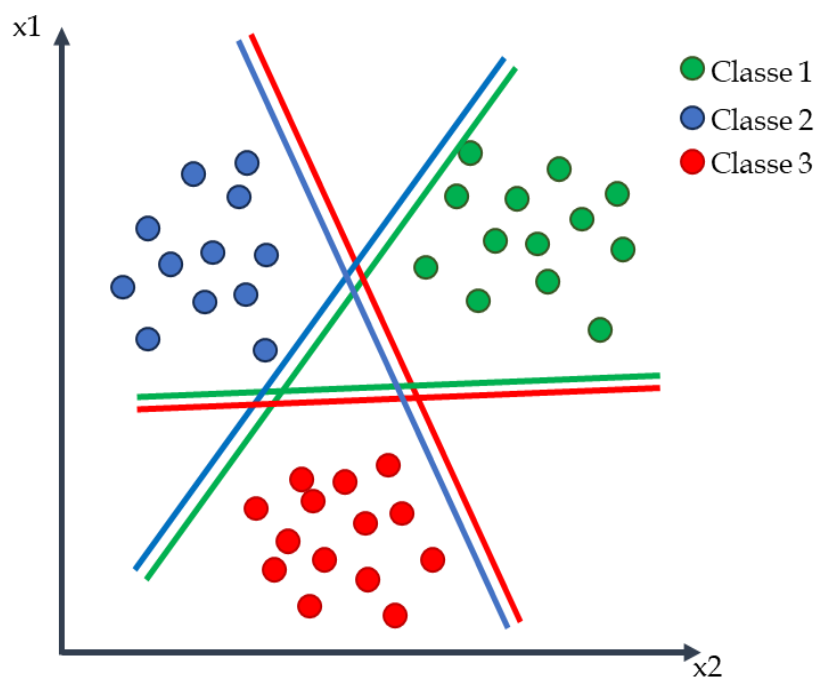


Figure 2- 6.Méthode de projection de données one to one

Une alternative à considérer est l'approche "One-to-Rest". Dans ce schéma (Figure 2-7), la classification est déterminée par un algorithme de classification binaire spécifique pour chaque classe, où chaque classifieur tente de définir un hyperplan capable de séparer cette classe du reste des classes. Concrètement, cela signifie que la séparation considère l'ensemble des points, les divisant en deux groupes distincts : l'un pour les points de la classe en question, et l'autre pour tous les autres points. Par exemple, dans le cas d'une ligne verte, l'objectif est de maximiser la séparation entre les points verts et l'ensemble des autres points simultanément.

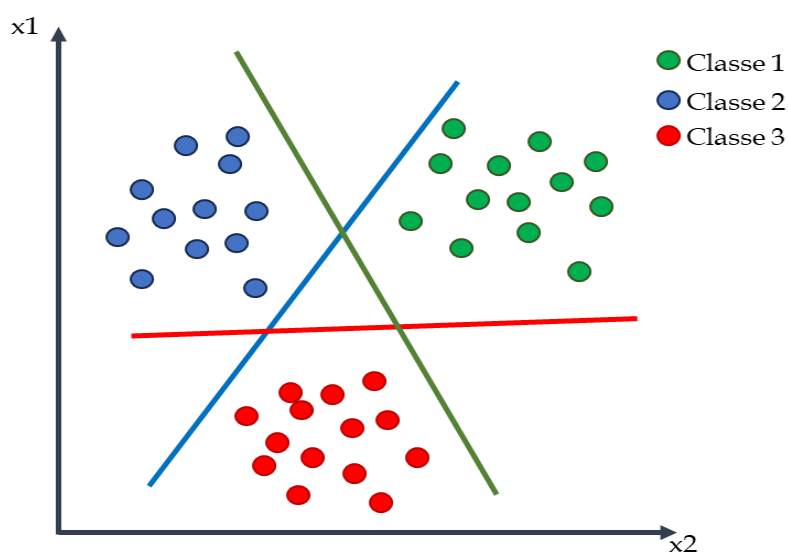


Figure 2- 7.Méthode de projection de données one to all.

(2) Les forêts aléatoires (RF)

Comme son nom l'indique, une forêt aléatoire est un ensemble d'arbres, une notion introduite par Breiman, (2001), et développée ultérieurement par Cutler et al., (2012). Les forêts aléatoires sont une méthode statistique non paramétrique particulièrement puissante pour la modélisation prédictive, que ce soit dans le cadre de la classification ou de la régression. L'idée fondamentale derrière les forêts aléatoires est d'effectuer un apprentissage sur plusieurs arbres de décision, chacun d'entre eux étant construit de manière aléatoire et entraîné sur des sous-ensembles de données différents. Le résultat final de la forêt aléatoire est alors obtenu en agrégeant les prédictions de chaque arbre. Dans le cas d'une tâche de classification, on utilise un vote majoritaire pour déterminer la classe finale, tandis que dans le cas d'une régression, on prend la prédiction moyenne des arbres (Figure 2-8).

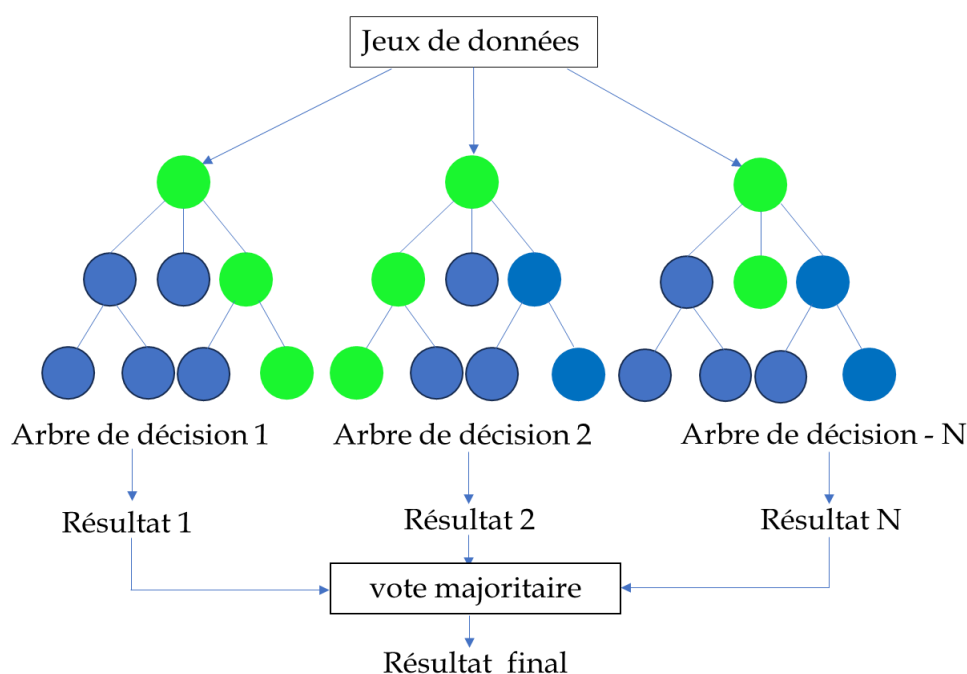


Figure 2- 8. Algorithme des Forêts aléatoires.

Cette approche ensembliste présente de nombreux avantages, notamment une grande robustesse aux valeurs aberrantes, une capacité à gérer un grand nombre de caractéristiques, et une réduction significative du risque de surapprentissage par rapport à un seul arbre de décision.

Le RF a été employé de manière significative dans un large éventail de domaines de recherche et d'application liés aux villes algériennes. Sa polyvalence a permis de traiter des questions variées, allant de l'urbanisation et de la planification urbaine à la gestion des ressources naturelles, en passant par l'analyse de données géospatiales et la modélisation environnementale. Cette méthode a été précieuse pour évaluer l'impact de l'urbanisation sur le paysage urbain et rural, la qualité de l'air, l'occupation du sol, la gestion des ressources

hydriques et bien d'autres aspects cruciaux pour le développement durable des villes algériennes. Sa capacité à traiter des données complexes et à fournir des résultats fiables ont fait un outil essentiel pour les chercheurs, les urbanistes et les décideurs s'efforçant de comprendre et d'améliorer les villes en Algérie.

Récemment, une étude menée par Ramezan et al. (2021) a analysé l'impact des variations de la taille de l'ensemble d'entraînement sur les performances de six algorithmes d'apprentissage automatique supervisé. Ils ont appliqué ces méthodes à la classification de données de télédétection à très haute résolution spatiale (1 à 5 m) couvrant de vastes territoires, en utilisant une approche basée sur l'analyse d'images orientée objets (GEOBIA). Les résultats obtenus ont mis en évidence que, dans des cas où les données d'entraînement sont limitées, le RF se révèle être un choix particulièrement judicieux. Cette conclusion témoigne de la robustesse et de l'efficacité de la RF pour maintenir des performances élevées dans le cadre de la classification, soulignant ainsi l'importance du choix approprié de la taille de l'ensemble d'entraînement, particulièrement dans le domaine de l'analyse d'images géospatiales de haute résolution.

Evaluation de la classification

L'évaluation quantitative des résultats des algorithmes d'apprentissage nécessite une analyse et une interprétation précise pour comparer et évaluer différents algorithmes. Cette évaluation est une étape nécessaire pour comprendre les performances relatives des modèles et pour sélectionner celui qui convient le mieux à une tâche spécifique.

Pour interpréter correctement les résultats, il est important de considérer diverses mesures d'évaluation telles que la matrice de confusion (précision, le rappel, le F1-score, indice kappa), et la validation croisée. Ces mesures fournissent des angles de vue différents sur les performances du modèle, chacun offrant des informations précieuses sur des aspects spécifiques de sa performance.

La matrice de confusion : Est un outil utilisé dans le domaine de la classification et de l'apprentissage automatique pour évaluer les performances d'un modèle de prédiction. Elle permet de visualiser les résultats des prédictions en comparant les valeurs réelles des données avec les prédictions faites par le modèle Darren et al., (2021).

C'est un tableau à double entrée. Chaque ligne représente le nombre d'occurrences d'une classe de la donnée de référence (réelle), tandis que chaque colonne représente le nombre d'occurrences d'une classe prédite par le système de classification (Pelletier, 2017). Les échantillons sur la diagonale représentent le nombre d'échantillons correctement prédit par l'algorithme de classification. De cette matrice de confusion, il est possible de calculer un ensemble de métriques caractérisant la performance de l'algorithme de classification utilisé. Les échantillons test utilisés doivent référencer la réalité sur le terrain.

Elle est composée de plusieurs éléments :

VP (Vrai Positif) : La prédiction du modèle et la valeur réelle sont positives. En d'autres termes, le modèle a correctement prédit une valeur comme étant positive.

FP (Faux Positif) : La prédiction du modèle est positive, mais la valeur réelle est en réalité négative. C'est une erreur où le modèle a incorrectement prédit une valeur comme étant positive alors qu'elle ne l'était pas. On l'appelle également l'erreur de Type 1.

FN (Faux Négatif) : La prédiction du modèle est négative, mais la valeur réelle est en réalité positive. C'est une erreur où le modèle a incorrectement prédit une valeur comme étant négative alors qu'elle était positive. On l'appelle également l'erreur de Type 2.

VN (Vrai Négatif) : La prédiction du modèle et la valeur réelle sont négatives. Le modèle a correctement prédit une valeur comme étant négative. (Karimi, 2021).

Dans la Figure (Figure 2-9), chaque colonne de la matrice représente les occurrences d'une classe prédite, tandis que chaque ligne représente les occurrences d'une classe réelle. Un élément de la matrice de confusion à la ligne i et la colonne j indique le nombre d'occurrences pour lesquelles la classe prédite est j et la classe réelle est i . Dans ce contexte, la matrice de confusion montre les manières dont le modèle de classification est "confus" lorsqu'il effectue des prédictions. Elle offre une compréhension non seulement des erreurs commises par un algorithme de classification, mais surtout du type d'erreurs résultantes. Dans le cas d'une analyse d'image, la matrice de confusion est utilisée pour évaluer la performance d'un modèle de classification pixel par pixel (Figure 2-9. b). Chaque cellule de la matrice représente le nombre de pixels classés dans une catégorie spécifique par rapport à leur véritable classe

	Positifs	Négatifs
Positifs	VP	FN
Négatifs	FP	VN

(a)

		Classes prédites			
		C1	C2	...	CN
Classes réelles	C1	C _{1,1}	FP	...	C _{1,N}
	C2	FN	TP	...	FN

	CN	C _{N,1}	FP	...	C _{N,N}

(b)

Figure 2- 9. a) Matrice de confusion dans un cas binaire, b) matrice de confusion dans un cas multi-classes.

Les indicateurs utilisés pour évaluer la qualité de la classification de chaque classe sont les suivants :

- **La précision** : La précision globale de la classification est égale au nombre de pixels bien classés (pixels de la diagonale de la matrice de confusion) par rapport au nombre total de pixels sondés. Afin de s'assurer de la représentativité de cet indice et d'affiner ainsi cette information, la précision de chaque classe prise séparément peut également être calculée (erreurs omission et commission).

$$\text{Précision} = \frac{VP}{VP + FP}$$

- **Le rappel :** Le rappel, mesure la proportion d'instances réellement positives qui ont été correctement prédites par le modèle. Un rappel proche de 1 signifie que l'ensemble des pixels appartenant à la classe considérée ont bien été classés comme tel.

$$\text{Rappel} = \frac{VP}{VP + FN}$$

- **Le F-score :** Le F-score (ou F1-score) est une mesure de performance qui combine à la fois la précision et le rappel d'un modèle de classification. Il est calculé à l'aide de la formule suivante :

$$F_1 = 2 * \frac{\text{Précision} * \text{Rappel}}{\text{Précision} + \text{Rappel}}$$

- **Overall accuracy (OA) (Précision globale) :** Est une mesure qui évalue la performance globale d'un modèle de classification ou de prédiction. Elle représente le pourcentage total d'observations correctement prédites par rapport à l'ensemble des observations.

Cette mesure prend en compte toutes les prédictions correctes du modèle (vrais positifs et vrais négatifs) pour toutes les classes ou catégories, et la divise par le nombre total d'observations. Elle offre ainsi une vue d'ensemble de l'exactitude du modèle dans ses prédictions pour l'ensemble des données évaluées.

$$OA = \frac{VP + VN}{\text{Nombre total des échantillons}}$$

-Coefficient- Kappa : Le coefficient de Kappa (K) traduit la réduction de l'erreur commise lors de l'utilisation de la classification par rapport à l'erreur qui se produirait dans le cas d'une attribution aléatoire des classes. Il indique comment les données à classer s'accordent aux données de référence. Il constitue une mesure fiable dans l'évaluation des classifications thématiques, par l'examen de tous les éléments de la matrice de confusion, et prend en compte à la fois les erreurs d'omissions et de commissions (Rosenfiel et Filztpatrick-lins,1986). Il se calcule de la manière suivante:

$$K = \frac{Tp * (Tp \text{ bien classés}) - \text{Somme}(Tm * Tc)}{Tp^2 - \text{Somme}(Tl * Tc)}$$

Avec :

- Tp : Le nombre total des pixels
- Tl : le Nombre total des lignes
- Tc : le nombre total des colonnes

Un coefficient kappa de 1 indique un accord parfait entre les évaluations, tandis qu'un coefficient proche de 0 indique un accord équivalent à celui résultant du hasard et un coefficient négatif suggère un accord pire que le hasard.

Erreur d'omission : Cette métrique est utile pour évaluer la capacité du modèle à détecter correctement tous les pixels appartenant à une classe spécifique dans une image ou un ensemble de données, elle indique combien de pixels appartenant réellement à une classe donnée ont été manqués ou omis par le modèle de classification lors de sa prédiction.

Erreur de commission : Cette métrique est importante car elle évalue la capacité du modèle à éviter les fausses identifications de pixels appartenant à une classe spécifique, elle mesure combien de pixels ont été identifiés à tort comme appartenant à une classe donnée par le modèle de classification, alors qu'ils ne font pas réellement partie de cette classe dans les données réelles.

La validation croisée : La validation croisée est une technique couramment utilisée en apprentissage automatique pour évaluer les performances d'un modèle et est particulièrement utile lorsqu'il y a un nombre limité de données disponibles pour l'entraînement. Elle repose sur un principe simple : utiliser un ensemble de données pour ensuite les diviser en deux catégories puis à effectuer plusieurs cycles d'entraînement et de validation du modèle. Ces catégories sont les données d'entraînement utilisées pour entraîner le modèle et les données tests utilisés pour la prédiction (Figure 2-10).

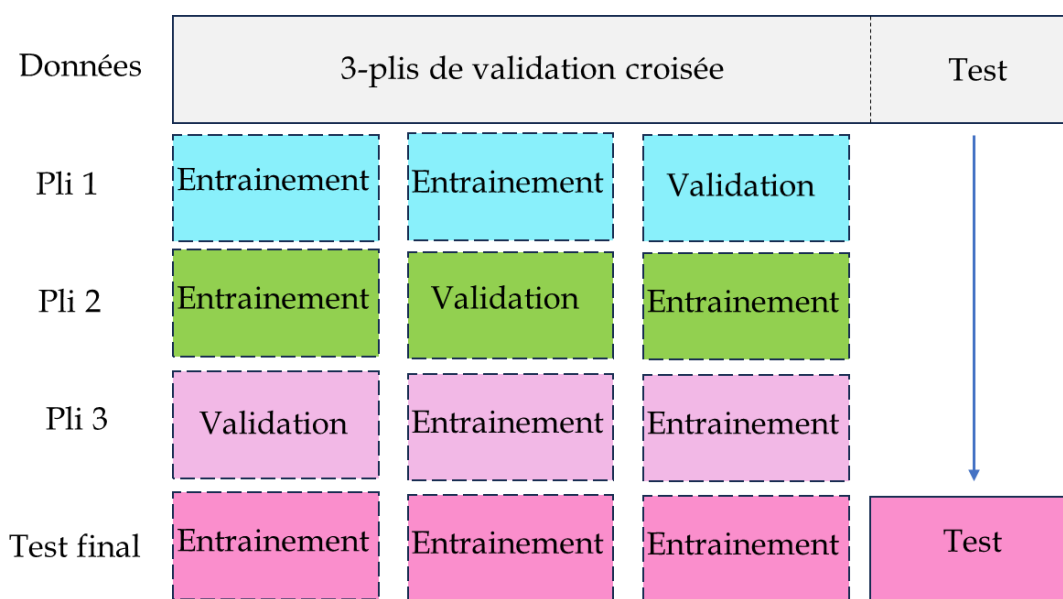


Figure 2- 10. Principe de la validation croisée.

2.1.2 Les métriques paysagères pour qualifier les espaces urbains

Les métriques paysagères sont des mesures quantitatives utilisées pour évaluer les caractéristiques spatiales et structurelles des paysages naturels et anthropiques. Elles

revêtent un intérêt significatif dans plusieurs domaines et contextes, notamment en écologie, en planification environnementale et en gestion des ressources naturelles, pour les raisons suivantes :

Les métriques paysagères permettent de caractériser la configuration et la composition des paysages. Elles aident les chercheurs à comprendre comment les différents éléments du paysage (par exemple, les habitats, les corridors, les zones urbaines) interagissent et influent sur la biodiversité, les flux d'énergie et les cycles écologiques (Hilal et al., 2020). Elles sont aussi utilisées pour surveiller les changements dans les paysages au fil du temps. Cela inclut le suivi de l'urbanisation, de la déforestation, de la fragmentation des habitats, de la perte de terres agricoles et d'autres transformations du paysage. Ces données sont essentielles pour évaluer les tendances environnementales et planifier des interventions appropriées Alignier et Aviron (2020). Dans le domaine de la gestion des ressources naturelles, les métriques paysagères aident également à prendre des décisions éclairées sur la conservation, la restauration et la gestion durable des écosystèmes. Elles sont particulièrement utiles pour déterminer les zones prioritaires pour la protection de la biodiversité (Schlaepfer, 2006). Enfin, en urbanisme, les métriques paysagères sont utilisées pour évaluer l'impact des développements urbains sur l'environnement. Elles guident la planification urbaine durable en favorisant la préservation d'espaces verts, la connectivité écologique et la réduction de l'empreinte environnementale (Aguejdad et al., 2016). Elles sont également employées pour évaluer la vulnérabilité aux catastrophes naturelles, telles que les incendies de forêt et les inondations. Elles aident à identifier les zones à haut risque et à élaborer des stratégies de prévention et de réponse (Jaziri, 2020).

Trois niveaux d'analyse du paysage peuvent être identifiés selon (McGarigal, 2002). Premièrement, des mesures telles que la surface, la bordure ou la forme peuvent être définies pour chaque composant spécifique du paysage, c'est-à-dire les noyaux (au niveau des patches), ces patches sont représentés par un groupe de pixels de même type directement voisins. Deuxièmement, des mesures peuvent être établies pour des groupes de composants similaires, évaluant des caractéristiques supplémentaires résultant de l'organisation spatiale de ces groupes (au niveau des classes), telles que la distance moyenne ; la classe est représentée par le regroupement de patches qui partagent une modalité commune (les patches de forêt, d'agricole, d'urbain). Enfin, des mesures peuvent être calculées pour l'ensemble du paysage, examinant des propriétés supplémentaires découlant de l'arrangement spatial de tous les composants (au niveau du paysage), telles que la diversité, le paysage est représenté par tous types de patches confondus.

Le Tableau 2-1 synthétise une série de métriques largement utilisées pour étudier les dynamiques urbaines (Aguejdad et al., 2016, Skupinski et al., 2018). Il s'agit du nombre de patches (NP), de la mesure de la surface (LPI), de la densité de lisière (ED), de l'indice de forme (LSI), de la taille moyenne des fragments (MPS), de la taille des fragments (Parfac), de la distance euclidienne (ENN_MN) et de l'indice d'agrégation (AI).

Nous exploiterons ces métriques dans notre étude pour évaluer et caractériser les transformations du paysage urbain à Oran et Tlemcen. Les métriques, telles que le nombre

de fragments et la taille moyenne de ces fragments, seront représentées spatialement à travers des cartes choroplèthes afin d'enrichir l'analyse des données obtenues.

Métriques	Unité	Intervalle
<p>Nombre de Fragments (NP) : Cet indice permet de savoir si de nouvelles taches individuelles sont créées suite à un morcellement ou un éclatement d'une tache existante.</p> $NP = n_i$ <p>n_i représente le nombre de patchs dans le paysage du type de patch (classe).</p>	Sans	$NP \geq 1$
<p>Indice du plus large indice du plus large fragment (LPI): Il représente en pourcentage la superficie du plus grand patch.</p> $LPI = \frac{\max(a_{ij})_{j=1}^a}{A}(100)$ <p>a_{ij} = Surface (m^2) des patchs ij</p> <p>A = La surface total du paysage (m^2)</p>	%	$0 < LPI \leq 100$
<p>Densité de lisière (ED) : Représente la densité des lisières des patchs.</p> $ED = \frac{E}{A}(10.000)$ <p>E : La longueur total (m) des bords du paysage</p> <p>A : La surface totale du paysage (m^2)</p>	m/ ha	$ED \geq 0$
<p>Indice de forme du paysage (LSI) : Permet d'évaluer la complexité et l'irrégularité des formes des éléments paysagers</p> $LSI = \frac{E}{\min n E}$ <p>Min n E = longueur totale minimale du bord dans le paysage en termes de nombre de surfaces de cellules.</p>	Sans	$LSI \geq 1$
<p>Taille Moyenne des Patches (MPS) : Calcul la taille moyenne des patchs.</p> $MPS = \frac{\sum_{j=1}^n a_{ij}}{n_i} \left(\frac{1}{10.000} \right)$ <p>a_{ij} : aire d'un fragment ij (m^2)</p> <p>n_i Le nombre de fragments d'une classe i</p>	ha	$MPS > 0$
<p>Taille des fragments (PARFAC) : Décrit le niveau de complexité de la forme géométrique des fragments urbains à travers la mesure du taux de croissance du périmètre par unité de surface.</p>	sans	$1 \leq \text{parfac} \leq 2$

$\text{PARFAC} = \frac{2 \left[n_i \sum_{j=1}^n (\ln p_{ij} \cdot \ln a_{ij}) \right] - \left[\left(\sum_{j=1}^n \ln p_{ij} \right) \left(\sum_{j=1}^n \ln a_{ij} \right) \right]}{\left(n_i \sum_{j=1}^n \ln p_{ij}^2 \right) - \left(\sum_{j=1}^n \ln p_{ij} \right)^2}$ <p> a_{ij} = Surface du patch ij p_{ij} = le périmètre du patch ij périmètre (m) of patch ij. N_i = le nombre de patches dans le paysage du patch du type (class)_i </p>		
<p>La distance euclidienne moyenne (ENN_MN) : Est une métrique d'agrégation'. Il résume chaque classe comme la moyenne de chaque patch appartenant à la classe i.</p> $\text{ENN}_{MN} = \text{mean}(\text{ENN}[\text{patch}_{ij}])$ <p>ENN [patch_{ij}] est la distance euclidienne du plus proche voisin de chaque patch.</p>	M	ENN_MN>0
<p>L'indice d'agrégation (AI) : Est calculé à partir d'une matrice de contiguïté, qui montre la fréquence à laquelle différentes paires de types de correctifs (y compris les contiguïtés similaires entre le même type de correctif) apparaissent côte à côte sur la carte.</p> $\text{AI} = \left[\sum_{i=1}^m \left(\frac{g_{ii}}{\text{max} - g_{ii}} \right) P_i \right] (100)$ <p> g_i = nombre de contacts communs entre les pixels de type i. $\text{max}-g_{ii}$= maximum de contacts communs entre les pixels de type i. P_i = proportion du paysage occupée par une tâche de type i. </p>	%	0 <= AI <= 100

Tableau 2- 1. Huit métriques du paysage.

2.2 Quantifier et qualifier l'étalement urbain

L'étude du tissu urbain à l'aide d'images satellitaires a été l'objet de nombreuses recherches à l'échelle mondiale. Elle nécessite l'application de nouvelles technologies pour l'identification des changements urbains. Les dernières études offrent des opportunités pour l'identification et le suivi de l'étalement urbain ainsi que son impact sur le système socio-économique, la rationalisation et l'occupation du sol, la concertation des différents intervenants dans sa gestion sur le plan national, régional et local (Da Cunha et al., 2005). Elle

permet aussi aux experts de prendre des décisions pour réduire son impact négatif sur l'environnement.

La mesure de l'étalement urbain nécessite une évaluation spatiale et temporelle approfondie. Cela permet de comprendre comment les espaces naturels et agricoles sont utilisés en se basant sur l'évolution des zones urbaines, selon les travaux d'Antoni et al., (2007) et Ecotone, (2010).

Les recherches menées par Aguejdad et al., (2016) ont abordé la problématique de l'expansion urbaine en se penchant sur l'analyse de l'évolution de l'occupation du sol. Leur approche a reposé sur l'utilisation de méthodes de classification orientée objet, offrant ainsi un regard détaillé sur la manière dont les terrains étaient utilisés au fil du temps dans le contexte urbain. Par ailleurs, d'autres études, telles que celles menées par Wendel et al., (2018), ont exploré des stratégies innovantes en combinant les classifications provenant des images Sentinel 2 et Spot 6/7. Cette fusion de données a été exploitée pour extraire avec précision et suivre l'évolution des zones urbaines, offrant ainsi une perspective plus exhaustive de l'expansion urbaine. Dans le cas de l'Algérie, plusieurs analyses multi-temporelles de la croissance urbaine ont été menées principalement dans les plus grandes villes du pays, en appliquant des méthodes classiques de détection du changement par photo interprétation sur des images Spot 2 (Bendraoua et al., 2011 ; Nedjai et al., 2016). Dans les travaux de Ruche et al., (2015), les méthodes de classification et de segmentation sur base de règles ont été utilisées, aussi Dechaichia et al., (2020) ont appliqué l'algorithme du maximum de vraisemblance pour la détection des changements urbain de la ville de Biskra entre 1985 et 2015, ou la méthodologie a été appliquée sur des images à moyenne résolution. Enfin ; les travaux de Benyahia et al., (2016) se sont intéressés à la quantification et l'évolution du périmètre de la ville de Batna entre 1961 et 2014 par photo-interprétation.

Diverses approches ont été adoptées dans d'autres travaux pour étudier l'évolution des territoires urbains. Par exemple, une étude réalisée par Bentkhici et Yousfi (2013) a porté sur l'utilisation de l'indice cuirasse (IC) pour différencier les zones végétalisées des surfaces minérales, en vue de produire une carte des changements du tissu urbain dans l'agglomération de Mostaganem. De même, les travaux menés par Missoumi et al., (2018) ont exploité l'indice cuirasse (IC) pour surveiller l'évolution de la tâche urbaine à travers une classification multidates dans la ville d'Oran sur la période de 1987 à 2016. En outre, certains travaux ont opté pour l'utilisation du seuillage pour exclure la végétation et l'eau des zones urbaines, offrant ainsi une perspective plus précise sur les changements urbains au fil du temps (Atik et al., 2020).

En plus de la croissance urbaine les planificateurs et les gouvernements des pays en développement sont confrontés aux défis des taux de pauvreté élevés. On parle aujourd'hui de pauvreté urbaine (Kombe, 2005), qui se manifeste le plus clairement dans la prolifération et l'expansion urbaine des bidonvilles. Ce qui fera l'objet de notre prochaine section.

Ce phénomène est étroitement lié à la question de l'habitat informel, où les populations défavorisées s'installent souvent dans des zones marginalisées et non planifiées. L'utilisation de la télédétection pour cartographier et comprendre la dynamique des bidonvilles et des

zones d'habitat informel revêt donc une importance cruciale dans la lutte contre la pauvreté urbaine et dans la planification urbaine durable. La détection précise de ces zones grâce à la télédétection peut aider à cibler les interventions gouvernementales et les programmes de développement urbain là où ils sont le plus nécessaires, contribuant ainsi à améliorer les conditions de vie des populations défavorisées et à promouvoir un développement urbain inclusif et équitable. Dans cette optique, notre prochaine section examinera de plus près la relation entre la pauvreté urbaine et la prolifération des tissus urbains informels, mettant en évidence le rôle important de la télédétection dans la compréhension et la gestion de ces enjeux urbains pressants.

2.3 Le tissu urbain informel et l'apport de l'imagerie THRS

La surveillance et le suivi du tissu urbain informel se révèlent être des défis majeurs (Sartori et al., 2002), en raison du besoin crucial de disposer de cartes et de données actualisées permettant de décrire précisément la situation locale (UN-Habitat, 2012). Cette complexité est accrue lorsque des cartes détaillées des habitats informels et des données provenant de recensements ainsi que d'enquêtes adéquates font totalement défaut. Les méthodes basées sur les mesures socio-économiques ont fait l'objet de plusieurs études (Nierbergall et al., 2007 ; Avelar et al., 2007 ; Tapiador et al., 2011), à savoir les données de recensement et les enquêtes, (Weeks et al., 2007 ; Stow et al., 2007). Dans leurs travaux, Naceur et al., (2008) ont utilisées les données de recensement pour savoir quelles sont les causes de l'émergence et de l'expansion des sites informels ainsi que l'impact des politiques et des programmations sur l'amélioration des zones d'habitats informels. Les données de recensement restent limitées en termes de temps, car elles ne fournissent pas d'informations de manière continue. Dans la majorité des pays les recensements se font tous les dix ans, compte tenu de la nature très dynamique du tissu urbain informel et de l'expansion rapide que connaît la ville ; les informations collectées restent obsolètes lorsqu'elles sont communiquées aux utilisateurs, ainsi elles restent inefficaces (Mahabir et al., 2018), car soit elles ont été extrapolées à partir d'anciens chiffres de recensement ou bien elles ont été obtenues avec des imprécisions. Des solutions alternatives peuvent être trouvées grâce à des enquêtes indépendantes basées sur des technologies satellitaires ou aériennes. (Veljanovski et al., 2012). Une alternative potentielle réside dans les enquêtes indépendantes utilisant des technologies satellitaires ou aériennes, comme le suggèrent Veljanovski et al. (2012). Cependant, ces méthodes présentent plusieurs inconvénients. Elles peuvent s'avérer coûteuses et nécessitent des ressources humaines et logistiques considérables, surtout lorsqu'elles sont déployées à grande échelle. De plus, elles reposent souvent sur des échantillons de terrain qui ne sont pas toujours représentatifs de l'ensemble de la zone étudiée, ce qui peut entraîner des biais dans les résultats obtenus. Ces limitations rendent parfois les enquêtes indépendantes moins fiables pour une cartographie précise et actualisée de l'habitat informel.

Face à ces défis, la télédétection émerge comme une solution de plus en plus pertinente. Elle offre des avantages significatifs, notamment en termes de couverture étendue, de fréquence de mise à jour des données et de réduction des coûts à long terme, permettant ainsi de pallier les insuffisances des recensements traditionnels et des enquêtes basées sur le terrain. Elle est apparue comme une approche réalisable pour la collecte à grande échelle d'informations sur

les habitats informels à un niveau de résolution fine, car elle peut fournir des images désagrégées spatialement avec une cohérence temporelle élevée. Par ailleurs certaines études ont exploré l'intégration des sciences sociales à la télédétection, mettant en évidence les facteurs socio-spatiaux, culturels et contextuels contribuant à la formation et à la persistance des quartiers informels. Ces recherches visent à fournir des données essentielles pour informer les politiques de développement urbain et améliorer les conditions de vie dans les habitats informels.

Les techniques de télédétection surmontent également les limites des méthodes de collecte de données basées sur les enquêtes de terrain, qui sont interrompues par des difficultés d'accès, telles que l'objection des résidents locaux, la disponibilité limitée du personnel et les zones dangereuses (Mahabir et 2018). Ces avantages sont encore renforcés par le format numérique de l'imagerie de télédétection actuelle, qui permet l'application directe d'algorithmes d'extraction de caractéristiques semi et entièrement automatisés, entraînant une réduction supplémentaire des coûts. Ceci fait de la télédétection un outil optimal pour l'identification et l'extraction des habitats informels.

La télédétection permet une couverture spatiale étendue, facilitant ainsi la collecte de données sur de vastes zones géographiques, même dans des régions difficiles d'accès ou éloignées. De plus, la collecte de données par télédétection est rapide et efficace, fournissant des informations actualisées en un temps réduit, contrairement aux enquêtes sur le terrain, qui peuvent être exigeants en temps et coûteuses. La régularité et la cohérence temporelle des données de télédétection facilitent le suivi des changements sur de longues périodes et la détection des tendances à long terme. En outre, la nature objective et reproductible des données de télédétection réduit les biais humains potentiels, offrant ainsi une base solide pour l'analyse et la prise de décision. L'utilisation de l'imagerie satellitaire permet aujourd'hui de répondre assez rapidement à des questions telles que : où se trouvent les établissements informels, quelle a été la dynamique de leur croissance, combien de personnes y vivent potentiellement. Quels services de base les habitants ont besoin. Les réponses à ces questions pourront servir comme données pour le recensement à venir.

Dans leurs travaux, Rindfuss et al., (1998) ont souligné le fossé existant entre les sciences sociales et la recherche par télédétection, mettant en lumière les avantages potentiels de combler cette lacune. Cette divergence entre les disciplines résulte en partie de la complexité inhérente à la détection des habitats informels. En effet, ces environnements urbains marginaux présentent une grande variabilité dans leurs caractéristiques physiques, leurs configurations spatiales et leurs définitions, rendant ainsi leur identification et leur cartographie particulièrement ardues (Kuffer et al., 2016). Pour relever ce défi, la résolution spatiale des images satellitaires joue une importance cruciale (Hofmann et al., 2001). Une résolution spatiale plus élevée permet une meilleure discrimination des détails et des structures dans les zones urbaines, ce qui facilite la détection et la caractérisation des habitats informels. Cependant, malgré les progrès technologiques permettant l'acquisition d'images à haute résolution spatiale, la détection précise de ces habitats reste une entreprise complexe nécessitant des méthodes d'analyse sophistiquées et une compréhension approfondie des processus urbains sous-jacents.

L'avènement des images à Très Haute Résolution spatiale (THRs) en temps quasi réel (Mahabir et al., 2018) a également stimulé l'utilisation de la télédétection, ouvrant ainsi la voie au développement de méthodes de détection du tissu urbain informel. Les recherches antérieures ont fréquemment recouru aux images à Très Haute Résolution (THRs) provenant du satellite Quickbid, représentant jusqu'à 33 % de leur utilisation (Hofmann, 2008 ; Kohli, 2012). Par la suite, des images provenant d'autres sources telles que IKONOS (Hofmann, 2001) et SPOT (Hofmann et al., 2008) ont également été employées, mais dans une proportion moindre. Les images aériennes ont quant à elles été les moins utilisées dans ce contexte. Une résolution spatiale inférieure à 1 mètre facilite l'application efficace des techniques d'apprentissage, en particulier lorsqu'il s'agit d'utiliser les informations contextuelles. En revanche, avec des résolutions plus faibles de l'ordre de 10 mètres, de nombreuses zones apparaissent floues, rendant difficile la distinction entre l'habitat formel et informel. Les images de résolution moyenne sont souvent employées pour analyser la végétation dans les zones urbaines informelles, mais elles ne permettent pas toujours de cartographier précisément ces zones ou de détecter des changements subtils dans leur croissance urbaine.

Les méthodes d'extraction du tissu urbain informel reposent principalement sur des approches de classification basées sur les pixels et les objets, intégrant des ontologies et des indices de morphologie urbaine. Ces techniques sont souvent complétées par des algorithmes de Machine Learning (ML) tels que les forêts aléatoires (FR), les machines à support de vecteurs (SVM), les réseaux de neurones et des approches binaires.

Parmi ces méthodes, l'Object-Based Image Analysis (OBIA) se distingue par son efficacité, car elle privilégie l'analyse d'objets plutôt que de pixels individuels. Cette approche permet une interprétation plus précise et cohérente des données issues de l'imagerie satellitaire ou aérienne.

2.4. Conclusion

L'étude de l'occupation du sol et de l'étalement urbain constitue un domaine essentiel pour comprendre l'évolution des territoires et guider une planification urbaine durable. Dans cette optique, une approche multidisciplinaire intégrant la télédétection, et les techniques d'analyse spatiale est nécessaire. Les avancées technologiques, notamment dans le domaine de la télédétection avec l'émergence des capteurs à très haute résolution spatiale (THRS), ouvrent de nouvelles perspectives pour une cartographie précise de l'occupation du sol et de l'évolution urbaine à une échelle fine. Toutefois, pour garantir la qualité des résultats, il est primordial de prêter attention à la qualité et à la diversité des données utilisées. De plus, l'utilisation croissante des méthodes d'apprentissage automatique offre des opportunités pour traiter d'importants ensembles de données et cartographier de manière précise les dynamiques d'urbanisation.

Par ailleurs, l'étude des tissus urbains, en particulier le tissu urbain informel, est importante pour comprendre les dynamiques complexes des villes en développement et pour orienter des politiques urbaines inclusives et durables. L'intégration de la télédétection avec les méthodes d'analyse spatiale, notamment l'approche orienté objet (OBIA), offre un outil puissant pour cartographier et comprendre le tissu urbain informel à grande échelle. Dans

ce contexte, l'intégration des images ALSAT-2 dans le domaine de l'imagerie satellitaire représente une avancée majeure pour améliorer les capacités de suivi de l'occupation des sols en raison de leurs caractéristiques techniques avancées. Ces images offrent une haute résolution spatiale, permettant une détection précise des structures et des caractéristiques des sols, ce qui facilite une cartographie détaillée et fine des zones étudiées. De plus, les données multispectrales fournies par les capteurs d'ALSAT-2 permettent de distinguer différents types de surfaces, comme la végétation, l'eau ou les zones urbaines, et d'analyser efficacement leur évolution dans le temps.

Notre étude se concentre sur l'évaluation de ces images dans le contexte urbain, afin de déterminer leur contribution à la fourniture d'informations pertinentes pour l'aménagement du territoire et la planification urbaine. Pour exploiter pleinement le potentiel de ces images dans le suivi de l'étalement urbain, il est crucial d'évaluer soigneusement leurs capacités et leurs limites, et de mettre en place des méthodes pour les optimiser dans un contexte urbain spécifique.

Dans cette thèse, une analyse approfondie de l'étalement urbain et du tissu urbain informel dans les villes d'Oran et de Tlemcen est réalisée. Cette approche, combinant les méthodes d'analyse spatiale ainsi que les métriques paysagères offre une base solide pour des politiques de développement urbain.

Dans la perspective du prochain chapitre, nous allons consacrer une attention particulière à l'imagerie à très haute résolution spatiale (THRS) fournie par ALSAT-2. Cette étape est cruciale pour assurer la qualité des données que nous allons utiliser dans notre étude. Cela comprendra une exploration détaillée de la préparation des données, où nous mettrons en avant les étapes essentielles impliquées dans la collecte, le prétraitement et la préparation des images pour une utilisation efficace. Nous accorderons également une attention particulière à la qualité des images.

Chapitre 3.

Zone d'étude, jeux de données et prétraitement d'ALSAT-2 et Pléiades

Table des matières

3.1 Zone d'étude et données utilisées	64
3.1.1 Les sites d'étude : les villes de Oran et Tlemcen.....	64
3.1.2 Les images satellites utilisées : ALSAT-2 et Pléiades.....	66
3.1.3 Les données exogènes utilisées.....	72
3.2 Caractéristiques et pré-traitements des images satellitaires	74
3.2.1 La résolution spatiale.....	74
3.2.2 la résolution spectrale.....	76
3.2.3 Pré-traitements des images satellites.....	77
3.2.3.1 Corrections géométriques et radiométriques.....	78
3.2.3.2 Le mosaïquage.....	80
3.2.3.3 La fusion.....	81
3.4 Conclusion.....	88

Après avoir posé les bases de notre thèse en explorant les aspects essentiels de la cartographie de l'occupation du sol et en approfondissant la mesure de l'expansion urbaine, notamment en ce qui concerne le tissu urbain informel, ce chapitre se concentrera sur la mise en avant des données fondamentales qui seront au cœur de notre recherche.

La cartographie précise de l'occupation du sol et de l'expansion urbaine est cruciale pour comprendre et gérer efficacement le développement des zones urbaines. Dans cette étude, nous nous concentrons sur les villes d'Oran et de Tlemcen en Algérie, des zones urbaines en pleine croissance confrontées à des défis complexes liés à l'habitat informel et à l'urbanisation rapide. Pour mener à bien notre analyse, nous avons utilisé un ensemble de données variées et complémentaires. Tout d'abord, nous avons exploité les données exogènes fournies par OpenStreetMap, une source précieuse d'informations sur l'infrastructure urbaine, les routes et les bâtiments.

En parallèle, nous avons utilisé des images satellites à haute et très haute résolution spatiale, notamment ALSAT-2 et Pléiades, pour acquérir des informations détaillées sur le paysage urbain. Ces images ont été soumises à un processus de prétraitement, comprenant des corrections géométriques et radiométriques, ainsi que les techniques de mosaïquage et de fusion, visant à garantir la qualité et la cohérence des données utilisées.

L'objectif principal de ce chapitre est de présenter et évaluer la qualité des images satellites et leur pertinence pour la cartographie de l'occupation du sol et l'analyse de l'expansion urbaine dans les villes d'Oran et de Tlemcen. Nous évaluerons la performance des techniques de fusion d'images et leur impact sur la qualité des données. Cette évaluation nous permettra de déterminer dans quelle mesure les images satellites ALSAT-2 et Pléiades peuvent contribuer de manière significative à notre compréhension de l'évolution urbaine dans les zones d'étude.

3.1 Zone d'étude et données utilisées

3.1.1 Les sites d'étude : les villes de Oran et Tlemcen

Pour répondre à nos objectifs, nous avons choisi deux villes algériennes représentatives en termes de dynamiques urbaines, les villes Oran et Tlemcen qui se trouvent dans la région du Nord-Ouest de l'Algérie (Figure 3-1).

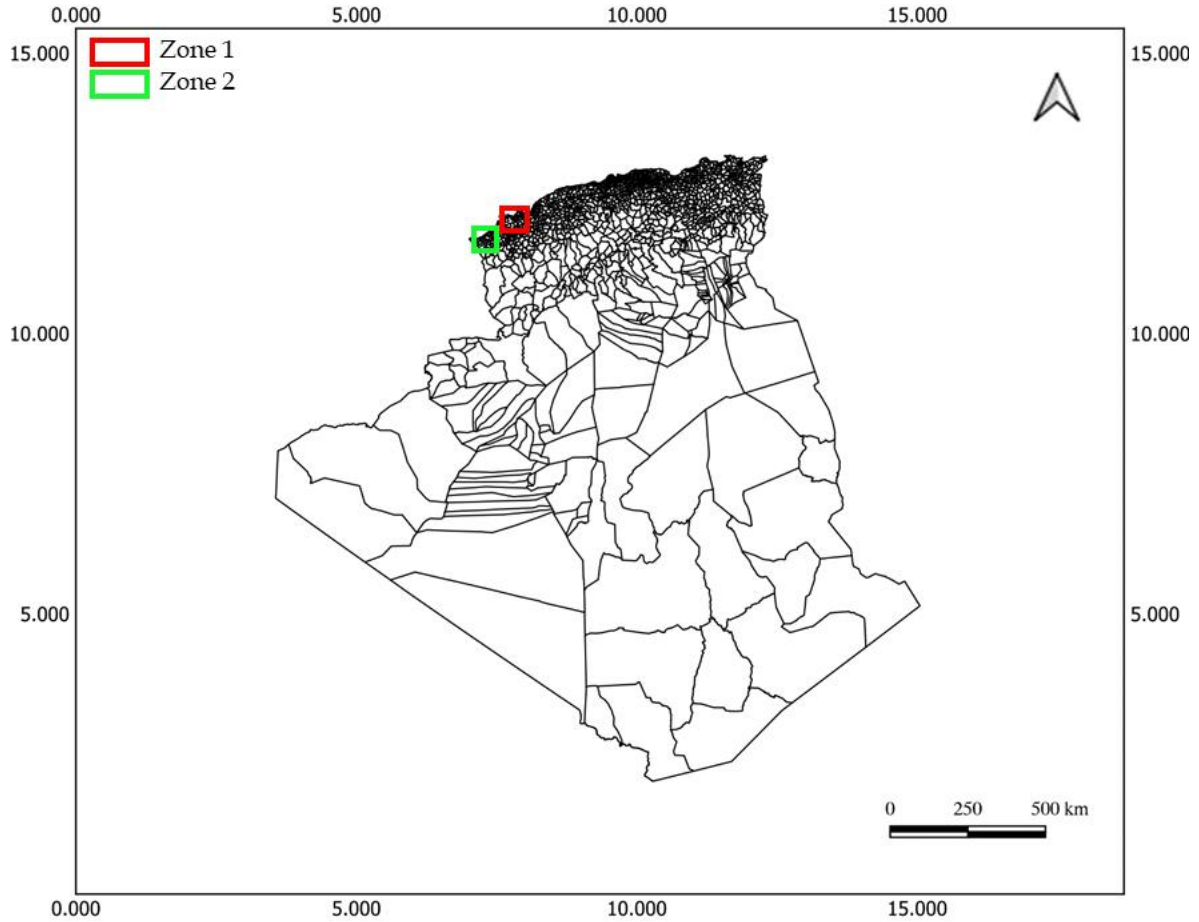


Figure 3- 1. Découpage administratif montrant la localisation des deux zones d'études, Oran (en rouge) et Tlemcen (en vert).

Oran, deuxième ville algérienne, située au Nord-Ouest du pays, est limitée à l'Ouest par le massif du Murdjajdo, au Nord par la mer Méditerranée et à l'Est et au Sud par le cinquième boulevard périphérique.

L'agglomération oranaise est composée de quatre communes qui forment le Groupement d'Oran (GO) (Oran, Bir el Djir, Sidi Chahmi et Es-Senia) illustrée dans la Figure 3-2. Le choix de cette ville comme terrain de recherche a été fait sur la base d'une connaissance préalable du terrain ainsi que sur la disponibilité des images ALSAT-2.

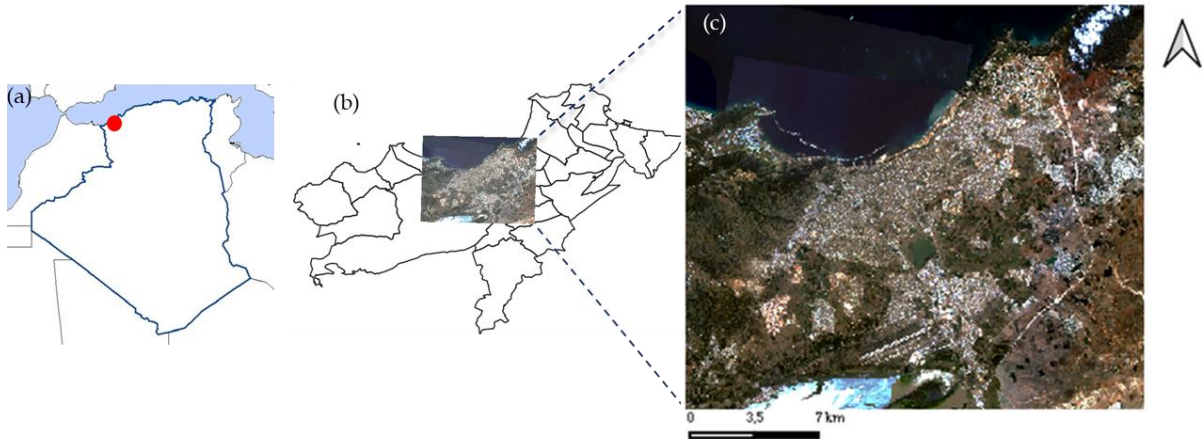


Figure 3- 2.(a) Carte de localisation de la zone d'étude d'Oran dans le nord-ouest de l'Algérie et limites administratives des communes de la ville d'Oran. (b) L'image ALSAT2 mosaïquée couvrant la ville d'Oran.

Afin de valider la reproductibilité de notre méthodologie, nous avons choisi la ville de Tlemcen comme site de validation. Située à l'extrême nord-ouest de l'Algérie et deuxième ville de l'Oranie, elle s'étend sur une superficie de 90 200 hectares. Le groupement urbain de Tlemcen (GUT) comprend quatre communes : Tlemcen, Chetouane, Mansoura et Beni Mester.. (Figure 3-3).

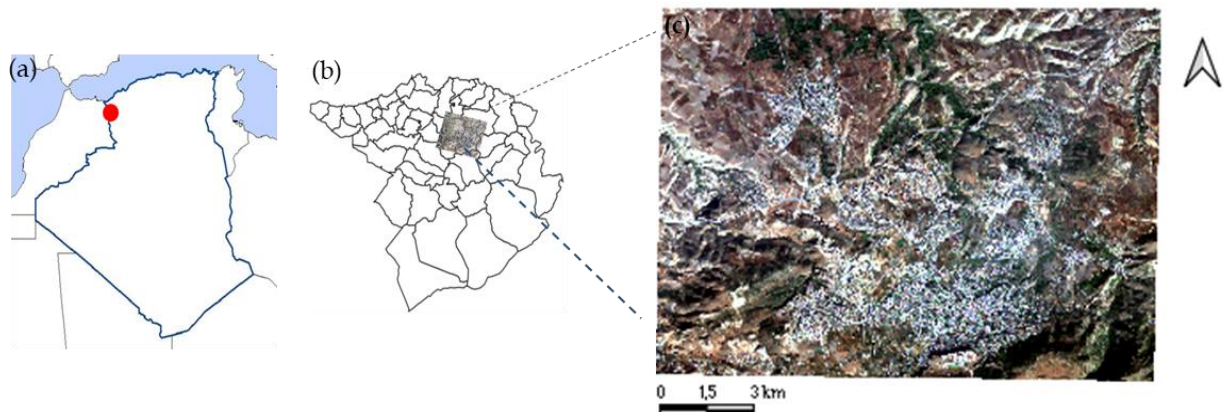


Figure 3- 3.(a) Carte de localisation de la zone d'étude de Tlemcen dans le nord-ouest de l'Algérie et limites administratives des communes de la ville de Tlemcen. (b) L'image ALSAT-2 couvrant la ville de Tlemcen.

3.1.2 Les images satellites utilisées : ALSAT-2 et Pléiades

Les images satellites ALSAT-2

Pendant plus de 15 ans, l'Agence spatiale algérienne (ASAL) s'est activement engagée dans le domaine de l'ingénierie des microsattellites, enregistrant avec succès le développement de six satellites dans le cadre de divers programmes de transfert de connaissances technologiques (Benzeniar, 2021).

Parmi ces satellites figurent ALSAT-2A (Algerian Satellite-2A) et ALSAT-2B, lancés respectivement en juillet 2010 et septembre 2016. Ces deux satellites d'observation de la Terre ont été conçus pour collecter des données optiques à haute résolution spatiale,

principalement des surfaces continentales, afin de répondre à une variété d'applications. Ces applications incluent la cartographie (telles que le cadastre, l'urbanisme, et la gestion des ressources naturelles), la mise à jour des informations spatiales pour la création de bases de données, la gestion des risques majeurs, la planification agricole, l'aménagement du territoire, le soutien à la conception, à la mise en œuvre et au suivi des plans directeurs, ainsi que l'amélioration des connaissances dans les domaines miniers et de la gestion des ressources en eau.

Le satellite ALSAT-2A est équipé de capteurs optiques capables de fournir des images à haute résolution, ce qui en fait un outil précieux pour la collecte de données géospatiales. Les images dérivés d'ALSAT-2 sont proposés en deux niveaux de prétraitement distincts : Niveau 1A, incluant des corrections radiométriques telles que la détection et la correction des détecteurs défectueux ou des lignes manquantes, la correction des paramètres de gain et d'offset pour chaque colonne, la superposition des bandes multispectrales (MS), ainsi que le géoréférencement des images dans le système de coordonnées WGS 84.

Niveau 2A, qui englobe non seulement les corrections radiométriques du Niveau 1A, mais également des traitements géométriques avancés, tels que la datation des images, la correction du modèle géométrique (comprenant la correction des distorsions du plan focal, de l'attitude et de la position du satellite, ainsi que la projection terrestre), la superposition des bandes multispectrales (MS), la restauration de l'image (comprenant la déconvolution et la réduction du bruit), ainsi que la projection cartographique au format "Universal Transverse Mercator" (UTM) dans le système de coordonnées WGS 84. Les caractéristiques des ensembles de données utilisés sont présentées en détail dans le Tableau 3-1.

Le jumeau de ALSAT 2-A, ALSAT-2B, est le quatrième satellite d'observation de la Terre doté d'une haute résolution, positionnées à une altitude de 670 km. Les images acquises par ALSAT-2B dans ses modes multispectral (visible et proche infrarouge) et panchromatique améliorent la fréquence des acquisitions et renforcent considérablement la capacité de couverture du territoire algérien. L'exploitation des images ALSAT-2B, avec une résolution de 2,5 mètres en mode panchromatique et en mode multispectral, offre des opportunités significatives dans divers secteurs économiques. Cela englobe la planification et l'aménagement urbains et agricoles, la cartographie et la surveillance des infrastructures, la gestion du cadastre steppique et saharien, ainsi que la prévention et la gestion des risques naturels, tels que les inondations et les incendies de forêt.

Caractéristiques	ALSAT-2A	ALSAT -2B
Date de lancement	12 juillet 2010	26 septembre 2016
Résolution	2.5 en panchromatique et 10m en multispectral	
Période de revisite	3 jours	
Taille de la scène	17.5 km*17.5 km (306.25km ²)	
Niveau de correction	Niveau 2 A et ortho	
Bandes spectrales	PAN : 450-745 nm MS : 04 canaux B1 : 450-520 nm (Bleu) B2 : 530-590 nm (Vert) B3 : 620-690 nm (Rouge) B4 : 760-890 nm (Proche Infrarouge)	

Tableau 3- 1. Caractéristiques du satellites ALSAT-2 (Source : Agence Spatiale Algérienne)

L'ensemble des travaux de cette thèse s'appuie sur l'utilisation de l'imagerie fournie par les satellites ALSAT-2A et ALSAT-2B, offrant une résolution de 10 mètres en mode multispectral et une résolution de 2,5 mètres en mode panchromatique.

En tenant compte de la disponibilité des images et de leur degré de couverture nuageuse, nous avons sélectionné les images d'Oran pour les années 2011 et 2018 (Tableau 3-2). Pour examiner l'expansion urbaine de la ville de Tlemcen, nous avons choisi les années 2011 et 2017, suivant ainsi la même logique que pour Oran. En raison d'une importante couverture nuageuse en 2018, nous avons préféré utiliser l'image de 2017. Ces sélections ont été faites en priorisant les ensembles d'images exemptes de nuages et offrant une couverture complète de notre zone d'étude.

	Date d'acquisition	
	Oran	Tlemcen
2010	23.08.2010	Pas de couverture
2011	14.07.2011(scène Ouest) 13.07.2011 (scène Est)	23.05.2011
2012	28.07.2012 (Nuages)	Pas de couverture
2013	03.08.2013 (scène complète)	Pas de couverture
2014	11.08.2014 (scène Centre est Est)	21.06.2014 (scène Ouest)
2015	18.05.2015 (scène Est)	19.11.2015 (scène complète)
2016	18.06.2016 (Nuages) 09.06.2016 (scène Est)	29.11.2016 (scène complète)
2017	09.06.2017 (scène Est) 14.07.2017 (scène Est)	15.07.2017 (scène complète)
2018	15.05.2018	(Nuages)
2019	11.12.2019 (scène complète)	Pas de couverture

Tableau 3- 2.Les images disponibles.

Les images satellites Pléiades

Le système d'imagerie spatial Pléiades, composé des satellites Pléiades 1A et 1B, offre une capacité remarquable d'acquisition d'images optiques. Ces satellites sont équipés de plusieurs bandes spectrales, notamment panchromatique, bleu, vert, rouge, et proche-infrarouge, offrant ainsi une gamme de données multispectrales pour diverses applications. La résolution panchromatique atteint 50 centimètres, tandis que la résolution spatiale en mode multispectral est de 2 mètres (Tableau 3-3). Cette capacité d'observation est complétée par une fauchée de 20 kilomètres, avec la possibilité de répétition programmable pour une couverture flexible.

Caractéristiques	Pléiades
Date de lancement	17 décembre 2011
Résolution	0,5m en panchromatique et 2m en multispectral
Période de revisite	1 jour
Taille de la scène	20 km*20 km
Niveau de correction	Ortho
Bandes spectrales	<p>PAN : 0,45 - 0,745 μm</p> <p>MS : 04 canaux</p> <p>B1 : 0,45 - 0,52 μm (Bleu)</p> <p>B2 : 0,53 - 0,59 μm (Vert)</p> <p>B3 : 0,62 - 0,69 μm (Rouge)</p> <p>B4 : 0,76 - 0,89 μm (Proche Infrarouge)</p>

Tableau 3- 3.Caractéristiques du satellites Pléiades (Source : Agence Spatiale Européenne).

Dans le cadre de nos travaux les images Pléiades ont été acquises par programmation via l'interface Dinamis (Dispositif institutionnel National d'Approvisionnement Mutualisé en Imagerie Satellitaire) en deux scènes couvrant la région Ouest et Est datant respectivement de 18.08.2022 et 09.10.2022 représentées par les rectangles vert et jaune sur l'illustration ci-dessous (Figure 3-4). Ces images ont été acquises en mode tri-stéréoscopiques ce qui a permis d'utiliser le service en ligne de calcul de Modèles Numériques de Surfaces (MNS) développé par les pôles de données et de services FormaTerre, THEIA et accessible directement depuis Dinamis (Figure 3-5).

Ce service, DSM-OPT (Digital Surface Models from Optical Stereoscopic very high resolution imagery) est accessible gratuitement à la communauté scientifique et institutionnelle française et internationale (<https://www.poleterresolide.fr/le-service-dsm-opt/>).

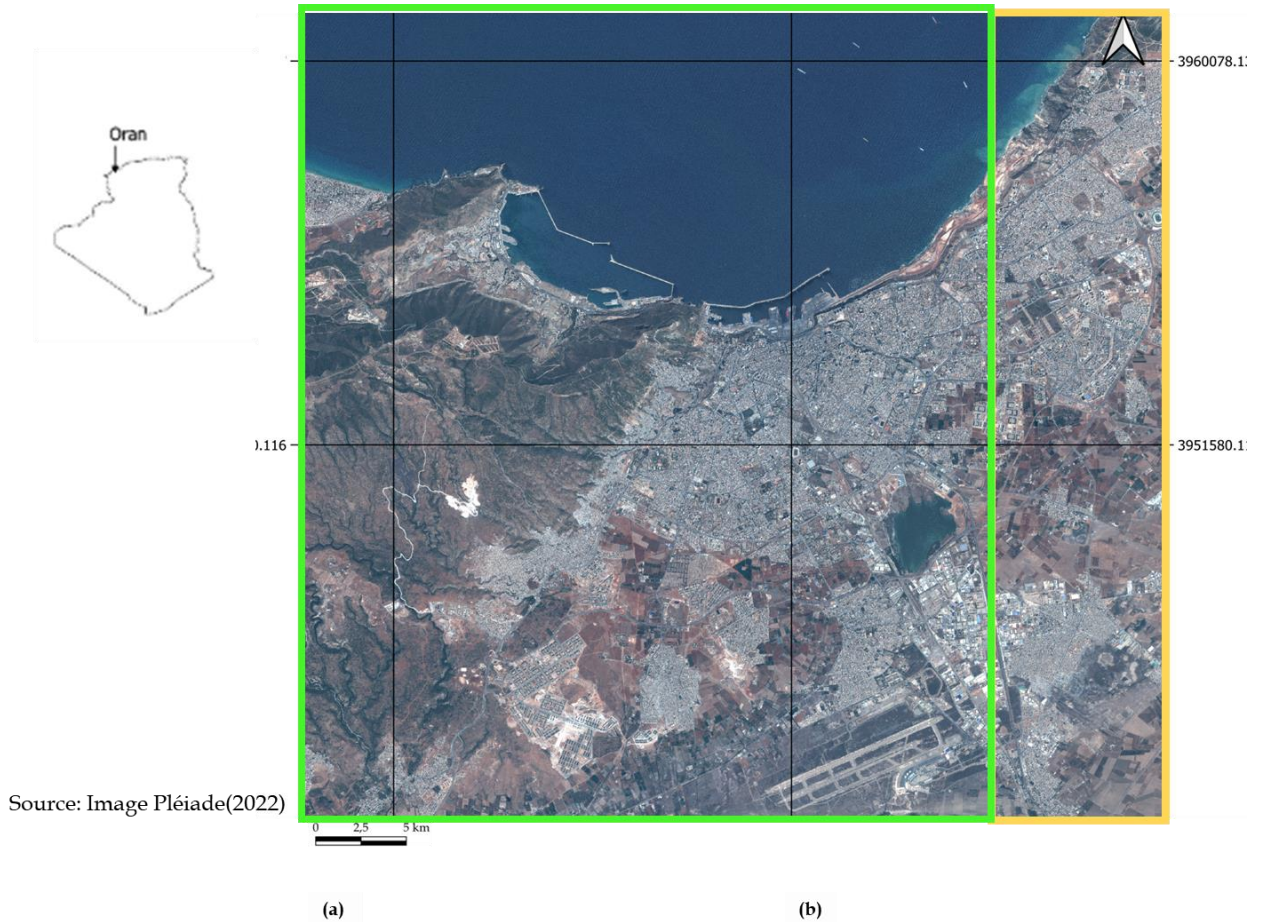


Figure 3- 4. Image Pléiade d'Oran. (a) scène Ouest (18/08/2022), (b) scène Est (09/10/2022).

Le modèle numérique de surface (MNS) a été calculé à partir de deux scènes tristéoscopiques panchromatiques, avec une résolution spatiale de sortie de 1 mètre. Le MNS présente des lacunes dans certaines zones, nécessitant l'application d'une interpolation spatiale pour combler les vides (valeurs manquantes) et obtenir une surface continue. Une interpolation par moyenne pondérée, prenant en compte les 8 pixels voisins, a donc été appliquée (Figure 3-5).

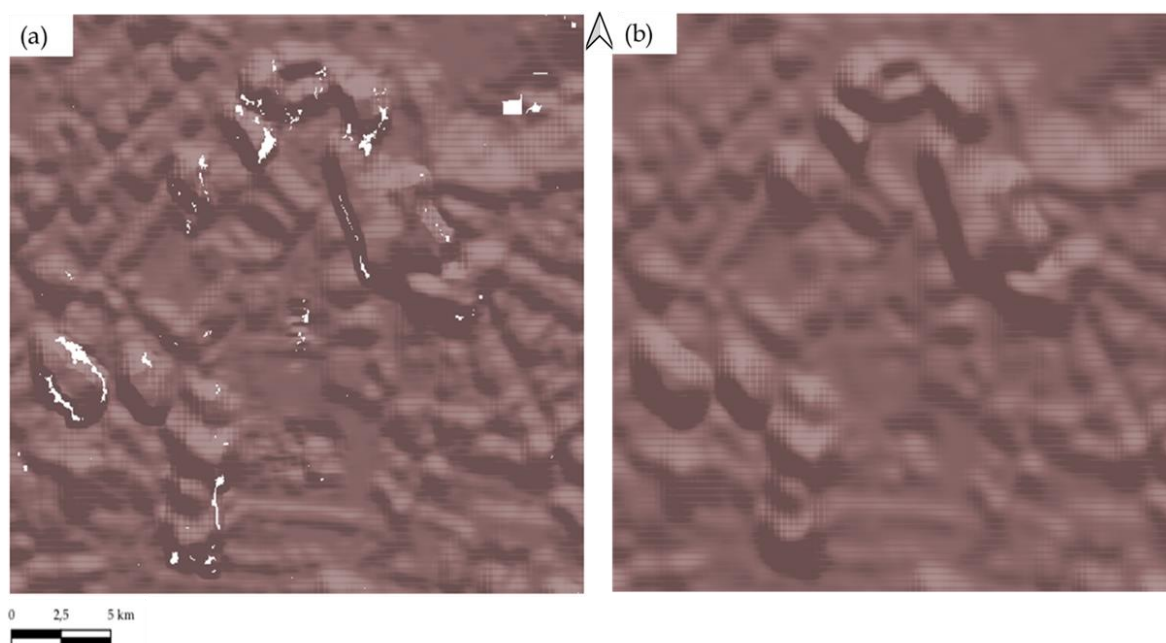


Figure 3- 5. MNS ombré dérivé de DSM-OPT avant interpolation (a) et après interpolation (b).

3.1.3 Les données exogènes utilisées

- Open street Map

Nous avons intégré dans notre étude des données topographiques relatives aux réseaux de communication provenant de la base de données OpenStreetMap (édition 2021), qui est particulièrement bien documentée pour les villes d'Afrique du Nord, et en particulier sur la ville d'Oran (Figure 3-6).



Figure 3- 6.Vecteur OSM© du réseau routier de la ville d'Oran.

- Données de terrain

L'analyse de la typologie des classes dans cette étude a nécessité une sortie sur le terrain pour collecter des données et constituer nos échantillons d'apprentissage. Cette démarche a été essentielle pour obtenir des données authentiques et représentatives, assurant ainsi l'exactitude de notre classification. Parallèlement, des photographies ont été indispensables pour documenter et compléter cette étude.

- Modèle Numérique de Terrain (MNT) et modèle Numérique de Hauteur (MNH)

Un modèle numérique du terrain (MNT) couvrant l'ensemble de la région oranaise a été téléchargé à partir du site de la NASA (www.earthdata.nasa.gov) d'une résolution de 30 mètres. Compte tenu de la résolution spatiale du MNS Pléiades de 1 mètre, et afin de pouvoir dériver un Modèle Numérique de Hauteur (MNH) issu de la soustraction entre le MNS et le MNT, nous avons rééchantillonné le MNT à 1m (Figure 3-7).

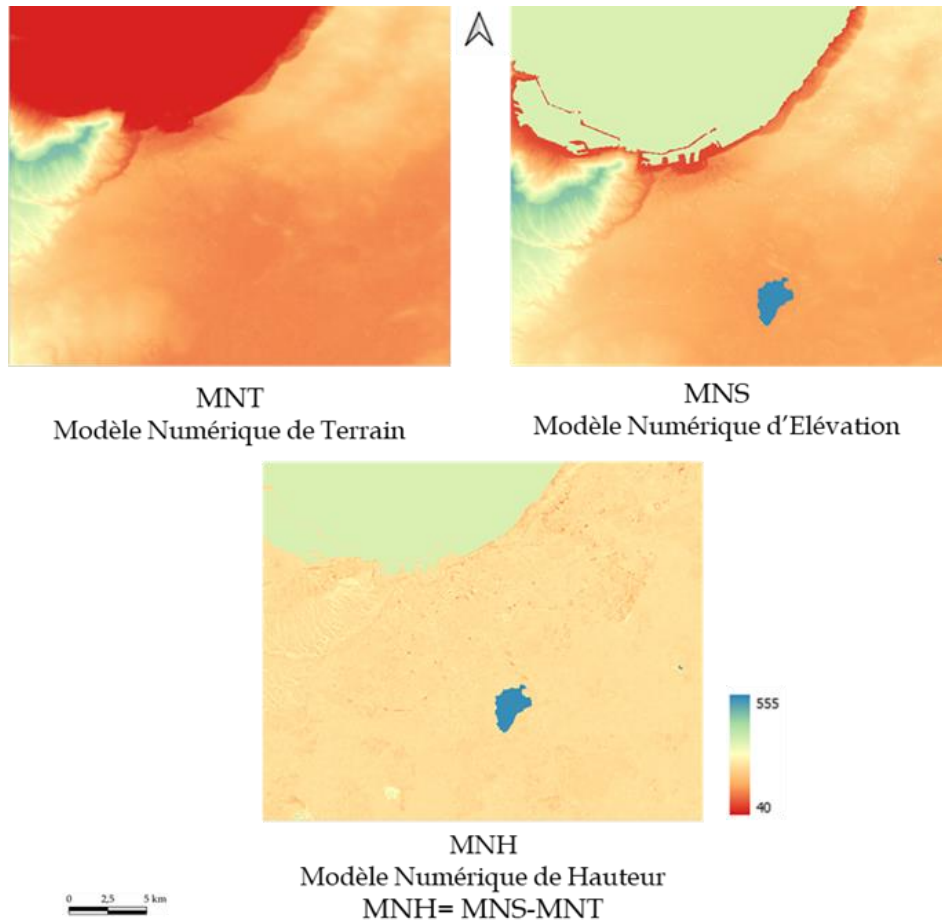


Figure 3- 7.Illustration de la méthode de calcul du MNH.

3.2 Caractéristiques et pré-traitements des images satellitaires

3.2.1 La résolution spatiale

Dans de nombreux domaines de recherche, la résolution spatiale des données est d'une importance capitale pour garantir la qualité des modèles établis. Au fil des deux dernières décennies, des progrès significatifs ont été réalisés dans l'acquisition et le traitement d'images numériques en télédétection, permettant l'étude approfondie des phénomènes terrestres observables. Les capteurs d'imagerie sont désormais capables de collecter des données sur une vaste gamme de fréquences spectrales, s'étendant du visible aux micro-ondes, avec des résolutions spatiales de plus en plus précises, allant jusqu'à 30 centimètres pour les capteurs satellitaires (worldview-4) et 5 centimètres pour les capteurs aéroportés (UltraCam Eagle Mark 3). La résolution spatiale d'un capteur dépend de l'altitude du satellite au-dessus de la Terre et de son champ de vision instantané (Servadio, 2013), ce qui influe sur la taille du pixel élémentaire au sol. Cette résolution peut être classée en quatre types principaux : basse résolution (1000 m), résolutions moyennes (80 m), haute résolution (10 à 30 m) et très haute résolution (inférieure à 5 m).

Une résolution spatiale plus élevée se traduit par la capture de plus de détails dans une image satellite (Figure 3-8), ce qui est particulièrement utile pour étudier précisément les

environnements urbains et périurbains. Les images à très haute résolution spatiale, avec des tailles de pixel allant de 40 cm x 40 cm à 5 m x 5 m, sont largement utilisées à cette fin (Puissant, 2003).

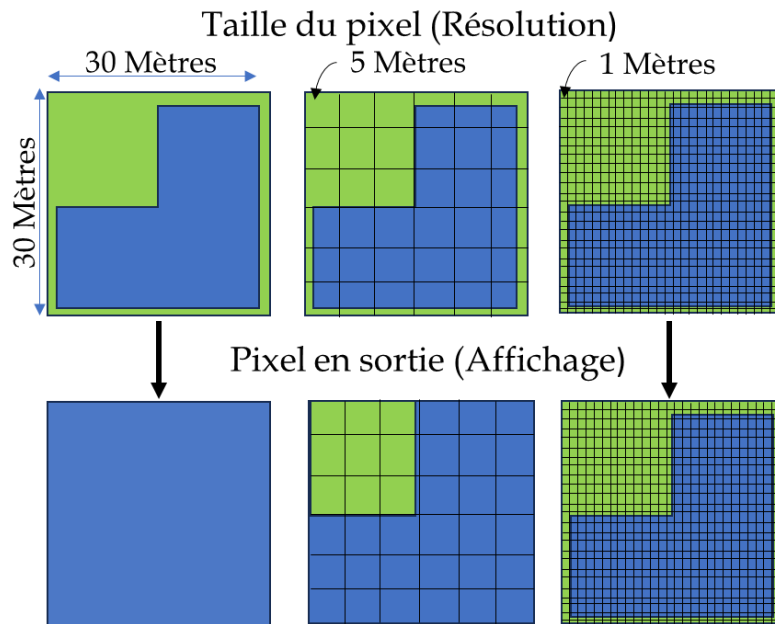


Figure 3- 8. Les différentes résolutions spatiales.

Comme notre méthodologie repose sur l'utilisation de diverses données satellitaires, il est essentiel de démontrer l'importance de la résolution spatiale des images pour étudier et cartographier les espaces urbains. Pour illustrer cela, la figure 3-9 montre un extrait de la même zone (Oran, Algérie), prise avec des capteurs ayant des résolutions spatiales différentes. À gauche, une résolution spatiale de 10 mètres provenant d'ALSAT-2A qui montre des pixels grands et flous, rendant difficile la distinction des différents objets et infrastructures tels que les bâtiments et les routes. Tandis qu'à droite, nous avons une résolution spatiale de 2 m provenant de Pléiades. A cette résolution, les objets urbains s'individualisent et les bâtiments se distinguent visuellement très bien de la route. Cette différence de résolution impacte directement la capacité d'analyse des images : la faible résolution est adéquate pour une vue d'ensemble générale, tandis que la haute résolution est essentielle pour des analyses détaillées et précises.

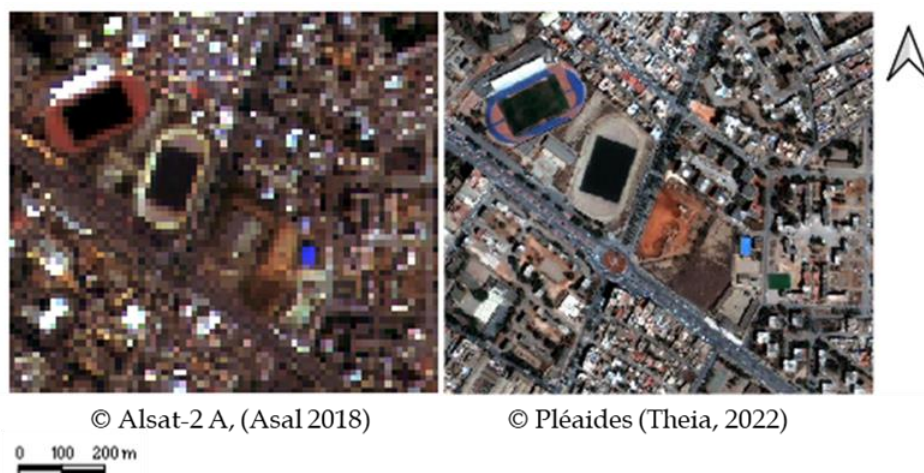


Figure 3- 9. Comparaison entre les images ALSAT2 (10 m) et Pléiades (2m) sur la ville d'Oran.

3.2.2 la résolution spectrale

La résolution spectrale d'un capteur optique caractérise sa capacité à distinguer différentes longueurs d'ondes du spectre électromagnétique (Figure 3-10). Une image est ainsi caractérisée par un certain nombre de bandes spectrales chacune correspondant à un intervalle de longueur d'onde que le capteur peut enregistrer (Figure 3-11). Un capteur caractérisé par une bonne résolution spectrale est donc un capteur qui peut acquérir une image dans une grande partie du spectre électromagnétique et dont les intervalles pour chaque bande sont plus étroites possible afin d'obtenir une signature spectrale précise de l'objet étudié (Rougier, 2016).

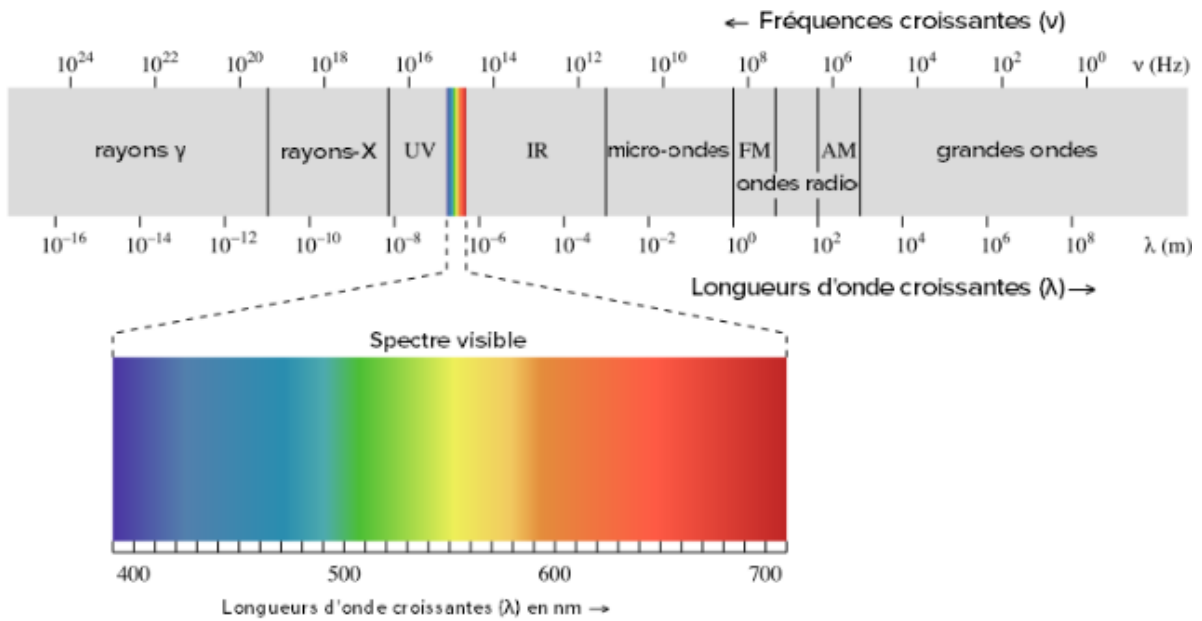


Figure 3- 10. Le spectre électromagnétique et les principaux domaines de longueurs d'onde (source : Passy, 2023).

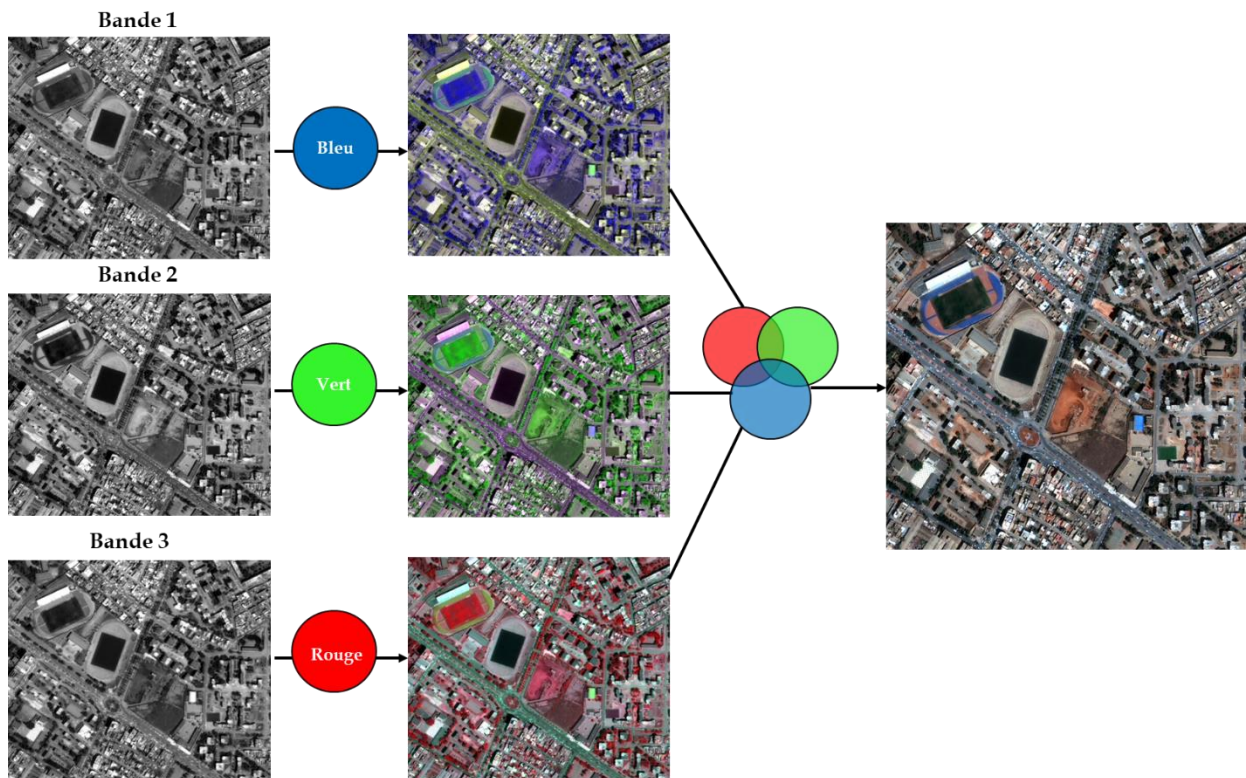


Figure 3- 11. Composition colorée en couleur naturelles (Source : Maison de la télédétection, adapté par : Chériguène).

3.2.3 Pré-traitements des images satellites

Pour préparer nos jeux de données pour l'ensemble de la zone d'étude, plusieurs étapes de pré-traitement ont été nécessaires pour traiter les images ALSAT-2 et Pléiades (Annexe A.1). Tout d'abord, nous avons entrepris des corrections géométriques pour rectifier toute

distorsion spatiale présente dans les images. Cela impliquait la correction des déformations géométriques telles que les erreurs de positionnement et de rotation afin d'obtenir une représentation précise de la région étudiée.

Ensuite, des corrections radiométriques ont été effectuées pour normaliser les niveaux de luminosité et de contraste dans les images, garantissant ainsi une comparabilité cohérente entre les différentes acquisitions. Ces corrections ont permis de minimiser les variations dues aux conditions d'éclairage et aux différences atmosphériques, assurant ainsi une interprétation précise des caractéristiques du paysage.

Une fois les corrections géométriques et radiométriques effectuées, nous avons procédé au mosaïquage des images. Cette étape était essentielle pour garantir une couverture complète et homogène de la région, permettant ainsi une analyse cohérente et intégrée. Enfin, une évaluation approfondie a été réalisée pour vérifier la qualité des images pré-traitées, en tenant compte de critères tels que la netteté, la résolution spatiale et la cohérence spectrale. Cette évaluation nous a permis de nous assurer que nos jeux de données étaient prêts à être utilisés pour nos analyses ultérieures, en fournissant des informations fiables et précises sur l'occupation du sol et l'expansion urbaine dans la zone d'étude.

3.2.3.1 Corrections géométriques et radiométriques

La correction géométrique d'une image ou d'un jeu de données dans la production d'une spatiocarte est l'étape qui assure le passage de la géométrie originelle des données vers une géométrie de référence. Elle nécessite l'application de procédures de correction et de validation (Billen et al, 2000). Elles sont faites pour corriger les incohérences entre les coordonnées de localisation des données brutes et les coordonnées réelles. La correction géométrique est nécessaire pour prétraiter les données de télédétection et supprimer les distorsions géométriques afin que les coordonnées des images individuelles soient dans leur emplacement planimétrique (x,y) (Dave et al, 2015).

Corrections géométriques

Il existe deux types de corrections géométriques :

Les méthodes polynomiales : Il est possible de corriger la géométrie de l'image sans connaître tout ou partie des sources de déformations (Billen et al, 2000).

L'algorithme offre la possibilité d'effectuer une transformation affine plus étendue, y compris un éventuel cisaillement uniforme. En revanche, les fonctions polynomiales 1 et 2 font appel à des polynômes d'ordre supérieur, tels que ceux du 2e ou du 3e degré, au lieu d'une simple transformation affine. Cette approche leur permet de prendre en compte des déformations plus complexes, telles que la courbure ou d'autres distorsions systématiques présentes dans l'image, notamment lorsque l'on travaille avec des cartes photographiées présentant des bords incurvés. Toutefois, elle nécessite un minimum de 6 (dans le cas du polynôme 1) ou 10 (dans le cas du polynôme 2) points de contrôle géoréférencés (GCP) pour une application réussie. (docs.qgis.org)

Les méthodes paramétriques : En zone de fortes variations d'altitude, il est également possible de corriger les images en prenant en compte le relief, par l'utilisation d'un modèle numérique de terrain.

Dans le cadre de notre étude, nous avons constaté des décalages significatifs sur les images ALSAT-2 multispectrales de 2018 par rapport à celles de 2011, bien que ces dernières aient déjà été géoréférencées de niveau 2. Pour remédier à cette disparité, nous avons mis en œuvre une correction géométrique en utilisant un fichier vecteur d'OpenStreetMap (OSM) comme référence spatiale. Afin de traiter efficacement les distorsions observées, nous avons subdivisé les scènes panchromatiques et multispectrales en cinq images plus petites, chacune traitée individuellement. Nous avons également collecté entre 20 et 30 points de contrôle (GCP) pour chaque image afin d'assurer une précision optimale. La méthode de correction la plus couramment utilisée était la transformation polynomiale de premier degré. L'exemple ci-dessous illustre l'une des images traitées, démontrant le processus de correction géométrique appliqué.

Les images Pléiades ont été également corrigées afin d'aligner les coordonnées de l'image avec les positions sur le terrain. Pour corriger l'image fusionnée, un total de 14 points GCP ont été collectés. Ces corrections ont été réalisées en se référant à l'image de Google Earth (L'image est disponible en annexe A.1).

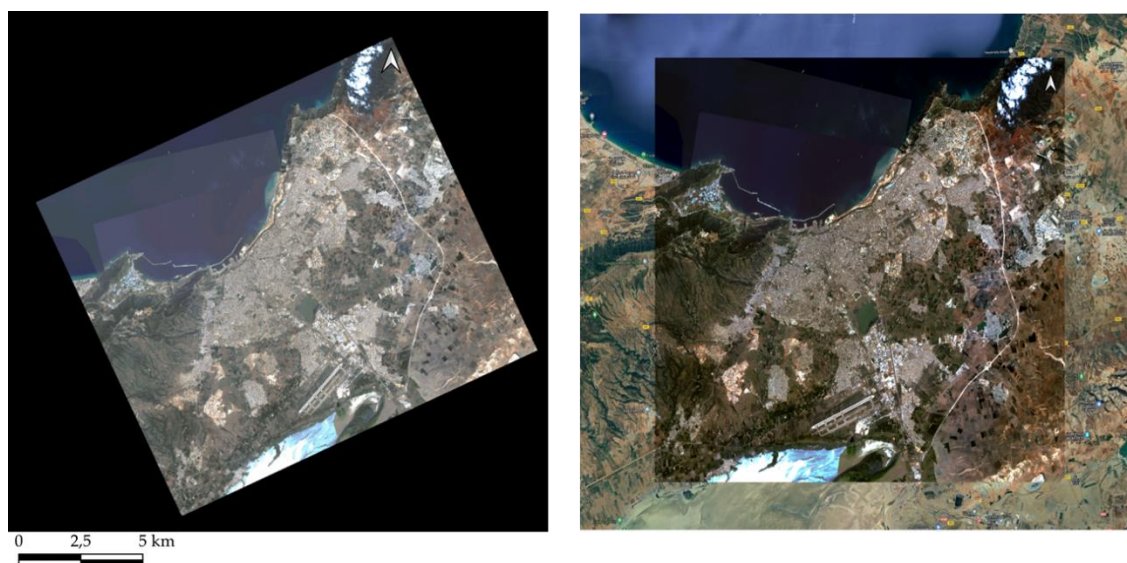


Figure 3- 12. (a) Image ALSAT -2A couvrant la région Ouest d'Oran avant ortho rectification.

Corrections radiométriques

La correction radiométrique fait référence au processus de normalisation ou d'ajustement des valeurs de la radiométrie dans une image, généralement pour corriger les variations de luminosité et de contraste qui peuvent résulter de divers facteurs, tels que la différence d'éclairage, les variations atmosphériques, les caractéristiques du capteur, etc.

3.2.3.2 Le mosaïquage

La création d'une mosaïque d'images consiste à lier de manière homogène, voire à fusionner, un ensemble d'images présentant des chevauchements, c'est-à-dire des zones communes, d'une même scène, afin de former une seule image qui représente l'intégralité de cette scène (Djebli, 2012). L'image de 2011 (figure 3-13) a été obtenue par le mosaïquage de deux scènes couvrant la région Est et Ouest de la ville acquises le 14.07.2011 (Figure 13.a) et le 14.03.2011(Figure 13.b), l'image de 2018 couvrant a aussi été obtenue par le mosaïquage de plusieurs scènes acquises le 15.05.2018 (Figure 3- 13).(Mosaïque des bandes panchromatiques en Annexe A.2-A.5)

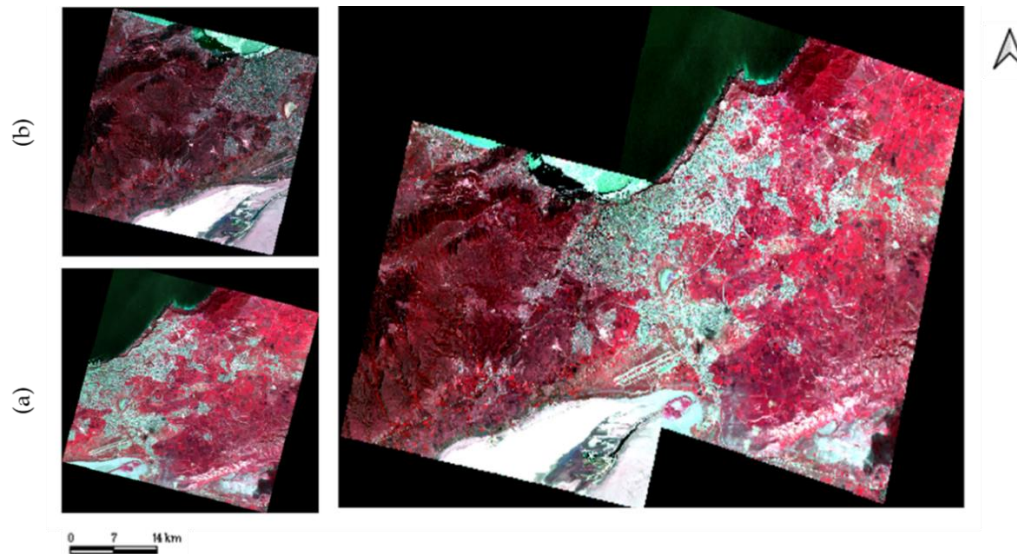


Figure 3- 13.Mosaïque de l'image ALSAT-2A d'Oran 2011.

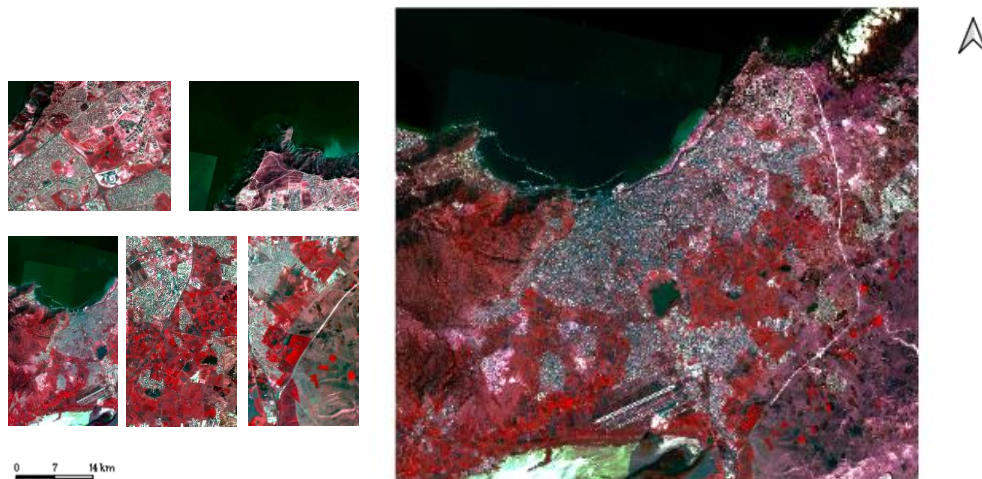


Figure 3- 14. Mosaïque de l'image ALSAT- 2A d'Oran 2018.

Les deux scènes du satellite Pléiades couvrant les régions Ouest et Est de la ville d'Oran ont été mosaïquées pour étendre la couverture sur toute la zone. Ces traitements ont été effectués à l'aide du logiciel QGIS (Mosaïquage des images pléiades en Annexe A.5).

3.2.3.3 La fusion

Pour obtenir des images de meilleure résolution, nous avons employé des techniques de fusion de données. Ces méthodes permettent de combiner des informations issues de diverses sources ou de multiples captures d'une même scène, améliorant ainsi non seulement la qualité visuelle des images, mais aussi leur précision et leur utilité. Dans notre étude, nous avons comparé plusieurs techniques de fusion pour identifier celle offrant les meilleurs résultats en termes de résolution et de fiabilité des images.

La fusion d'images est utilisée dans divers domaines tels que la vision artificielle, le diagnostic médical et la télédétection spatiale à haute résolution. Dans ce dernier domaine, de nombreux satellites fournissent généralement deux types d'images : des images panchromatiques (PAN) à haute résolution spatiale et faible résolution spectrale, et des images multispectrales (MS) à haute résolution spectrale et faible résolution spatiale (voir Figure 3-15).

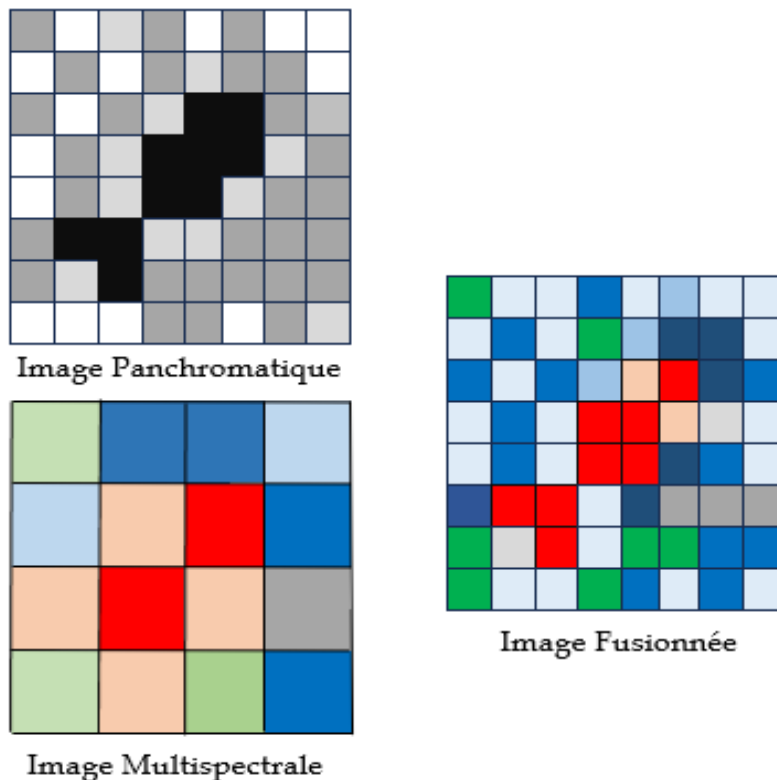


Figure 3- 15. Processus de fusion.

Au cours des deux dernières décennies, de nombreuses méthodes de fusion d'images ont été développées pour combiner les images PAN et MS. Parmi ces méthodes figurent la méthode de Brovey (Hallada et al., 1983), la méthode ACP (Shah et al., 2008), la méthode Gram-Schmidt (Hallada et al., 1983), la méthode Wavelet (Gilberston et al., 2017), ainsi que diverses techniques basées sur des décompositions multi-échelles et des représentations multi-résolution.

Brovey

La transformation de Brovey est une combinaison d'opérations arithmétiques. Chaque bande spectrale est d'abord divisée par la somme des trois bandes choisies, puis multipliée par l'image panchromatique (Hallada et al, 1983).

$$R = \frac{R}{R + V + B} * PAN$$

$$V = \frac{V}{R + V + B} * PAN$$

$$B = \frac{B}{R + V + B} * PAN$$

Gram Schmidt (GS)

La Fusion de Gram-Schmidt a été développée et décrite en détail par (Laben et al, 2000). Dans la première étape, une bande panchromatique à faible résolution est construite sous la forme d'une moyenne pondérée des bandes multispectrales d'origine. Sur la base de cette première nouvelle bande, d'autres combinaisons linéaires sont ensuite formées par orthogonalisation des bandes d'origines par rapport à leur covariance en tant que métrique. Initialement, les canaux de Gram-Schmidt sont tous non corrélés. L'histogramme de l'image panchromatique à haute résolution spatiale correspond à l'histogramme de l'image panchromatique artificielle à basse résolution spatiale. Ensuite, la bande panchromatique basse résolution est remplacée par la bande panchromatique haute résolution, les bandes multispectrales restantes sont suréchantillonnées. A la fin, la transformation de Gram-Schmidt est inversée pour obtenir une image fusionnée.

ACP

L'ACP est essentiellement une transformation de modèle mathématique (Shah et al, 2008; Zebhi 2012). Elle est largement utilisée dans le domaine des statistiques ainsi que dans le domaine du traitement du signal. La méthode de fusion basée sur l'ACP, ressemble beaucoup à la fusion de Gram-Schmidt. Contrairement à cette dernière, le canal panchromatique «artificiel » basse résolution spatiale est construit comme étant la combinaison linéaire de toutes les bandes, ce qui correspond à la valeur propre maximale de l'analyse en composantes principales. Les vecteurs propres de la ACP sont orthogonaux, mais les bandes de combinaison correspondantes ne sont pas corrélées.

P + XS

P + XS est une technique de fusion variationnelle qui vise à minimiser une fonction d'énergie en utilisant l'algorithme de descente de gradient. La fonction d'énergie utilisée dans P + XS est motivée par l'hypothèse que la géométrie des bandes spectrales est contenue dans la carte topographique de l'image PAN et dans la relation entre les bandes MS et l'image PAN.

Ondelettes

Dans la fusion par ondelettes, une image à haute résolution spatiale est d'abord décomposée en un ensemble d'images panchromatiques à faible résolution spatiale avec le coefficient d'ondelette correspondant (détails spatiaux) pour chaque niveau (Gilberston et al, 2017). Les bandes individuelles de l'image MS remplacent la bande PAN à faible résolution spatiale au niveau de résolution de l'image MS d'origine. Les détails de l'image à haute résolution spatiales sont ajoutés à chaque bande MS en effectuant une transformation en ondelettes inverse avec le coefficient en ondelette correspondant.

Dans le cadre de notre étude, nous avons choisi d'utiliser la méthode de Gram-Schmidt, qui constitue une approche mathématique solide et éprouvée pour la décomposition des images multispectrales, permettant de séparer efficacement les informations spatiales et spectrales. La méthode de Gram-Schmidt présente également l'avantage d'assurer une orthogonalité entre les composantes, minimisant ainsi les effets de corrélation entre les bandes spectrales et favorisant une représentation plus indépendante des caractéristiques de l'image. De plus, elle s'avère particulièrement adaptée pour la réduction de la dimensionnalité, facilitant ainsi une gestion plus efficace des données tout en préservant les informations essentielles (Figure. 3-16).

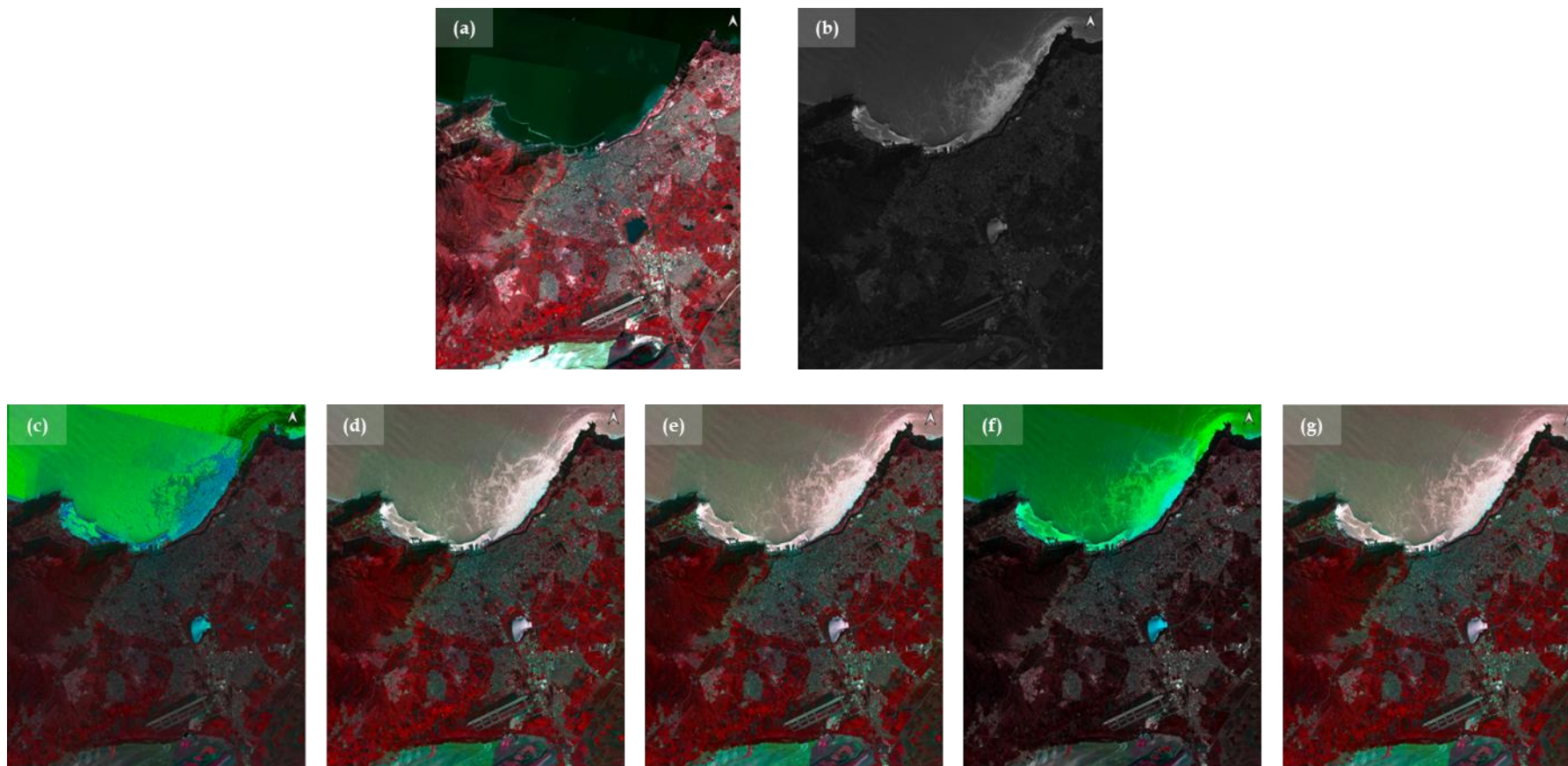


Figure 3- 16. Fusion des images ALSAT 2A : (a) Image multispectrale et (b) Image panchromatique d'Oran avec les différentes méthodes de fusion : (c) Brovey, (d) GS, (e) ACP, (f) P+XS, (g) Ondelettes.

Évaluation des images fusionnées ALSAT-2 et Pléiades

L'inspection visuelle seule n'est pas suffisante pour l'évaluation de la qualité de l'image fusionnée. Pour l'évaluation de la qualité spatiale et spectrale de l'image obtenue, plusieurs mesures quantitatives sont suggérées dans (Zhou, 1998). Le fait que la qualité spectrale et spatiale sont complémentaires. Les images de très haute résolution spatiale manquent souvent de qualité spectrale et inversement. A cet effet, une évaluation quantitative précise de la qualité est difficile car une image MS de haute résolution de référence n'est pas disponible. Afin de pallier ce problème, il existe deux approches : La première consiste à utiliser des mesures qui ne nécessitent pas d'image de référence. Une autre approche consiste à utiliser la propriété de consistance de Wald (Shettigara, 1992) selon laquelle la résolution de l'image panchromatique est dégradée à la résolution de l'image MS, pour qu'elle soit similaire à celle de l'image MS originale.

Afin de déterminer la cohérence optimale entre l'image panchromatique et l'image multispectrale fusionnées, nous avons employé des mesures de qualité largement reconnues dans le domaine de la télédétection. Ces indicateurs de qualité sont essentiels pour évaluer la performance de la fusion d'images, permettant ainsi de sélectionner la méthode de fusion la plus appropriée. En s'appuyant sur ces mesures, nous avons pu analyser et comparer les différentes images fusionnées, déterminant ainsi celle qui présente la meilleure adéquation avec les caractéristiques intrinsèques de l'image d'origine Pan et Ms. Cette approche nous a permis de garantir une fusion d'images précise et cohérente, assurant ainsi la qualité et la fiabilité des données résultantes pour nos analyses ultérieures.

Erreur Spectrale Moyenne Relative (RASE)

Cette métrique utilise la valeur de la moyenne en niveau de gris et les valeurs RMSE (Choi et al., 2005).

$$RASE = \frac{100}{M} \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N RMSE(B_i)}$$

M représente la radiance moyenne des N bandes spectrales et Bi représente la bande de l'image MS d'entrée, la valeur souhaitée pour ce paramètre est zéro.

Erreur Quadratique Moyenne (RMSE)

Compare la différence entre l'image MS d'origine (image de référence) et l'image fusionnée en calculant directement les changements dans les valeurs de niveau de gris en pixels, comme suit:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_x \sum_i (X_i(x) - Y_i(x))^2}{n * m * d}}$$

Où X est l'image MS, Y est l'image fusionnée, x est le pixel et i est le numéro de bande, n est le nombre de colonnes et d est le nombre de bandes.

Erreur relative globale adimensionnelle de synthèse (ERGAS)

Cette métrique calcule la quantité de distorsion spectrale dans l'image fusionnée et est donnée par: (Alparone, 2008).

$$ERGAS = 100 \frac{h}{l} \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left(\frac{RMSE}{\mu(n)} \right)^2 (n)^2}$$

Où, N est le nombre de bandes, RMSE est l'erreur quadratique moyenne, h / l est le rapport des pixels de l'image PAN à l'image MS, $\mu(n)$ est la moyenne de la n-ème bande.

Indice Universel de Qualité d'Image (UIQI)

UIQI est une métrique qui tente de modéliser la distorsion spectrale en combinant trois facteurs. Ces facteurs sont la corrélation, la distorsion de la luminance et la distorsion du contraste. La fonction est donnée par (Palsson, 2013).

$$Q = \frac{4\sigma_{xy}\bar{x}\bar{y}}{(\sigma_x^2 + \sigma_y^2)[(\bar{x})^2 + (\bar{y})^2]}$$

Où $x = \{x_i / i = 1, 2, \dots, N\}$ et $y = \{y_i / i = 1, 2, \dots, N\}$ sont respectivement les vecteurs originaux MS et l'image fusionnée.

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad \bar{y} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i$$

$$\sigma_x^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \quad \sigma_y^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2$$

$$\sigma_{xy}^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})$$

Coefficient de corrélation (CC)

Le coefficient de corrélation (CC) entre l'image MS originale (X) et l'image fusionnée (Y) est défini comme suit :

$$CC(X, Y) = \frac{\sum_{mn} (X_{mn} - \bar{X})(Y_{mn} - \bar{Y})}{\sqrt{(\sum_{mn} (X_{mn} - \bar{X})^2)(\sum_{mn} (Y_{mn} - \bar{Y})^2)}}$$

Où \bar{X}_Y sont les valeurs moyennes des images correspondantes.

Les résultats de ces méthodes d'évaluations sont représentés dans le (Tableau 3-4) qui d'après l'analyse du tableau des résultats, l'algorithme GS (Gram-Schmidt) offre les meilleures performances en termes de qualité de fusion d'images. En examinant les quatre critères principaux : UIQI, RASE, ERGAS et RMSE, GS se démarque clairement. Le score UIQI de 1.59 pour GS est le plus élevé, indiquant une qualité d'image supérieure après fusion. De plus, GS a le score RASE le plus bas à 0.137, montrant une erreur spectrale relative minimale. En ce qui concerne l'ERGAS, GS obtient encore une fois le meilleur résultat avec un score de 12,06, ce qui indique une erreur globale minimale. Enfin, pour le critère RMSE, GS affiche un score de 0,78, le plus bas parmi les méthodes comparées, confirmant une précision élevée. En comparaison, les autres méthodes telles que BROVEY, ACP, Ondelettes et P+XS ont des performances inférieures sur l'ensemble de ces critères.

	UIQI	RASE	ERGAS	RMSE
BROVEY	0,74	0,95	17,31	1,25
GS	1,59	0,13	12,06	0,782
ACP	0,31	0,15	10,58	1,15
Ondelettes	1,2	0,7	10,2	4,9
P+XS	1,66	0,21	11,81	0,87

Tableau 3- 4. Métriques d'évaluation de la fusion sur l'image ALSAT2-A d'Oran 2018.

Par conséquent, l'algorithme GS a été retenu pour la fusion des images en raison de ses performances supérieures. Il a été appliqué avec succès à l'image satellitaire d'Oran de 211 et à celle de Pléiades (figures de fusion en Annexe C).

Suite au prétraitement des images, les deux images acquises en 2011 et 2018 ont été découpées pour ne conserver que la zone d'intérêt spécifique à notre étude. Cette étape de découpage garantit que seules les informations pertinentes pour notre analyse sont préservées, facilitant ainsi une comparaison ciblée entre les deux périodes. La figure ci-dessous (Figure 3-17) illustrent visuellement le résultat de ce processus, mettant en évidence la zone sélectionnée dans chacune des images, prête à être utilisée pour des analyses ultérieures.

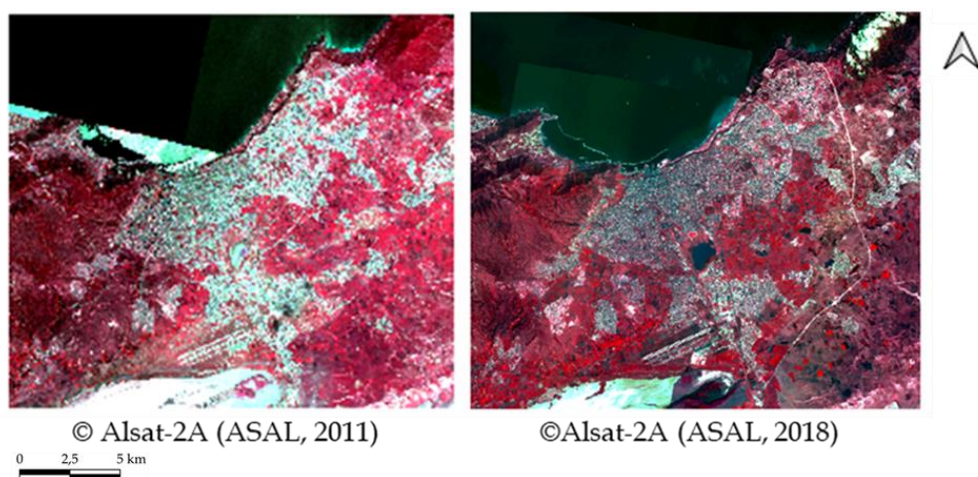


Figure 3- 17. Extrait d'Images satellites ALSAT-2A en fausse couleurs (Vert,Rouge et Proche Infrarouge) centré sur la ville d'Oran, corrigées au niveau 2A, ortho rectifiées et mosaiquées.

3.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit les sites d'étude sélectionnés, qui sont les villes d'Oran et de Tlemcen en Algérie. Ces zones urbaines en pleine croissance sont confrontées à des défis complexes liés à l'urbanisation rapide et à la présence du tissu urbain informel, ce qui en fait des cas d'étude pertinents pour notre analyse.

En ce qui concerne les données utilisées, nous avons intégré plusieurs sources pour enrichir notre étude. OpenStreetMap, une base de données cartographique collaborative, a fourni des informations sur les routes. Parallèlement, nous avons exploité les images satellites ALSAT-2 et Pléiades pour obtenir une vue globale et détaillée de nos zones d'étude. Ces images ont été soumises à divers prétraitements pour garantir leur qualité et leur cohérence. Comprenant des corrections géométriques de haute précision, suivi par l'étape de mosaïquage pour une gestion optimale des images. La fusion des scènes panchromatiques et multispectrales a été effectuée, et une évaluation a assuré la qualité du résultat final. Ces étapes ont permis d'obtenir des données spatiales fiables, prêtes à être exploitées dans nos futures analyses.

Dans le chapitre suivant, nous présentons les démarches entreprises pour étudier l'occupation du sol, détaillant les méthodologies et les outils employés pour une analyse approfondie des informations géospatiales obtenues.

Chapitre 4.

Apport des images ALSAT-2 pour la cartographie et l'analyse des changements d'occupation des sols d'Oran et de Tlemcen.

Table des matières

4.1 Méthodologie de traitement des images ALSAT-2 pour la cartographie des modes d'occupation des sols.....	90
4.1.1 Typologie des classes et préparation des données.....	93
4.1.2 Classification : protocoles de tests, post-traitement et évaluation	98
4.2 Résultats de classifications sur la ville d'Oran 2018.....	100
4.2.1 Résultats de classification de l'occupation des sols sur la ville d'Oran 2018 – Tests 1 à 5.....	100
4.2.2 Résultats de classification de l'occupation des sols sur la ville d'Oran 2018 – Tests 6 et 7.....	103
4.2.3 Résultat de classification de l'occupation des sols sur la ville d'Oran 2011 et sur la ville de Tlemcen (2011 et 2018).....	108
4.3 Analyse des changements d'occupation des sols.....	115
4.3.1 Analyse des changements d'occupation des sols de la ville d'Oran....	115
4.3.2 Analyse des changements d'occupation des sols de la ville de Tlemcen.....	120
4.4 Conclusion.....	125

Ce chapitre expose en détail la méthodologie proposée pour répondre à nos deux objectifs principaux : (1) cartographier les modes d'occupation des sols à l'aide des images ALSAT-2, préalablement traitées comme décrit dans le chapitre 3, en utilisant une approche supervisée par pixel, et (2) analyser les changements d'occupation des sols entre 2011 et 2017/18 à l'aide de méthodes d'analyse spatiale et d'écologie du paysage.

La première section de ce chapitre présente notre approche pour identifier et discriminer les différents modes d'occupation des sols. Les images ALSAT-2 à une résolution spatiale de 10m sont exploitées en proposant une méthode reproductible fondée sur les connaissances de terrain. La démarche commence par l'identification des types de classes, suivie par une étape de classification des images qui débute avec les méthodes de Machine à Vecteurs de Support (SVM), et se poursuit avec une comparaison en utilisant les méthodes de Forêts Aléatoires (Random Forest). Les tests méthodologiques ont été appliqués sur les images récentes de la ville d'Oran (2018) et la méthode optimale en termes de taux de précision de la classification a ensuite été répliquée sur la ville de Tlemcen avec des images de 2017 pour valider notre approche. Cette dernière a également été répliquée sur des images d'archives de 2011 pour ces deux villes, permettant ainsi de comparer et de contrôler la reproductibilité des résultats sur différents jeux de données.

Dans ces deux villes, une analyse spatiale approfondie des changements d'occupation des sols et une étude détaillée de l'expansion urbaine ont été effectuées (section 2). Ces analyses ont permis de détecter et de comprendre les dynamiques et l'évolution des zones urbaines et périurbaines.

La dernière section de ce chapitre se concentre sur l'extraction de la classe "bâtie" des deux zones d'étude. Cette étape est suivie par la création de cartes choroplèthes, qui servent à mettre en évidence les régions ayant subi des changements significatifs en termes d'indice de fragmentation. Ces résultats cartographiques sont non seulement cruciaux pour l'évaluation des tendances de développement urbain, mais ils contribuent également à une meilleure planification territoriale.

Cette partie de l'étude a été soumise pour publication dans la revue à comité de lecture "Photo-Interprétation", soulignant l'importance et la pertinence des recherches menées.

4.1 Méthodologie de traitement des images ALSAT-2 pour la cartographie des modes d'occupation des sols

Afin de cartographier les modes d'occupation des sols, nous proposons une méthodologie de classification en trois étapes résumées à la Figure 4-1. Elle a été développée sur la ville d'Oran (image de 2018 et 2011) et validée sur la ville de Tlemcen (2011 et 2017). Celle-ci est basée sur une approche supervisée pixel et deux algorithmes classiquement utilisés dans la littérature sont testés : le SVM et le RF. La littérature a également montré l'intérêt de tenir compte d'informations complémentaires tels que les indices spectraux et texturaux en particulier pour différencier les classes urbaines du reste (Chériguène et al., 2013). C'est pourquoi nous avons proposé d'appliquer une Analyse en Composante Principale, permettant de produire une information décorrélée comme le montre les travaux de Kabuanga et al., (2020) et Andrianarivo et al., (2015), et d'utiliser les premières composantes

en entrée de notre modèle de classification. L'ensemble des traitements sont réalisés soit avec le logiciel ENVI 4.7 (pour les tests avec le SVM) ou avec Python version 3.6 pour l'ensemble des traitements. Tous les résultats sont évalués de manière quantitative et qualitative.

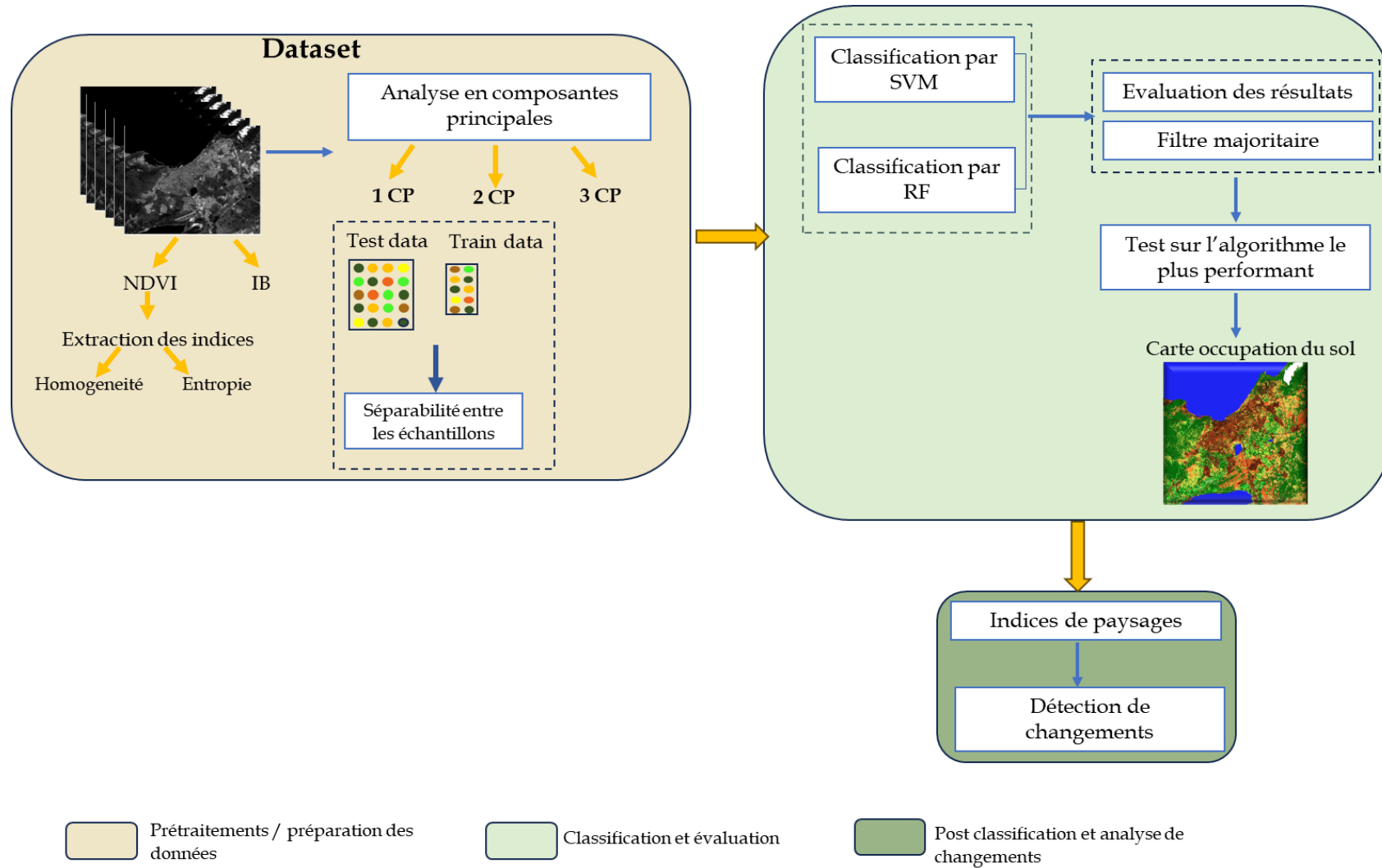


Figure 4- 1. Organigramme des étapes méthodologiques pour l'ensemble de notre processus

4.1.1 Typologie des classes et préparation des données

La **première étape** consiste à définir la typologie des classes d'occupation des sols. Notre connaissance de la zone d'étude (sortie réalisée en 2021), a permis de définir sept classes thématiques : (1) forêt, (2) jachère, (3) parcelle agricole de type « maraîchage », (4) parcelle agricole de type « céréaliculture », (5) les autres espaces de « végétation » plutôt naturelle, (6) les espaces urbains et/ou de type sols nus, et (7) une classe « eau » regroupant la mer et/ou les surfaces d'eau de type étang ou Sebkhia (Figure 4-2).

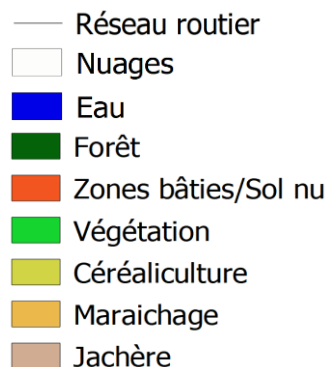


Figure 4- 2. Typologie des classes d'occupation des sols et couleurs proposées

Les nuages identifiés sur l'ensemble des images ont été digitalisés et masqués, permettant ainsi d'éviter toute confusion avec les zones urbaines et les terrains nus. Les surfaces en eau ont également été digitalisées et masquées, concentrant ainsi le processus de classification sur les surfaces terrestres afin d'améliorer la précision de notre modèle.

Compte tenu de la résolution spatiale de 10 mètres des images satellitaires utilisées, le réseau routier n'est pas directement discernable avec une précision suffisante. Pour pallier cette limitation, nous avons choisi d'intégrer les données linéaires des routes provenant d'OpenStreetMap. Cette décision nous permet de bénéficier de détails routiers plus précis et à jour, indispensables pour une analyse géospatiale complète. Cette étape consiste aussi à construire une base de données d'échantillons, représentatives de 7 classes thématiques, à partir des images ALSAT-2 de 10 m de résolution.

Au total, 1 654 échantillons répartis sur l'ensemble de la zone d'étude, sont sélectionnés sur la base de notre connaissance experte. Ils seront divisés en deux groupes, dans lequel 50% sont utilisés pour l'étape d'entraînement de la classification et 50% pour la validation. Cette division permet de tester rigoureusement la précision et la fiabilité du modèle dans des conditions variées, en s'assurant que chaque sous-ensemble est suffisamment représentatif de l'ensemble global.

La distribution des échantillons est détaillée dans la Figure 4-3. Celle-ci est proportionnelle à la répartition des classes d'occupation des sols. La classe « zones bâties/ Sol nu » est ainsi constituée du plus grand nombre d'échantillons ; elle représente environ 0,01% de la superficie de la zone d'étude, tandis que les autres classes représentent en moyenne chacune

0,004% de la superficie. En outre, la répartition spatiale des échantillons entre les phases de test et de validation est illustrée en annexe B pour la ville d'Oran.

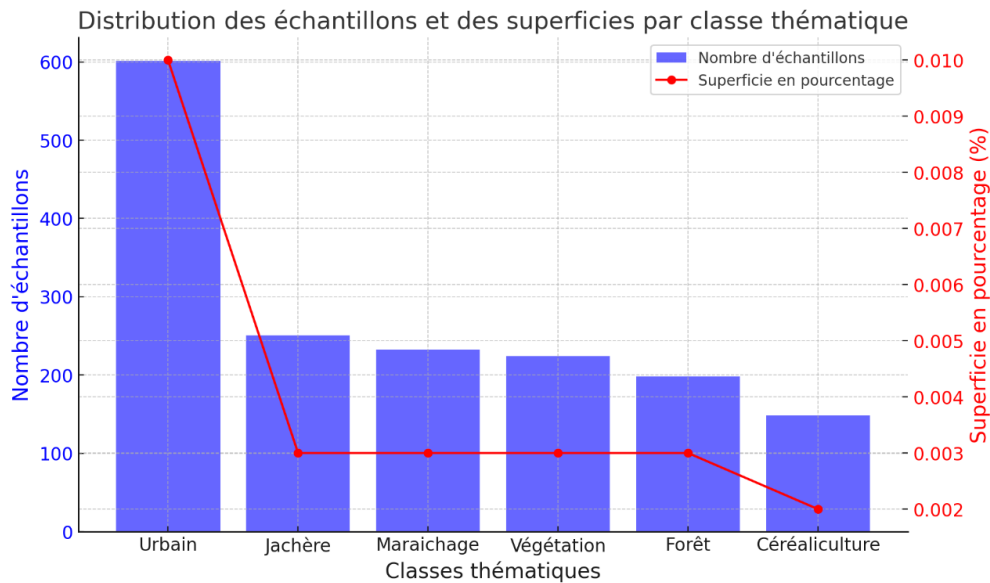


Figure 4- 3. Distribution des échantillons et des superficies par classe thématique

Une première analyse de la séparabilité des classes (3 bandes spectrale – R – V -PIR), basée sur le calcul de la distance de Jeffries-Matusita (Tableau 4-1), mettait en évidence des confusions plus importantes entre certaines classes, avec une distance inférieure à 1,6, entre les classes de végétation et forêt ou encore entre les classes de céréaliculture et maraichage.

Afin de limiter les confusions entre les classes, deux indices spectraux et deux indices texturaux, classiquement utilisés dans la littérature, ont été calculés.

Distance	Forêt	Urbain	Végétation	Jachère	Céréaliculture	Maraichage
Forêt		1,69	1,26	1,72	1,92	1,95
Urbain			1,96	1,91	1,99	2
Végétation				1,89	1,8	1,98
Jachère					2	2
Céréaliculture						1,56
Maraichage						

Tableau 4- 1. Représentation des distances de séparabilité entre les classes thématiques.

(1) L'indice de végétation normalisé (NDVI), très utilisé car il est sensible à la vigueur et à la quantité de végétation (Schaaf et al., 2003 ; Pelletier, 2017). Le NDVI représente ainsi le meilleur indicateur pour refléter de manière exhaustive le type de végétation, le taux de couverture végétale et l'état de croissance de la végétation (Xu, 2006 ; Chi et al., 2019)

Le NDVI repose sur l'utilisation des bandes spectrales rouge et proche infrarouge (NIR) d'une image satellite pour évaluer la présence de végétation. Il exploite les propriétés de

réflectance des plantes, absorbant principalement les longueurs d'onde autour de 650 nm et reflétant différemment celles du proche infrarouge (entre 700 et 900 nm) en fonction de leur contenu en chlorophylle. Cette mesure se calcule par la formule suivante :

$$NDVI = \frac{P_{ir} - P_r}{P_{ir} + P_r}$$

En utilisant P_{ir} pour représenter la réflectance dans la bande proche infrarouge et P_r pour dénoter la réflectance dans la bande rouge, le NDVI produit des valeurs échelonnées entre -1 et +1 (Figure 4-4. a). Les valeurs négatives indiquent des zones non végétales telles que la neige, l'eau ou les nuages, tandis que les valeurs proches de zéro sont associées à des sols nus où les réflectances dans les bandes rouge et proche infrarouge sont similaires. Les zones végétales affichent des valeurs positives, lesquelles sont proportionnelles à la densité de la végétation et à son activité chlorophyllienne

(2) L'indice de brillance (IB), également appelé *Brightness Index*, est un indice couramment utilisé en télédétection pour mesurer la luminosité ou la brillance des surfaces observées dans une image satellite. Cet indice est particulièrement sensible à la brillance des sols, qui est influencée par des facteurs tels que l'humidité et la présence de sels en surface (Lauginie Lienou, 2009).

Cet indice mesure la quantité de lumière réfléchiée par une surface terrestre dans la gamme spectrale visible, souvent à travers une seule bande spectrale. Il est couramment utilisé pour étudier les caractéristiques des sols, des revêtements urbains, des surfaces non végétales et d'autres matériaux ayant des propriétés réfléchissantes distinctes. En comparant les valeurs de réflectance spectrale entre différentes régions ou sur une même zone à différents moments, il est possible de détecter les changements de luminosité associés à des variations dans les propriétés des surfaces observées (Lauginie Lienou, 2009).

Il est construit à partir des canaux rouge (R) et proche infrarouge (PIR) suivant la fonction :

$$IB = \sqrt{(P_r * P_r + P_{ir} * P_{ir})}$$

P_{ir} Représente la réflectance dans la bande proche infrarouge

P_r Représente la réflectance dans la bande rouge

Il varie également entre 0 et 1, où 0 représente une faible réflectivité (surfaces sombres comme l'eau profonde ou la végétation dense) et 1 indique une forte réflectivité (surfaces claires comme les bâtiments, routes ou sols nus) (Figure 4-4. b).

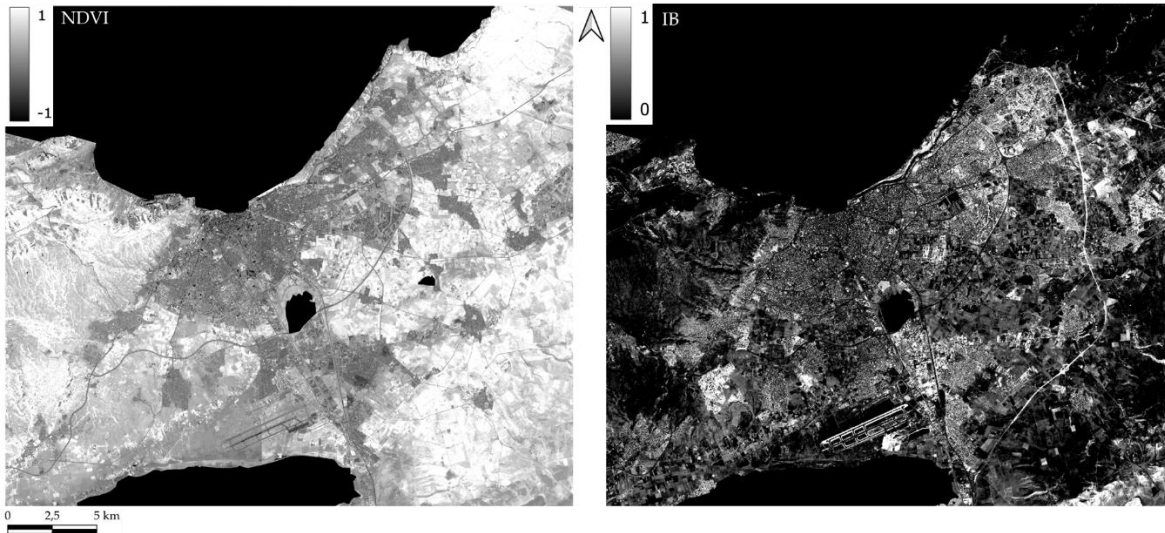


Figure 4- 4.Calcul des indices spectraux sur l'image d'Oran 2018 : (a) le NDVI et (b) l'IB.

Considérer uniquement les propriétés spectrales peut s'avérer problématique, car des valeurs de réflectance similaires peuvent correspondre à des objets très différents (Puissant et al, 2005). C'est pourquoi nous avons décidé d'y ajouter des indices de texture basée sur la méthode de la matrice de cooccurrence d'Haralick. Cette méthode nous permet de calculer les statistiques des probabilités de co-occurrence, afin de caractériser les propriétés d'une région texturée. Ces paramètres fournissent des informations sur la répartition spatiale des valeurs de pixel dans une image, offrant ainsi une compréhension plus détaillée des variations de texture au sein des objets et des surfaces observés. La Matrice de Co-occurrence des Niveaux de Gris (GLCM) est une méthode d'analyse de texture largement utilisée en télédétection (Dipti et Mridula., 2011). Elle représente la fréquence à laquelle différentes combinaisons de niveaux de gris apparaissent ensemble dans une image (Figure 4-5). Chaque élément $P[i, j]$ dans cette matrice indique le nombre d'occurrences de la paire de niveaux de gris (i, j) pour une distance spécifique et selon une direction particulière. À partir de cette matrice, Haralick et al. (1973) ont défini 14 caractéristiques statistiques de texture. Parmi celles-ci, nous avons choisi d'utiliser l'homogénéité (HOM)- équation 1, et l'entropie (ENT) - équation 2, Calculés à partir du NDVI en utilisant une fenêtre de 5×5 pixels, adaptée à la résolution spatiale de 10 m (Puissant et al., 2005 ; Sidiqi et al., 2018). Ces études ont mis en évidence que le choix de fenêtres cohérentes avec la résolution améliore la précision dans l'analyse des données spatiales, en respectant les échelles pertinentes pour l'environnement urbain.

$$P_d(i, j) = \frac{\# [(p_1, p_2) \in I \setminus (p_1 = i) \wedge (p_2 = j)]}{n}$$

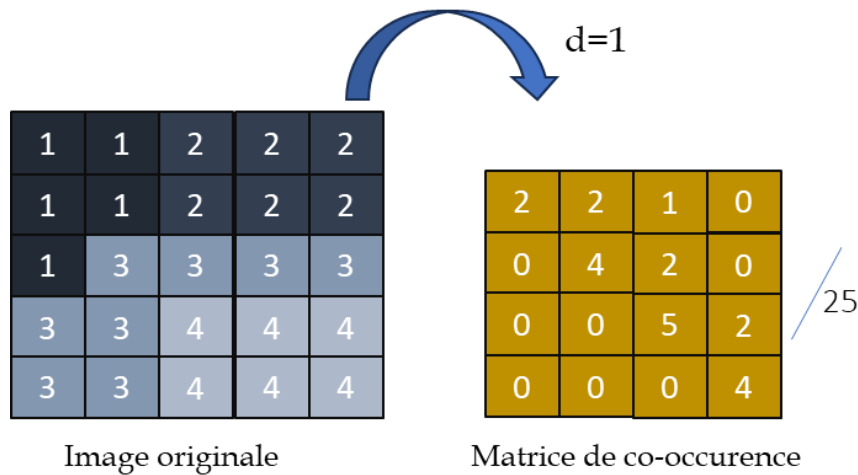


Figure 4- 5.Principe de la matrice de cooccurrence.

(a) L'homogénéité (HOM) :

Une image homogène se traduira par une matrice de co-occurrence comportant une combinaison de valeurs élevées et faibles pour P[i, j].

$$C_h = \sum_i \sum_j \frac{P_d[i,j]}{1+|i-j|} \text{ (equation 1)}$$

Lorsque la plage de niveaux de gris est réduite, les valeurs de P[i, j] auront tendance à être regroupées autour de la diagonale principale. Une image hétérogène se traduira par une répartition uniforme des valeurs de P[i, j].

(b) L'entropie (ENT) :

L'entropie est une mesure du contenu informationnel. Elle évalue le degré de désordre ou de hasard dans la distribution des intensités.

$$C_e = - \sum_i \sum_j P_d[i,j] \ln P_d[i,j] \text{ (equation 2)}$$

L'entropie atteint son maximum lorsque toutes les entrées dans P[i, j] sont de magnitude similaire, et elle est minimale lorsque les entrées dans P[i, j] sont inégales.

Dans une **troisième étape**, une analyse en composantes principales (ACP) est ensuite appliquée à partir des 7 bandes (V-R-PIR-NDVI-IB-HOM-ENT) et les trois premières composantes sont retenues comme données d'entrée pour l'étape de classification où chaque CP est distincte et non corrélé.

L'analyse en composantes principales (ACP) est l'une des techniques de réduction de la dimensionnalité des données qui identifie les axes principaux de variation dans un ensemble

de variables. L'intérêt d'utiliser une ACP en entrée d'une classification d'images est multiple (Jolliffe, 2002).

En effectuant une ACP, on peut transformer les bandes en entrée en un ensemble de composantes principales qui capturent l'essentiel de la variation des données, tout en réduisant le nombre de variables à considérer dans la classification. Elle permet ainsi d'identifier les combinaisons linéaires des bandes spectrales qui sont les plus informatives pour la classification. En éliminant les composantes principales correspondant au bruit ou à la variation non pertinente, l'ACP permet aussi de filtrer les informations superflues et de se concentrer sur les aspects les plus significatifs des images satellites, ce qui améliore la précision et la cohérence des résultats de classification (Sylla, 2022). Enfin, en utilisant les composantes principales extraites par l'ACP comme variables d'entrée pour la classification, on peut améliorer la séparabilité des classes et la capacité du modèle à généraliser les caractéristiques des classes inconnues.

Pour effectuer la projection, la procédure consiste à calculer une matrice de variance-covariance sur l'ensemble des données et de la diagonaliser. On obtient donc par ce processus de diagonalisation une base de vecteurs propres E_j avec $j \in [1, N]$ associés à leurs vecteurs propres λ_j qui constitueront les composantes principales. La projection des images originales sur les bases formées des n premiers vecteurs propres permet de réduire le jeu de données initialement composé de N bandes à n composantes (Petremand, et al, 2005)

Le calcul de la dispersion des classes dans les composantes principales est essentiel dans l'Analyse en Composantes Principales (ACP) car il permet d'évaluer la manière dont les différentes classes ou groupes se répartissent dans l'espace des variables réduites. Une dispersion significative indique une meilleure séparation entre les groupes, favorisant ainsi leur interprétation et leur classification. De plus, cette analyse aide à identifier les variables les plus discriminantes entre les classes, celles qui contribuent le plus à la différenciation des groupes. Une faible dispersion des classes dans les composantes principales peut signaler une perte d'information ou une moins bonne représentation des données, soulignant ainsi l'importance d'une dispersion adéquate pour conserver la structure des données lors de la réduction de dimensionnalité.

4.1.2 Classification : protocoles de tests, post-traitement et évaluation

Dans la deuxième étape, deux algorithmes de classifications supervisée à savoir les machines à support de vecteur (SVM) et les forêts aléatoires (RF) classiquement utilisés dans des approches de classification supervisées pixels ont été testés.

Une première série de tests (test 1 à 5) a été effectuée sur l'image de 2018 (Oran) en faisant varier les données en entrée dans l'algorithme SVM (bandes spectrales, indices de végétation et de brillance, la combinaison des bandes spectrales avec les deux indices et enfin la combinaison des bandes spectrales et des indices NDVI et IB avec les paramètres de texture) (Tableau 4-2).

Dans la seconde série de tests (test 6 et 7), les trois premières composantes d'une ACP réalisées à partir des 7 bandes en entrées décrite ci-dessus, ont été utilisées en entrée de la

classification selon les deux algorithmes SVM et RF. Suite à l'analyse comparative des performances des deux algorithmes de classification, nous avons choisi de procéder exclusivement avec l'algorithme RF. Les tests seront réalisés en augmentant progressivement le nombre de composantes principales utilisées : initialement la première composante, puis les deux premières, et enfin les trois premières. Cette démarche permettra d'évaluer l'impact de chaque composante sur la précision de la classification et les résultats obtenus seront comparés afin, d'identifier la configuration qui maximise la performance de classification.

Le test qui a obtenu le meilleur résultat de classification, en termes de pourcentage de bon classement, après évaluation quantitative, est ensuite retenu afin de répliquer la méthodologie sur les images de la ville de Oran en 2011, puis dans l'étape de validation sur la ville de Tlemcen en 2011 et 2017.

	Données d'entrée	Algorithme de classification
Test 1	V, R, PIR	SVM
Test 2	V, R, PIR, NDVI	SVM
Test 3	V, R, PIR, IB	SVM
Test 4	V, R, PIR, NDVI, IB	SVM
Test 5	V, R, PIR, NDVI, IB, HOM, ENT	SVM
Test 6	ACP (7bandes) - 3CP	SVM, RF
Test 7	ACP - 1CP / 1CP+ 2CP / 1CP+2CP+3CP	RF

Tableau 4- 2. Protocole de test proposé avec une variation des données en entrée et des algorithmes de classification.

Afin de limiter l'effet poivre et sel des classifications pixel et de supprimer les pixels isolés, il est classique d'appliquer une étape de post-traitement. Un filtre dit « majoritaire » a été appliqué.

L'utilisation de quatre voisins permet de conserver les angles des zones anguleuses, tandis que l'utilisation de huit voisins tend à lisser ces mêmes angles. Dans notre cas, nous appliquons un filtre majoritaire sur une fenêtre de 3x3 pixels, utilisant les 8 pixels dans cette fenêtre pour déterminer la classe la plus fréquemment assignée. Cette méthode permet de réduire significativement le bruit en prenant en compte la classe prédominante parmi un plus grand nombre de voisins immédiats de chaque point de données. Le filtre majoritaire se montre particulièrement efficace pour lisser les résultats et fournir des prédictions plus stables et cohérentes

Pour évaluer quantitativement la performance de notre modèle de classification, nous avons adopté deux méthodologies complémentaires. D'une part, nous utilisons la construction de

matrices de confusion. Cette approche permet d'obtenir une vision claire des performances du modèle en termes de précision, de rappel, et de taux d'erreur, en comparant les prédictions du modèle aux véritables étiquettes des données.

Pour apprécier la qualité d'une classification, on se réfère souvent à la précision globale et au coefficient Kappa de Cohen. Un coefficient Kappa situé entre 0.61 et 1 indique une qualité de classification considérée comme bonne selon plusieurs études (Mubako et al., 2018 ; Vázquez-Jiménez et al., 2018). De plus, (Landis et Koch, 1977) ont développé un cadre qui interprète les valeurs du coefficient Kappa, comme illustré dans le Tableau 4-3.

Valeur de Kappa	Interprétation
1.00 - 0.81	Excellente
0.60 - 0.41	Faible
0.20 - 0.00	Négligeable
< 0.00	Mauvaise

Tableau 4- 3. Référentiel pour interpréter la valeur de Kappa. (Source : Landis et Koch (1977))

D'autre part, nous employons la technique de validation croisée à 5 plis pour une évaluation plus robuste. Dans ce cadre, l'ensemble de données est divisé en cinq sous-ensembles de taille équivalente. Le processus se répète sur cinq itérations, chaque itération utilisant un pli différent comme ensemble de test et les quatre autres comme ensembles d'entraînement. Cette méthode est particulièrement efficace pour tester la reproductibilité du modèle sur différentes segments de l'ensemble de données, assurant ainsi que notre évaluation n'est pas biaisée par une partition particulière des données. Ensemble, ces méthodes fournissent une évaluation quantitative rigoureuse et détaillée de la capacité du modèle à classer correctement de nouvelles entrées. Cette évaluation quantitative est enfin complétée par une analyse qualitative des résultats.

4.2 Résultats de classifications sur la ville d'Oran 2018

4.2.1 Résultats de classification de l'occupation des sols sur la ville d'Oran 2018 – Tests 1 à 5

Les résultats de classifications obtenus par variation des données d'entrées (Figure 4-6), montrent que les classifications des images avec l'ajout des indices spectraux et texturaux sont presque identiques, mais des différences subtiles ne deviennent perceptibles qu'après un zoom sur des zones spécifiques. Ces variations incluent le changement de quelques pixels entre des classes telles que la forêt et la végétation, ou la végétation et la jachère. L'intégration du NDVI accentue la présence de la végétation, améliorant la distinction de cette classe comparée à l'utilisation seule des trois bandes spectrales. Cependant, sans indices

supplémentaires, les trois bandes spectrales provoquent des confusions, classant parfois à tort des zones de forêt comme végétation ou maraîchage, et des erreurs similaires sont observées dans la catégorie céréaliculture. Ces confusions suggèrent que l'ajout de NDVI aux 3 bandes spectrales des images ALSAT-2 (Tests 2) est pertinent pour réduire les erreurs en affinant la distinction entre différentes catégories de végétation, garantissant une classification plus précise et conforme à la réalité du terrain.

Les résultats sont évalués par la matrice de confusion et sont détaillés dans le Tableau 4. Les résultats montrent que l'ajout du NDVI aux trois bandes spectrales (Test 2) augmente significativement la précision globale, passant de 74.67% pour les trois bandes seules (Test 1) à 79.26% avec l'NDVI. Cette amélioration peut être attribuée à la capacité de l'NDVI à distinguer efficacement la végétation des autres types de couverture terrestre, ce qui est crucial dans de nombreux contextes de télédétection.

L'ajout de l'indice de brillance (Test 3) seul a également amélioré la précision, bien que dans une moindre mesure (78.13%), suggérant que cet indice peut contribuer à améliorer la distinction entre les caractéristiques de surface dans certaines situations. Cependant, la combinaison des trois bandes avec à la fois l'NDVI et l'IB (Test 4) n'a pas produit d'amélioration significative par rapport à l'utilisation de l'NDVI seul, avec une précision globale de 78.03%. Cela pourrait indiquer que les informations supplémentaires apportées par l'IB ne sont pas suffisamment discriminantes lorsqu'elles sont combinées avec l'NDVI pour ce type de données ou de classification.

En ce qui concerne le coefficient Kappa, toutes les configurations ont montré des valeurs relativement élevées (0.74-0.75), indiquant un bon accord entre les classifications et la vérité terrain. Cela suggère que, malgré les variations de la précision globale, les classifications étaient généralement cohérentes et fiables (Tableau 4-4).

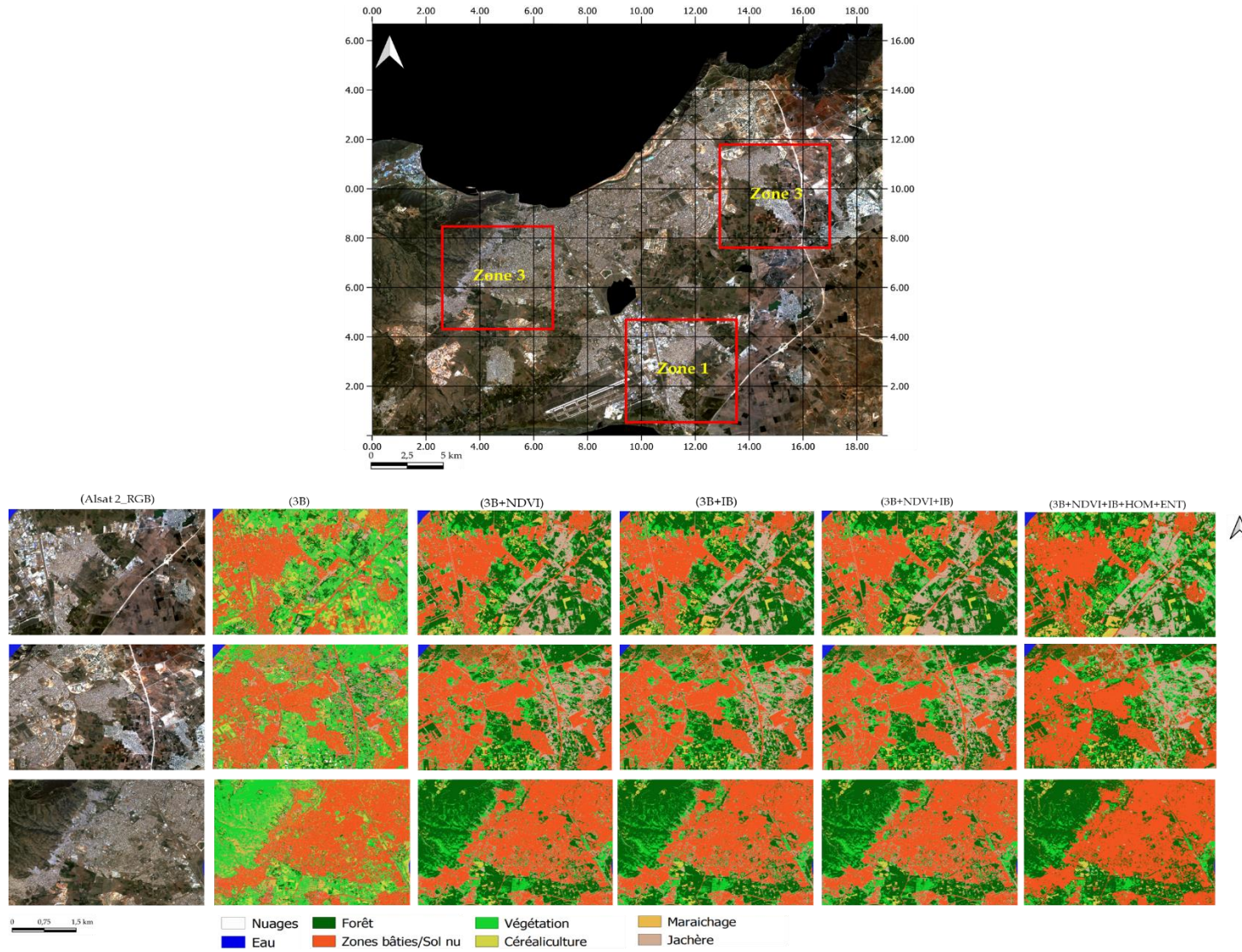


Figure 4- 6. Résultats de classification par l'algorithme SVM sur les différents indices.

	Test 1 - 3 Bandes	Test2 - 3 Bandes + NDVI	Test 3 - 3 Bandes + IB	Test 4 - 3 Bandes + NDVI + IB	Test 5 - 3 Bandes + NDVI + IB+HOM+ENT
Précision Globale	74.67%	79.26%	78.13%	78.03%	78.53%
Kappa	0.75	0.75	0.74	0.74	0.74

Tableau 4- 4.Résultats de classification par l'algorithme SVM.

4.2.2 Résultats de classification de l'occupation des sols sur la ville d'Oran 2018 - Tests 6 et 7

Suite à ces premiers résultats, une ACP a été appliquée sur les 7 bandes. Les résultats montrent que la première CP résume 80% de l'information issue principalement de l'IB et du PIR; la seconde CP (16%) contient le PIR et la troisième CP (4%) contient les informations du Rouge et du Vert (Tableaux 4-5 et 4-6).

Composantes	Valeurs propres	Pourcentage
1	12683.59	80,06%
2	2471.49	15,96%
3	639.84	4,03%

Tableau 4- 5.Les valeurs propres des 3 premières Composantes Principales

Vecteurs propres	PIR	Rouge	Vert	NDVI	Homogénéité	IB	Entropie
CP 1	0.530	0.441	0.440	0.001	-0.001	0.574	0.005
CP 2	0.763	-0.075	-0.005	0.003	-0.001	-0.641	0.006
CP 3	-0.363	0.596	0.502	-0.003	-0.002	-0.508	0.004

Tableau 4- 6.Contributions des bandes spectrales, des indices NDVI et IB, et indices texturaux dans les ACP

Les résultats de classification du Test 6 (3CP - SVM et RF), évalué par matrice de confusion, ont montré que l'algorithme RF donne de meilleurs résultats en termes de Précision globale (93.22%) par rapport au SVM (77.16%) (Tableau 4-7). L'analyse des matrices de confusions a montré que la classe végétation est confondue avec la classe forêt à 9%, et une confusion de 4% entre la céréaliculture et le maraichage, ceci est dû à la similarité des valeurs spectrales des pixels formant ces deux classes. Les résultats de classification des images ainsi que les matrices de confusions sont reportés dans l'annexe B.

Test 6	SVM 3 CP	RF 3 CP
Précision Globale	77.16%	93.22%
Kappa	0.73	0.91

Tableau 4- 7. Résultats de classification SVM et RF sur les trois premières composantes

Visuellement (Figure 4-7) on remarque la classification par SVM offre une séparation nette, bien que des ambiguïtés subsistent dans les zones de transition. Par contre, le RF fournit une distinction plus précise et détaillée. On note également des différences significatives entre les classes : le SVM a tendance à confondre les parcelles naturelles comme le maraîchage avec la forêt, alors que le RF réussit à distinguer correctement ces catégories ainsi que les cultures céréalières. Pour la classe urbaine, le RF la définit clairement, contrairement au SVM où elle se mélange avec la jachère.

Les confusions entre le maraîchage, la végétation et la céréaliculture peuvent résulter de plusieurs facteurs. La résolution des images, souvent insuffisante pour capter finement les détails, peut induire des erreurs de classification. De plus, la diversité des stades de croissance des cultures, des espèces cultivées, et des techniques agricoles utilisées complique davantage la tâche de différenciation entre ces types de végétation.

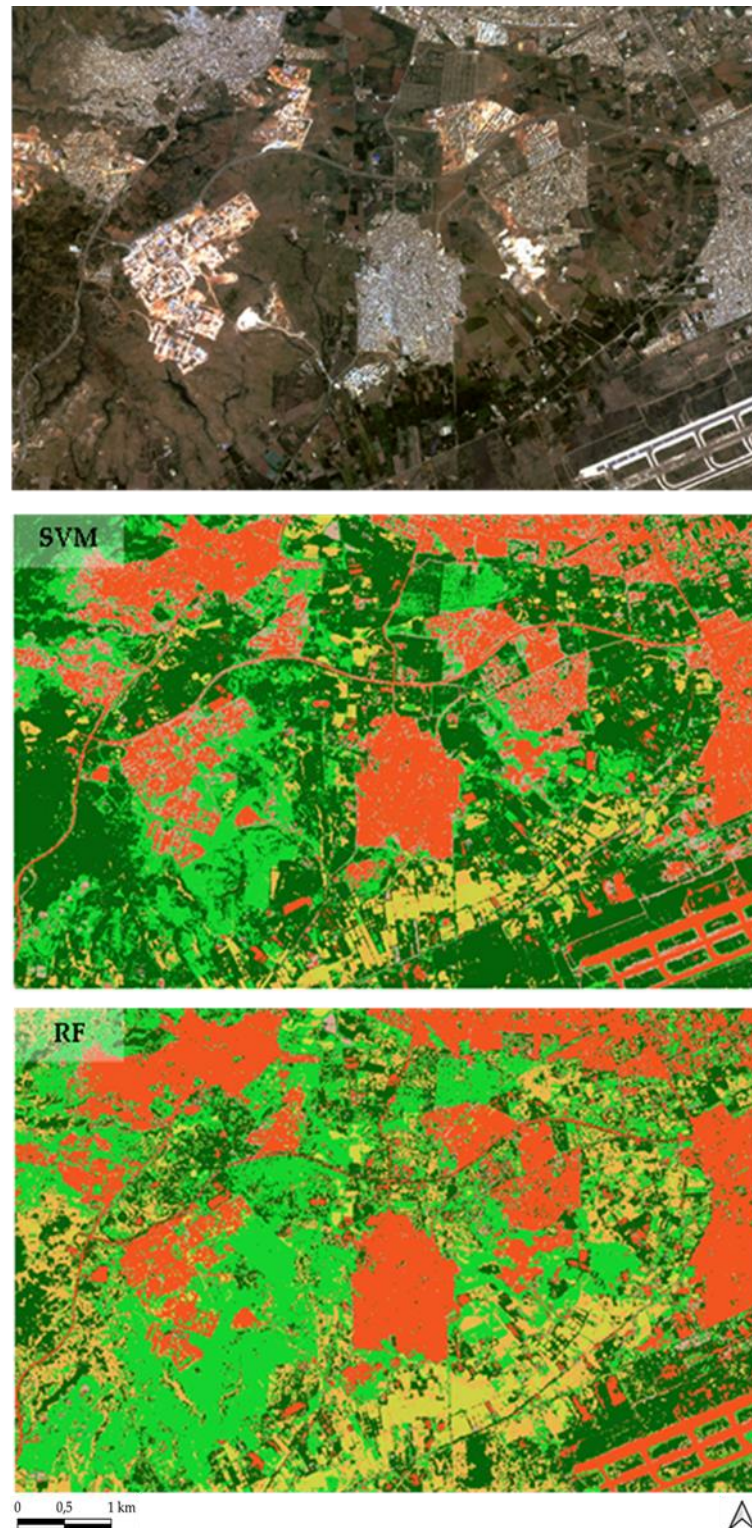


Figure 4- 7. Comparaison entre les résultats de classification de SVM et de RF sur l'image de 2018.

Comme la première CP résume déjà 80% de l'information, nous avons testé, sur la base de l'algorithme donnant le meilleur résultat (RF), l'apport de chaque CP supplémentaire dans le Test 7.

Une analyse visuelle sur les images révèle quelques confusions entre la classe urbaine et la végétation ainsi qu'entre la forêt et la végétation (Figure 4-8).

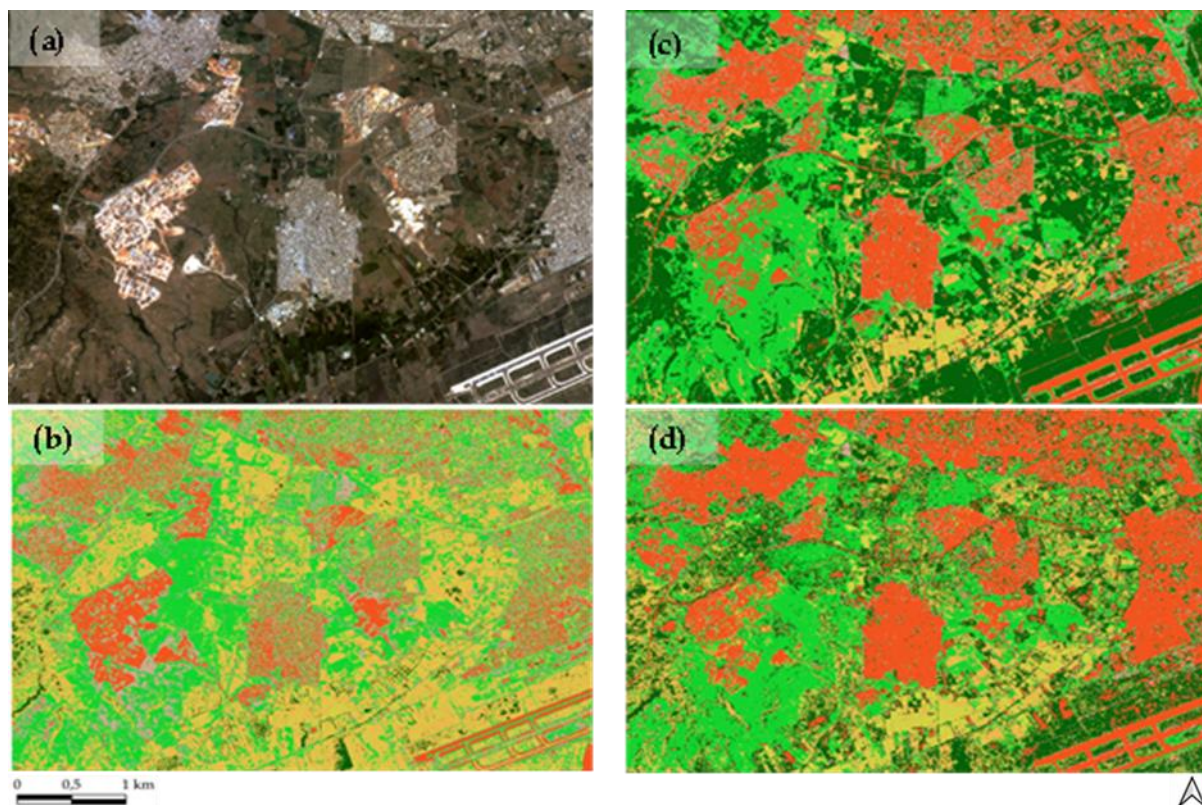


Figure 4- 8. Résultats de classification RF des trois premières composantes sur la ville d'Oran 2018, (b) première composante, (c) les deux premières composantes, (d) les trois premières composantes.

Les résultats de classification, illustrés dans la figure 4-8, révèlent que l'emploi de trois composantes principales (3CP) offre une performance notable, atteignant une précision de 93,22%. Ceci est significativement supérieur à la précision obtenue avec une seule composante principale (1CP), qui est de 66,98%, et légèrement meilleure que celle obtenue avec deux composantes principales, qui est de 92,9%.

L'analyse des matrices de confusions (Tableau 4-10) expose une confusion récurrente entre les classes végétation et forêt. La végétation est fréquemment mal identifiée en tant que forêt et vice versa, principalement en raison de leur ressemblance dans les signatures spectrales et d'une résolution d'image insuffisante pour distinguer nettement les pixels mixtes contenant différents types de végétation. De plus, la classe bâtie/sol nu est souvent mélangée avec d'autres catégories, notamment avec la végétation et le jachère. Cette confusion pourrait être attribuée à leur proximité géographique, car les zones urbanisées peuvent inclure des espaces verts ou des terrains en jachère. Il y a aussi des erreurs de classification entre la céréaliculture et le maraichage dans plusieurs cas, où les phases initiales de croissance ou les jeunes plantes peuvent se ressembler. Les résultats de la matrice de confusion appliquée sur les trois premières composantes sont illustrés dans le tableau 4-8. Les matrices de confusion relatives à la première composante seule et aux deux premières composantes sont présentées en annexe.

Echantillons de test en %	Echantillons de validation en %							Total	Erreur de commission
	UR	VG	CR	JA	MR	FO			
UR	35	0,12	1,25	0,12	0,37	0,37	37,26	0.06	
VG	2,13	11,29	0,12	0,37	0,75	0	14,6	0.23	
CR	1,25	0,25	7,4	0,62	0,75	0,25	10,53	0.29	
JA	0,37	0,25	1,25	12,04	1,75	0	15,68	0.23	
MR	0,37	1,5	0,75	2	4,51	0	9,15	0.50	
FO	1,25	0,12	0	0,12	0,37	10,79	12,67	0.14	
Total	42,65	13,55	10,79	15,3	8,53	11,41	100		
Erreur d'omission	0,12	0,16	0,31	0,21	0,47	0,05			

UR: Zones bâties; **VG:** Végétation ; **CR:** Céréaliculture ; **MR:** Maraichage ; **FO:** Forêt, **EC:** Erreur de commission ; **ER:** Erreur d'omission.

Tableau 4- 8. Matrice de confusion et résultats de classifications RF des trois premières composantes principales de l'image d'Oran 2018.

Les résultats obtenus ont été aussi validés par la méthode de validation croisée, où nous avons obtenu un score de 0.91 pour les trois composantes comparant à 0.65 et 0.91 pour la première et pour les deux premières (Tableau 4-9).

Test 7	1 CP	1CP+2CP	1CP+2CP+3CP
Précision globale	66.98%	92.98%	93.22%
Kappa	0.58	0.91	0.91
F-score	0.67	0.93	0.93
Validation croisée	0.658	0.911	0.91

Tableau 4- 9. Résultats de classification RF des trois premières composantes sur la ville d'Oran 2018.

Suite aux bons résultats obtenus avec la méthode de classification par RF utilisant les trois premières composantes principales, nous avons choisi d'appliquer cette technique aux images satellitaires des régions d'Oran et de Tlemcen pour les années 2011 et 2017. Cette méthode a été retenue pour sa capacité éprouvée à générer des analyses précises et fiables. Elle a démontré son efficacité dans l'amélioration de la précision et de la fiabilité des classifications. En outre, pour affiner encore plus les résultats et minimiser les erreurs de classification, l'implémentation d'un filtre majoritaire a été intégrée au processus (Figure 4-9). Ce filtre permet d'homogénéiser les données en réduisant les variations pixel par pixel, ce qui renforce la justesse de l'interprétation des images.

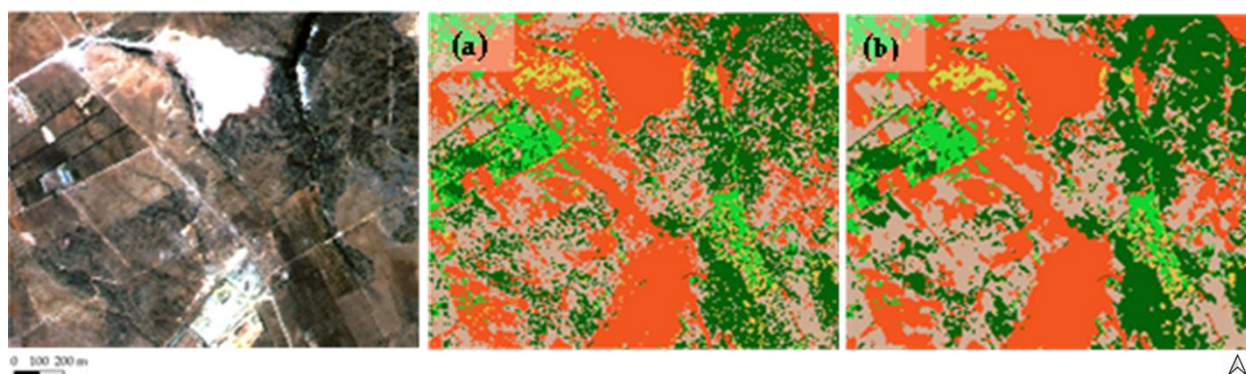


Figure 4- 9. Comparaison des images : (a) sans l'utilisation d'un filtre majoritaire et (b) avec l'utilisation d'un filtre majoritaire.

4.2.3 Résultat de classification de l'occupation des sols sur la ville d'Oran 2011 et sur la ville de Tlemcen (2011 et 2018)

Dans la seconde étape de notre étude, la méthodologie de classification par Random Forest, faisant usage des trois premières composantes principales, a été appliquée à l'image satellite d'Oran de l'année 2011, illustrée dans la Figure 4-10. La validation des résultats de classification par matrice de confusion a donné un taux de classification de 86,45% par rapport à 93,22% sur l'image de 2018. Cette dernière a aussi été évaluée en utilisant le principe de la validation croisée en utilisant 5 plis * qui a donné un score de 0,69. La matrice de confusion (Tableau 4-10) montre quelques confusions entre les différentes classes comme entre la classe maraichage et la céréaliculture où 1,04% des pixels de classe maraichage ont été classés comme céréaliculture, et entre la classe forêt et la végétation où 0,88% des pixels de la classe forêt ont été classés comme végétation. Ces confusions pourraient être expliquées par la similarité des valeurs spectrales des classes d'échantillons, qui est due à la résolution de notre image qui est de 10 m.

Echantillons de test en %	Echantillons de validation en %							Total	Erreur de commission
	UR	VG	CR	JA	MR	FO			
UR	29,67	0,48	0,56	0	0	0,16	30,88	0,023	
VG	0,08	12,9	0,08	0	0,48	0,96	14,51	0,111	
CR	0,48	0,48	6,69	0,16	0,48	0,16	8,46	0,209	
JA	0	0	0,4	13,54	0,48	0,24	14,67	0,076	
MR	0	0,72	1,04	1,29	6,12	0,32	9,51	0,35	
FO	0,56	0,88	0,48	1,37	1,12	17,5	21,93	0,20	
Total	30,8	15,48	9,27	16,37	8,7	19,35	100		
Erreur d'Omission	0,03	0,16	0,27	0,17	0,29	0,1			

Tableau 4- 10. Matrice de confusion et résultats de classification RF des trois premières composantes sur la ville d'Oran 2011.

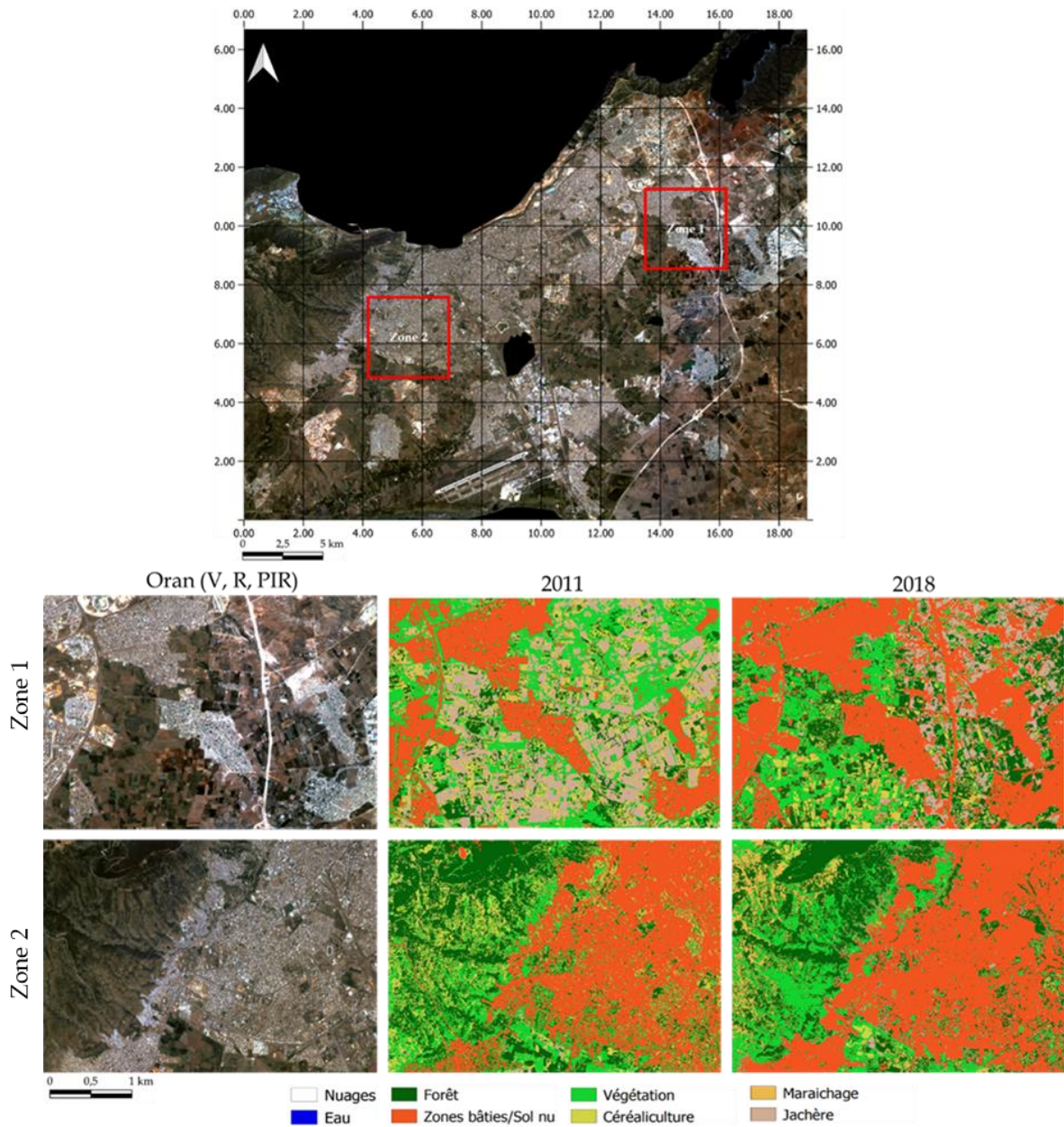


Figure 4- 10. Comparaison entre les résultats de classification de 2011 et 2018.

De même, la reconnaissance des espaces verts a progressé, de 83% à 87% (Tableau 4-11). La classification des zones de culture, comme les céréales, a également connu une amélioration significative, passant de 72% à 83%. Les jachères ont affiché une hausse de précision, passant de 0,83 à 0,95, et les cultures maraîchères ont enregistré une augmentation marquante, de 70% à 97%. Toutefois, la précision pour les forêts a légèrement baissé, passant de 90% à 85%. Globalement, ces observations indiquent une amélioration générale du modèle (Figure 4-11).

Type d'évaluation	2011	2018
Précision globale	86.45%	93.22%
Validation croisée	0.69	0.91
Précision « classe urbaine »	96%	99%
Précision « classe végétation »	83%	87%
Précision « classe céréaliculture »	72%	83%
Précision « classe jachère »	83%	95%
Précision « classe maraichage »	70%	97%
Précision « classe forêt »	90%	85%

Tableau 4- 11. Résultats de classification Random forest sur l'image de 2011 et 2018 de la ville d'Oran

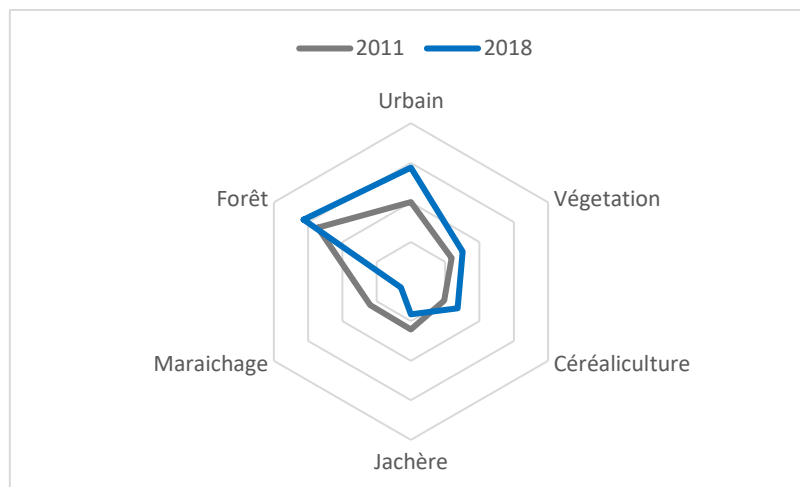


Figure 4- 11. Evolution de la superficie en hectares des classes entre 2011 et 2018.

Pour évaluer la reproductibilité et la pertinence de la méthodologie utilisée précédemment à Oran, nous avons adopté une approche similaire pour Tlemcen, en définissant initialement des échantillons pour la classification. Sept classes thématiques ont été identifiées pour Tlemcen (Figure 4-12), basées sur des données de terrain et une sélection par photo-interprétation : forêt, jachère, maraichage, végétation, arboriculture, zones bâties/sols nus, et routes, ces dernières extraites d'OpenStreetMap. Ces classes ont été analysées qualitativement et quantitativement, permettant une comparaison détaillée et une validation de la méthodologie.

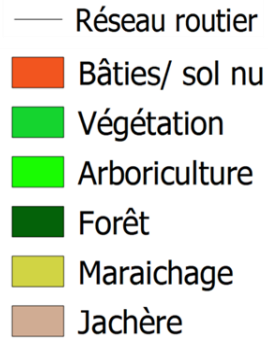


Figure 4- 12. Typologie et couleurs proposées pour les images de Tlemcen

Sur le Tableau 4-12 qui représente la séparabilité des échantillons, on remarque les confusions mentionnées par les distances suivantes : 1.25 entre la forêt et la végétation, 1.21 entre la végétation et l'urbain, 0.56 entre la végétation et l'arboriculture, 1.13 entre le jachère et l'arboriculture.

Distance	Forêt	Urbain	Végétation	Jachère	Céréaliculture	Maraichage
Forêt		1,77	1,25	1,55	1,71	2
Urbain	1,77		1,21	1,55	1,66	1,99
Végétation	1,25	1,21		1,13	0,56	1,94
Jachère	1,55	1,55	1,13		1,13	1,99
Céréaliculture	1,71	1,66	0,56	1,13		1,86
Maraichage	2	1,99	1,94	1,99	1,86	

Tableau 4- 12. Séparabilité des échantillons de l'image de Tlemcen de 2017.

Quantitativement, la matrice de confusion (Tableau 4-13) révèle des confusions entre les trois classes : urbain, jachère et végétation, notamment entre la classe urbaine et la classe jachère

On remarque aussi des confusions qui sont significatives par exemple entre l'arboriculture et la végétation, ou 1,18% sur un total de 15,28% a été classé comme végétation, en utilisant uniquement la première composante, 2,37% en utilisant les deux premières et de 3,93% en utilisant les trois premières composantes.

	Echantillons de validation en %							Total	Erreur de commission
		UR	VG	AR	JA	MR	FO		
Echantillons de test en %	UR	30,56	0,5	0	0	0	0,5	31,57	0,032
	VG	0	17,65	5,43	1,18	0	0,84	25,12	0,297
	AR	0	2,37	11,88	0,16	0	0,84	15,28	0,222
	JA	0	1,01	0,67	7,47	0	1,18	10,35	0,278
	MR	0	0	0,5	0	0,84	0	1,35	0,375
	FO	0,16	0	0	0,16	0	15,95	16,29	0,02
	Total	30,73	21,56	18,5	90	0,84	19,35	100%	
	Erreur d'omission	0,005	0,181	0,357	0,169	0	0,175		

Tableau 4- 13. Matrice de confusion et résultats de classification RF des trois premières composantes sur la ville de Tlemcen 2017.

Les résultats de classification ont montré que l'utilisation des trois premières composantes entraîne une précision globale satisfaisante de 84,38 %. Avec une validation croisée de 0,62.

Par interprétation visuelle des cartographies présentées sur la (Figure 4-12), illustrant les résultats de classification par RF sur trois premières composantes, on remarque une différence entre les classes urbain, jachère et la végétation, où des classes de végétation ont été remplacées par des pixels de la classe urbain/sol nu et jachère.

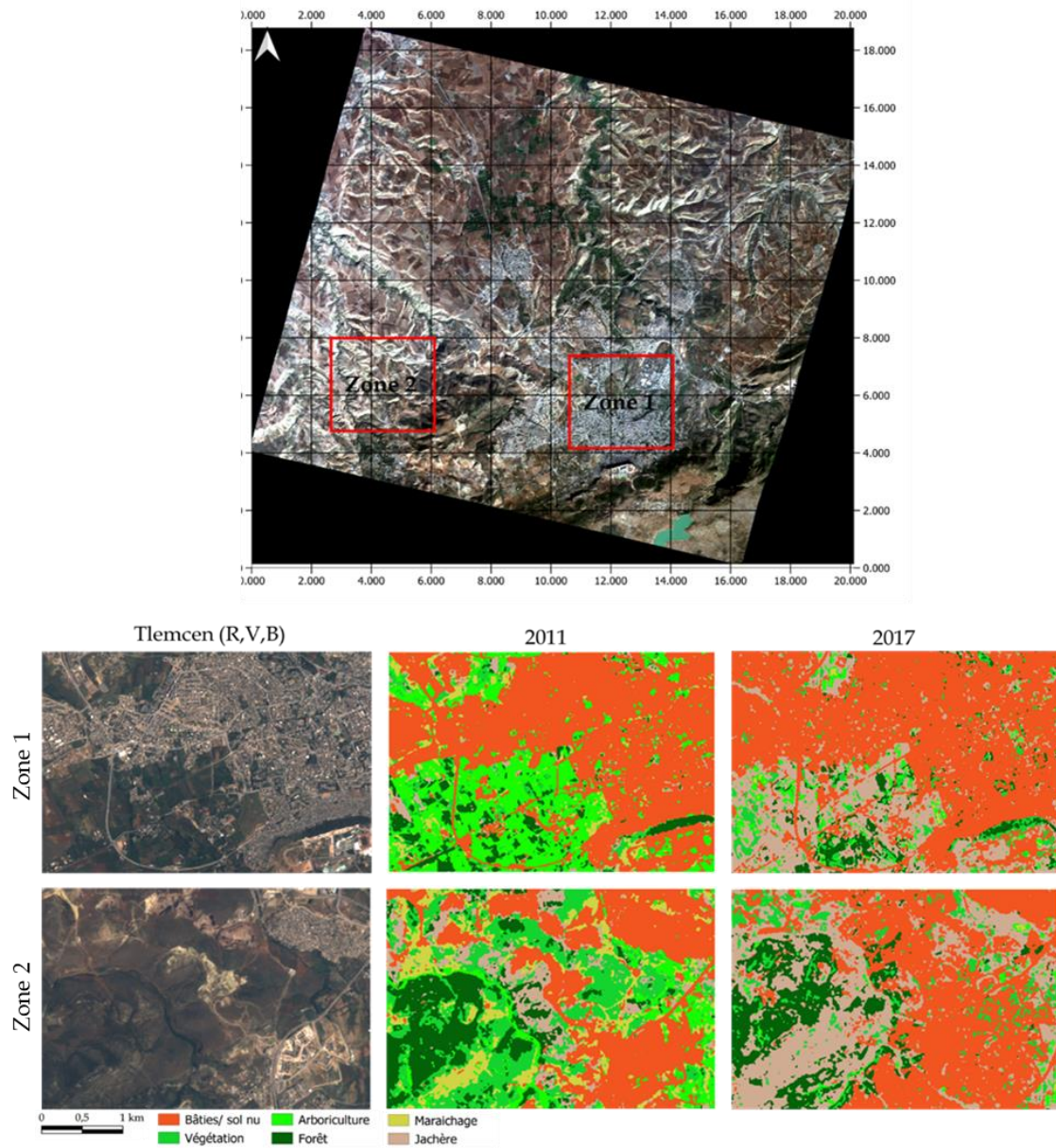


Figure 4- 13. Comparaison entre les résultats de classification de l'image de Tlemcen de 2011 et 2017.

Pareillement que l'image d'Oran, notre méthodologie sera également appliquée sur l'image de Tlemcen de 2011, ou la validation par matrice de confusion a donné un taux de classification de 72.24 % par rapport à 84.38% en 2017, et une valeur de 0.62 par rapport à 0.58 par validation croisée.

La matrice de confusion (Tableau 4-14) montre quelques confusions également entre les classes de végétations, ou 3,93% des pixels de la classe végétation ont été classés comme arboriculture et 0,19% des pixels de classe maraichage ont été classé comme jachère.

Echantillons de test en %	Echantillons de validation en %							Total	Erreur de commission
	UR	VG	AR	JA	MR	FO			
UR	25,39	0,98	0,19	0,39	0,19	0,98	28,12	0.097	
VG	0,59	15,94	4,52	3,14	0	1,96	26,15	0.39	
AR	0,78	3,93	8,46	1,18	0,19	2,16	16,7	0.494	
JA	0,98	0,78	1,77	6,49	0,19	0,19	10,4	0.377	
MR	0	0	0,59	0,19	0,78	0	1,56	0.5	
FO	0	0,98	0,19	0,59	0	15,15	16,91	0.104	
Total	27,74	22,61	15,72	11,98	1,35	20,44	100%		
Erreur d'omission	0.085	0.295	0.86	0.459	0.428	0.259			

Tableau 4- 14. Matrice de confusion de l'algorithme forêts aléatoires sur l'image de Tlemcen 2011

Les images analysées (Figure en annexe B.6) montrent des confusions évidentes entre la végétation, le maraîchage et ce qui est identifié comme jachère en 2017.

Il est important de noter que l'image de 2011 a été prise en mai, tandis que celle de 2017 date de juillet. Ces périodes différentes influencent les caractéristiques spectrales des terrains en jachère, qui, au printemps et au début de l'été, peuvent ressembler à celles de la végétation naturelle en raison de la repousse active. Cette similarité saisonnière peut expliquer certaines des confusions observées dans la classification. De plus, sur l'image de 2017, les zones urbaines apparaissent plus fragmentées, contrastant avec une étendue urbaine plus large dans les images antérieures, ce qui suggère des modifications dans l'aménagement urbain ou des différences dans les méthodes de classification utilisées au fil des années.

Type d'évaluation	2011	2017
Précision globale	72.24%	84.38%
Validation croisée	0.589	0.621
Précision « classe urbaine »	91%	99%
Précision « Végétation »	70%	82%
Précision « céréaliculture »	54%	64%
Précision « classe jachère »	54%	83%
Précision « classe maraichage »	57%	100%
Précision « classe forêt »	74%	82%

Tableau 4- 15. Résultats de classification Random Forest sur l'image de 2011 et 2017 de la ville de Tlemcen.

Le tableau 4-15 présente les améliorations significatives dans l'évaluation de la précision des classifications de l'occupation du sol entre 2011 et 2017. La précision globale a augmenté de 72,24% à 84,38%, illustrant une nette amélioration de la capacité à classer correctement les différentes classes. La validation croisée, a également montré une progression modeste de 0.589 à 0.621. Des gains notables sont observés dans la précision des classes spécifiques : la classe urbaine est passée de 91% à 99%. La précision de la végétation et des céréalicultures a également augmenté respectivement de 70% à 82% et de 54% à 64%. Les classes de jachère et

de maraîchage ont vu des améliorations importantes, avec la jachère passant de 54% à 83% et le maraîchage atteignant une précision de 100% en 2017, contre 57% en 2011. La classe forêt a également vu une amélioration de 74% à 82%. Ces résultats soulignent l'efficacité de notre modèle ainsi que sa capacité à discriminer entre les différentes classes.

4.3 Analyse des changements d'occupation des sols

La troisième et de dernière étape de notre méthodologie consiste à faire une analyse des changements d'occupation des sols. Dans cette section on décrit les changements des paysages urbains et périurbains à Oran et Tlemcen, abordant le sujet en deux phases distinctes et en analysant trois axes critiques pour chaque ville. Le processus commence avec Oran, une ville en expansion, suivie de Tlemcen, connue pour son patrimoine historique. L'analyse quantitative des modifications de l'occupation des sols est présentée à l'aide de diagrammes de Sankey, qui détaillent les flux de changement d'utilisation des sols, soulignant ainsi les principales tendances et transitions observées. L'utilisation d'une matrice de transition et d'un diagramme de Sankey nous a permis d'évaluer les flux d'énergie entre les différentes classes d'occupation des sols. Dans ce diagramme, l'épaisseur des flèches illustre l'ampleur de ces flux, fournissant une visualisation claire de l'intensité des changements. La caractérisation de ces évolutions repose sur des indicateurs paysagers comme la fragmentation, la connectivité et la diversité d'utilisation. Ces indicateurs aident à mesurer les impacts écologiques des développements urbains et à identifier les zones géographiques les plus impactées.

4.3.1 Analyse des changements d'occupation des sols de la ville d'Oran

L'analyse de l'évolution spatiale des classes d'occupation du sol révèle une croissance notable de la tâche urbaine. Notamment, La classe zones bâties/sol nu représente une classe importante dans notre zone d'étude, qui occupait environ 8121,6 ha soit (20,08% de la surface totale de la zone d'étude) en 2011 pour atteindre 11 643,74 ha (soit 28,79% de la surface totale de la zone d'étude) en 2018. Ceci représente un accroissement de 43,36% en 8 ans, équivalent à une augmentation de 500 ha par an. Les classes de la forêt et de la céréaliculture ont enregistré une augmentation respective de 15,76% et de 39,87%, tandis que les classes de jachère et de végétation ont connu une baisse de -5,42% et -3,25%, et la classe du maraîchage a diminué de manière significative de -20%. Ces changements sont détaillés dans le tableau 19, qui présente les superficies en hectares et en pourcentages pour les années 2011 et 2018, ainsi que le taux de croissance total (Tg) et le taux moyen annuel d'expansion spatiale (Tc) pour chaque classe.

Cette analyse quantitative met en évidence des tendances diverses dans l'occupation des sols sur la période étudiée (Tableau 4-16). Les augmentations observées dans les classes urbaines/sol nu, de la céréaliculture, et de la forêt indiquent une expansion qui pourrait avoir des répercussions écologiques significatives, notamment en termes de biodiversité et de régulation climatique. Inversement, la diminution des surfaces de jachère, de végétation et de maraîchage pourrait signaler des pressions accrues sur les écosystèmes locaux et la durabilité des ressources alimentaires.

Type d'occupation du sol	Superficies				Taux d'évolution	
	2011		2018		Tg	Tc
	En ha	En %	En ha	En %		
Urbaine/ Sol nu	8121,6	20,08	11643,74	28,79	43,36	5,14
Végétation	7699,57	11,87	6100,97	15,08	-20,76	-3,28
Céréaliculture	3927,77	9,71	5493,91	13,58	39,87	4,85
Jachère	4899,43	12,11	3348,01	8,28	-31,66	-5,42
Maraichage	4801,84	11,87	1185,28	2,93	-75,31	-20
Forêt	10950,16	27,19	12676,8	31,34	15,76	2
Total	40448,74	100%	40448,74	100%		
Tg : Taux de changement global Tc : Taux moyen annuel d'expansion spatial						

Tableau 4- 16. Synthèse de l'évolution spatiale des classes d'occupation du sol d'Oran entre 2011 et 2018 en ha et en %.

$$T_g = \frac{\text{superficie(année } n) - \text{superficie(année } 1)}{\text{superficie (année } 1)} * 100$$

$$T_c = \frac{\text{Ln(superficie année } n) - \text{Ln(superficie année } 1)}{(\text{année } n - \text{année } 1)} * 100$$

Après avoir examiné les changements dans les superficies et les taux d'évolution pour chaque type d'occupation du sol entre 2011 et 2018, il est essentiel d'approfondir l'analyse en utilisant une matrice de transition. Cette matrice nous permettra de comprendre plus précisément comment les terrains ont changé de catégorie d'utilisation au fil du temps. Cette approche quantitative offre une vision détaillée des flux entre les différentes catégories,

La matrice de transition obtenue (Tableau 4-17) de la superposition des cartes d'occupation du sol de 2011 et 2018 nous a permis de faire des bilans de gain et de perte et de persistances en termes de superficies des différentes classes d'occupation du sol. Les résultats montrent que 1,45 % de la classe céréaliculture est restée inchangée tandis que 8,24% s'est transformée en d'autres unités d'occupation du sol, la forêt et la végétation sont les premières classes qui ont bénéficié de ses changements avec des taux de changements respectifs de 2,99% et 1,46%, la classe forêt a subi un changement de 13,4% sur un taux de 27,11%, la classe jachère est restée inchangée avec un taux de 1,79% comparant à 8,24% qui sont partis dans d'autres classes, soit 4,34% dans la classe forêt, 2,53% et 1,83 % dans les classes céréaliculture et végétation. La classe urbain/ sol nu est restée inchangée avec un taux de 14,62% sur 20,25%, 14,29% sur 19% de la superficie de la végétation à changer vers d'autres classes, il faut noter que cette classe a subi des changements importants.

2011	2018						
	CR	FO	JA	MR	UR	VG	Total
CR	1,45	2,99%	0,83%	0,38%	2,58%	1,46%	9,69%
FO	4,53	13,71%	1,43%	0,69%	3,17%	3,58%	27,11%
JA	2,53	4,34%	1,79%	0,46%	1,45%	1,83%	12,09%
MR	2,48	4,18%	1,09%	0,41%	1,49%	2,20%	11,85%
UR	0,64	2,27%	1,15%	0,28%	14,62%	1,29%	20,25%
VG	2,23	3,95%	1,97%	0,70%	5,44%	4,71%	19,00%
Total	13,57	31,43%	8,27%	2,93%	28,75%	15,07%	100,00%

UR: Zones bâties; **VG:** Végétation ; **CR:** Céréaliculture ; **MR:** Maraichage ; **FO:** Forêt, **EC:** Erreur de commission ; **ER:** Erreur d'omission

Tableau 4- 17. Matrice de transition d'Oran entre 2011 et 2018.

Afin de compléter cette analyse des changements, le diagramme de Sankey permet de visualiser les flux de la dynamique de l'occupation du sol dont l'épaisseur représente l'amplitude du changement (Figure 4-14).

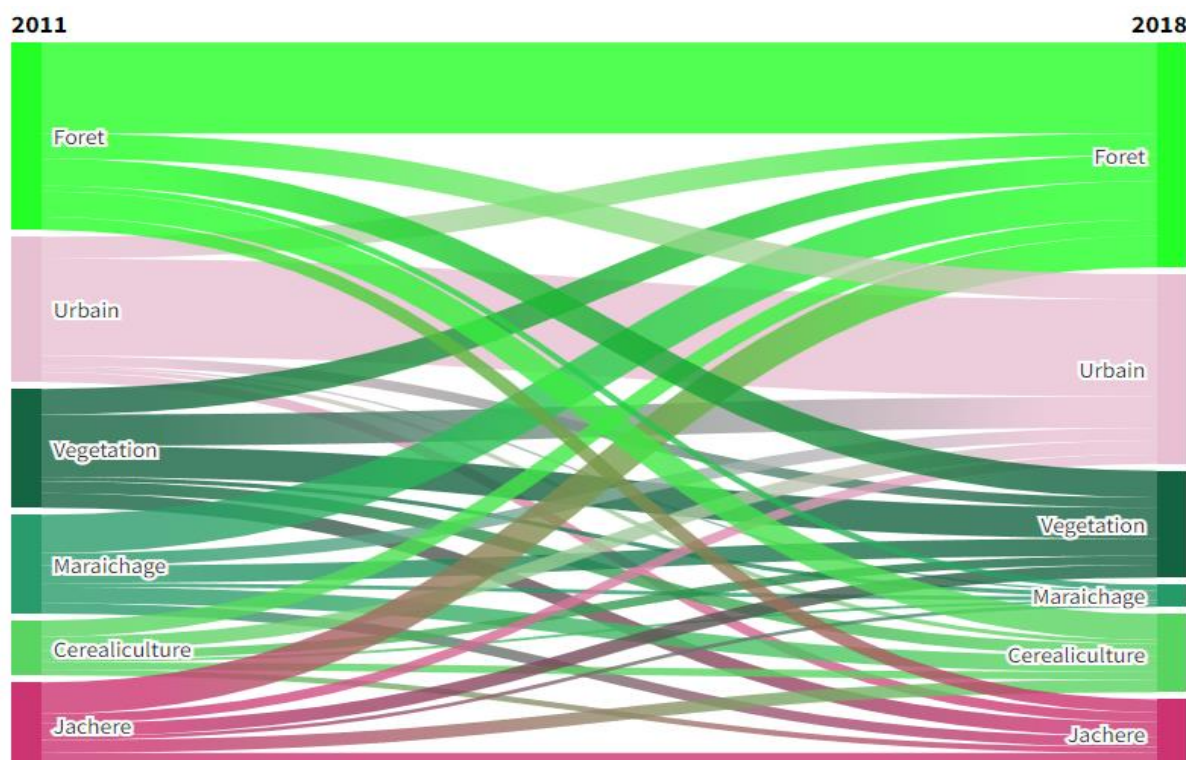


Figure 4- 14. Diagramme de Sankey pour la comparaison entre les classes de 2011 et 2018.

Pour approfondir notre compréhension de l'évolution de l'utilisation des sols, les Tableaux 4-18 et 4-19 ainsi que la Figure 4-15 présentent une analyse détaillée des métriques spatiales pour toutes les classes d'occupation du sol. En se concentrant spécifiquement sur la classe urbaine (UR), une dynamique intéressante émerge. Il y a eu une augmentation notable du nombre de fragments urbains (NP), ce qui suggère un éparpillement accru des zones urbanisées.

Parallèlement, la taille moyenne de ces fragments (MPS) a diminué, indiquant une réduction de la continuité et de l'uniformité du tissu urbain. De plus, l'augmentation de la densité des lisières (ED), passant de 100,53 à 160,21, et la hausse de l'indice de la forme (LSI) confirment une complexité accrue et une désagrégation des formes urbaines, reflétant des développements plus irréguliers et fragmentés. La distance euclidienne moyenne (ENN-MN) est passée de 33.47 à 29.47 ce qui explique que l'espace urbain devient plus homogène. L'indice de dimension fractale (PARFAC) a légèrement diminué, cela signifie que la taille des fragments a diminué. Quant à l'indice d'agrégation (AI) il a également connu une baisse de 86.66 à 80.09 qui met en évidence que les fragments sont moins dispersés. Ces tendances montrent des changements significatifs dans la structuration spatiale des zones urbaines de la ville d'Oran.

Type	NP	LPI (%)	ED	LSI	MPS	PARFAC	ENN-MN	AI
UR	13378	14.27	100.53	136.1	0.76	1.45	33.47	86.66
VG	52 585	2.96	258	324.5	0.22	1.54	26.32	70.29
CR	40 594	0.31	128.84	266.7	0.108	1.55	28.87	59.78
JA	23534	1.88	104.89	147.6	0.4	1.42	33.32	84.95
MR	74917	0.11	181.51	359.4	0.06	1.58	26.2	48.11
FO	10978	21.45	41.12	48.43	1.26	1.41	42.72	95.97

Tableau 4- 18.Métriques paysagères d'Oran 2011.

Type	NP	LPI (%)	ED	LSI	MPS	PARFAC	ENN-MN	AI
UR	23 879	13.36	160.21	209.5	0.46	0.46	29.4	80.09
VG	51 440	1.081	173.57	302.2	0.12	0.12	28.06	61.62
CR	84 259	0.086	199.79	397.0	0.056	1.64	26.16	42.42
JA	82550	0.189	161.81	346.6	0.049	1.61	26.76	45.83
MR	48039	0.03	59.18	219.4	0.02	1.52	36.58	40.58
FO	95 774	5.03	321.68	381.5	0.13	1.62	23.67	67.06

UR: Urbain, VG: Végétation, CR: Céréaliculture, JA: Jachère, MR: Maraichage, FO: Forêt

Tableau 4- 19.Métriques paysagères d'Oran 2018.

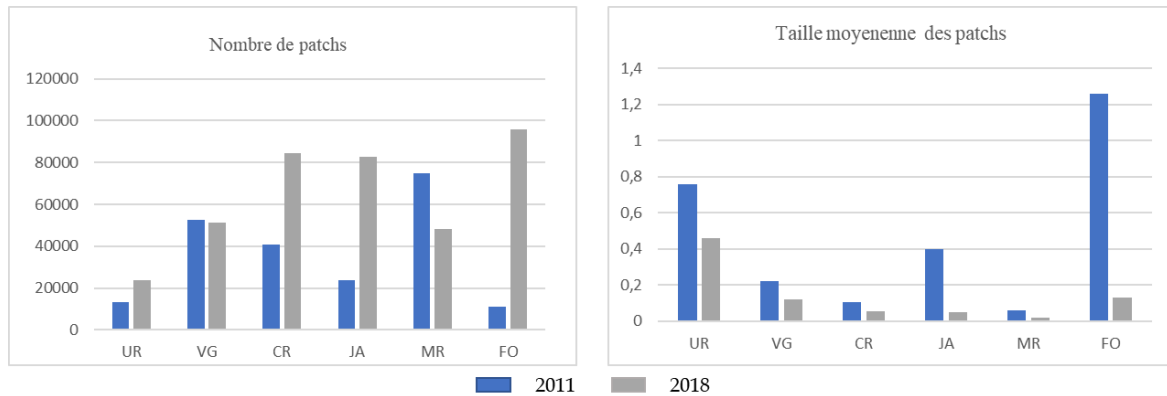


Figure 4- 15.Métriques de paysages calculées à l'échelle des classes entre 2011 et 2018.

Les données issues des graphiques (Figure 4-15) révèlent des tendances distinctes en matière de fragmentation et de taille des patches pour différents types de couverture terrestre. Pour les zones urbaines, nous observons un nombre modéré de patches, mais ceux-ci sont généralement petits, ce qui témoigne d'une urbanisation dense et fragmentée. En ce qui concerne la végétation, elle est caractérisée par un grand nombre de patches de petite taille, illustrant une fragmentation significative souvent due à l'incursion de développements urbains ou agricoles. Les terres cultivées affichent le plus grand nombre de patches avec la plus petite taille moyenne, reflétant la division des zones agricoles en multiples petites parcelles destinées à diverses cultures. Les jachères, quant à elles, présentent un nombre modéré de patches mais de taille moyenne plus grande, suggérant une utilisation moins intensive de ces terres agricoles. Les maraîchages présentent le moins de patches de taille moyenne, ce qui indique une moindre fragmentation de ces classes. Enfin, les forêts se distinguent par un très haut nombre de patches et la plus grande taille moyenne, signalant des zones forestières préservées ou moins affectées par la fragmentation.

Pour compléter cette analyse fondée sur des indicateurs globaux, nous avons cartographié la différence des valeurs de deux métriques spatiales, le Nombre de Patches (NP) et la Taille Moyenne des Patches (MPS), moyennées sur une maille de 500 m et uniquement sur la classe des zones bâties/sol nu (UR). Nous avons également calculé les métriques de connectivité fonctionnelle à l'échelle globale, telles que le nombre de patches d'habitats, formant ainsi des cartes choroplèthes.

La Figure 4-16 permet de localiser les secteurs où les changements du nombre de patch et de l'indice de fragmentation sont les plus importants d'un point de l'organisation spatiale. On remarque ainsi que le nombre de patches a augmenté principalement dans la zone Est, qui explique que les zones bâties /sol nu se sont principalement étendues dans le côté EST de la ville mais également on remarque une étendue du côté Sud-Ouest. Ces zones se sont densifiées on montrant un plus grand nombre de patches et des valeurs plus faibles de de l'indice de fragmentation (taille moyenne des patches) la taille des patches quand elle a diminué dans les zones Est, ce qui explique que la fragmentation dans cette région est plus importante.

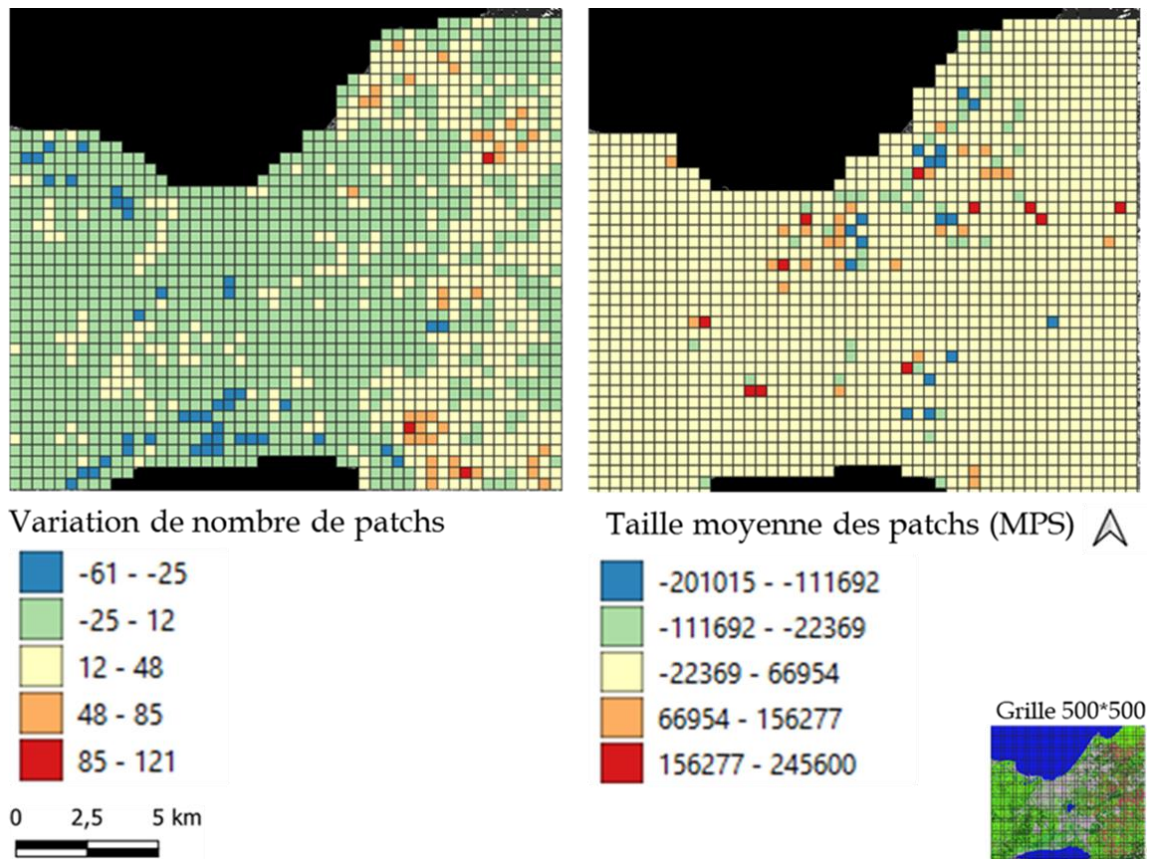


Figure 4- 16. Variation temporelle de deux métriques spatiales calculées sur la classe zone bâties/ Sol nu (UR) entre 2011 et 2018.

4.3.2 Analyse des changements d'occupation des sols de la ville de Tlemcen

L'examen approfondi des changements à travers une analyse comparative des images de Tlemcen prises en 2011 et 2017 nous permet de détecter et d'étudier de manière détaillée les évolutions significatives dans l'occupation des sols sur cette période.

A partir des résultats de classifications de 2011 et 2017, l'analyse quantitative des changements en termes de superficie et de pourcentages (Tableau 4-20) montre une augmentation de la superficie comme les classes urbain/sol nu et le jachère respectivement de 40,46 % et 31,17% et une régression des classes de végétation, arboriculture, maraichage et la forêt de -5,31%, -6,15% et -10,71% et -4,24%.

Type d'occupation du sol	Superficies				Taux d'évolution	
	2011		2017		Tg	Tc
	En ha	En %	En ha	En %		
Urbain / Sol nu	264440	31.98%	329724	40.46%	24,64	-3,83
Végétation	1276951	15.44%	82561	10.13%	-93,53	-60,5
Arboriculture	127884	10.43%	34889	4.28%	-72,71	-21,6
Jachère	68028	8.22%	254027	31.17%	273,41	22
Maraichage	89780	10.85%	1217	0.14%	-98,64	-71,16
Forêt	149056	18.02%	112353	13.78%	-24,62	-4,6

Tableau 4- 20.Synthèse de l'évolution spatiale des classes d'occupation du sol de Tlemcen entre 2011 et 2017.

Nous constatons également un taux de changement très important dans la classe jachère avec un taux d'expansion annuel de 22%. Les classes de végétation, arboriculture, maraichage et forêt ont connu quant à elles un recul de -93,53 %, -72,71%, -98,64% et -24, 62% respectivement (Figure 4-17).

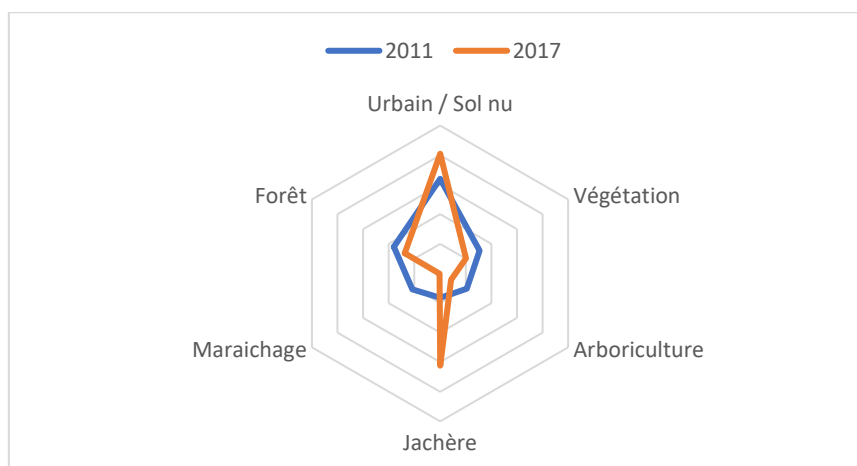


Figure 4- 17.Evolution de la superficie des classes entre 2011 et 2017

La matrice de transition obtenue (Tableau 4-21) de la superposition des cartes d'occupation du sol de 2011 et 2017 nous a permis de faire des bilans de gain et de perte et de persistances en termes de superficies des différentes classes d'occupation du sol (Tableau 4-21). Les résultats montrent que 0,9% de la classe arboriculture est restée inchangée tandis que 13,9% s'est transformée en d'autres unités d'occupation du sol, la jachère et l'urbain sont les premières classes qui ont bénéficié de ses changements avec des taux de changements respectifs de 5% et 5,1%, la classe forêt a subi un changement de 11,3% sur un taux de 15,9%, la classe jachère est restée inchangée avec un taux de 2,1% comparant à 5,6% qui ont été redistribuées dans d'autres classes, soit 0,7% dans la classe forêt, 0,4% et 1 % dans les classes arboriculture et végétation. La classe urbain/ sol nu est restée inchangée avec un taux de 20,5% sur 34,9%, 12,9% sur 15,3% de la superficie de la végétation à changer vers d'autres classes, il faut noter que cette classe a subi des changements importants. Ces résultats ont également été représentés par le diagramme de Sankey (Figure 4-18).

2011	2017						
	AR	FO	JA	MR	UR	VG	Total
AR	0,9%	2,4%	5,0%	0,0%	5,1%	1,5%	14,8%
FO	0,6%	4,6%	6,5%	0,0%	2,5%	1,6%	15,9%
JA	0,4%	0,7%	2,4%	0,0%	3,4%	1,0%	8,0%
MR	0,5%	1,3%	3,8%	0,0%	4,4%	1,1%	11,1%
UR	1,1%	2,2%	8,0%	0,0%	20,5%	3,0%	34,9%
VG	0,6%	2,4%	5,9%	0,0%	4,8%	1,6%	15,3%
Total	4,0%	13,6%	31,6%	0,1%	40,7%	9,9%	100,0%

AR: arboriculture, FO : foret, JA : Jachère, MR : Maraichage, UR : Urbain , VG : végétation

Tableau 4- 21.Matrice de transition de Tlemcen entre 2011 et 2017

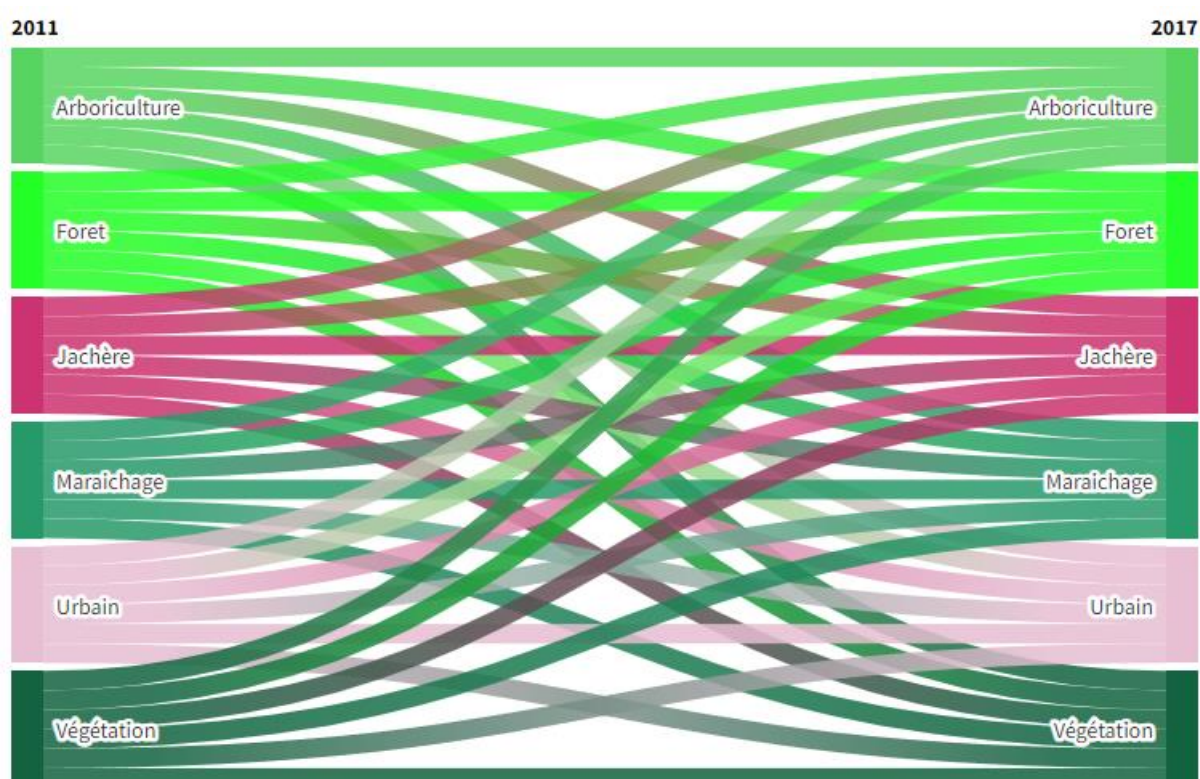


Figure 4- 18.Diagramme de Sankey pour la comparaison entre les classes de 2011 et 2018.

Les mesures spatiales examinées dans les Tableaux 4-22 et 4-23 portent sur l'ensemble des catégories d'occupation des sols. En se concentrant spécifiquement sur la classe zones bâties/sol nu (UR), plusieurs tendances se dégagent. On observe une augmentation du nombre de fragments urbains (NP), conjointement à une hausse de la taille moyenne de ces fragments (MPS). La densité des lisières (ED) a également légèrement augmenté, passant de 152,17 à 173,49. L'indice de forme LSI a également augmenté entre les deux périodes, ce qui témoigne d'une tendance vers des structures de plus en plus désagrégées, caractérisées par des formes irrégulières et complexes.

En parallèle, la distance euclidienne moyenne (ENN-MN) a diminué de 34,91 à 28,5, indiquant une plus grande homogénéité dans l'espace urbain. L'indice de dimension fractale (PARFAC) a légèrement augmenté, suggérant une augmentation de la taille des fragments. L'indice d'agrégation (AI) a également baissé, passant de 87,49 à 84,15, ce qui souligne une moindre dispersion des fragments. Ces variations dans les métriques spatiales illustrent une transformation graduelle mais significative de la structure et de la configuration de l'environnement urbain au fil du temps.

Type	NP	LPI (%)	ED	LSI	MPS	PARF AC	MNN	AI
UR	2516	27,34	152,17	66,14	1934,72	1,41	34,91	87,49
VG	13423	1,33	252,6	146,4	19,07	1,56	27,63	59,17
AR	8281	1,39	165,16	95,85	31,45	1,44	32,28	73,37
JA	10939	0,41	138,16	109,66	6,44	1,49	31,98	58,14
MR	10669	0,31	186,28	128,65	3,65	1,52	28,39	57,2
FO	5670	6,12	140,97	75,88	197,21	1,45	32,94	80,53

Tableau 4- 22. Métriques paysagères de Tlemcen 2011.

Type	NP	LPI (%)	ED	LSI	MPS	PARF AC	MNN	AI
UR	4473	23,32	173,49	91,8	2441,49	1,47	28,5	84,15
VG	12508	0,12	124,07	131,1	1,63	1,48	30,87	54,5
AR	6941	0,05	61,22	99,52	0,69	1,5	34,99	46,9
JA	11148	8,12	253,99	153,0	397,64	1,55	25,71	69,74
MR	219	0,006	2,07	18,02	0,23	1,45	99,4	49,57
FO	7094	1,65	109,66	99,36	68,26	1,5	33,55	70,53

Tableau 4- 23. Métriques paysagères de Tlemcen 2017.

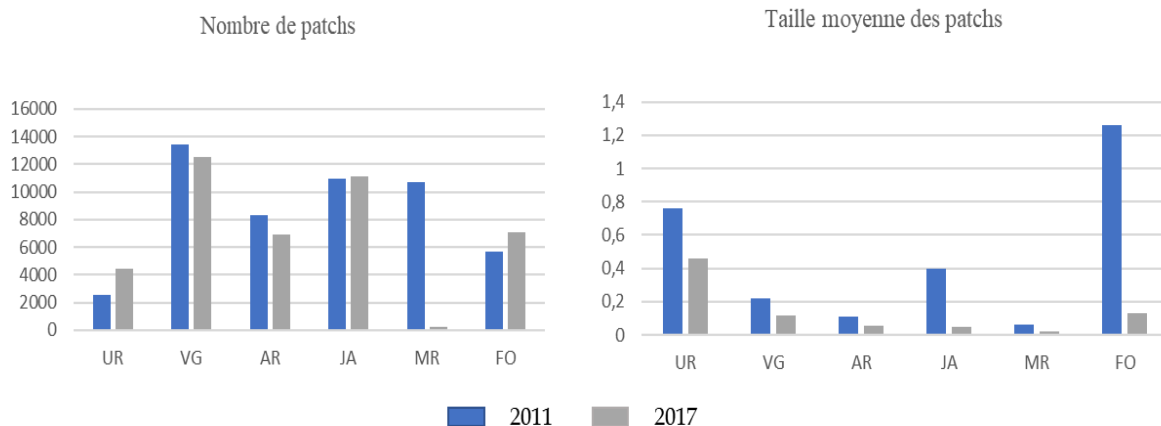


Figure 4- 19. Métriques de paysages calculées à l'échelle des classes entre 2011 et 2018

Les graphiques (Figure 4-19) démontrent des tendances claires de fragmentation et de dimensions des patches pour diverses classes d'occupation du sol. Les zones bâties/ Sol nu

affichent environ 6000 patches de tailles relativement petites, illustrant une fragmentation importante causée par une urbanisation dense. En comparaison, la végétation présente le nombre le plus élevé de patches, soit environ 14 000, avec des tailles moyennes réduites, indiquant une forte fragmentation, souvent due à l'empiètement urbain ou agricole. Les terres agricoles révèlent près de 10 000 patches, reflétant un morcellement intensif en petites parcelles pour divers usages agricoles.

En revanche, les zones en jachère comptent moins de patches, environ 8 000, mais elles sont de taille moyenne plus grande que celles des zones agricoles, suggérant une exploitation moins intensive et potentiellement une gestion plus écologique. Les maraichages et les forêts affichent les nombres les plus faibles de patches, ce qui signale une fragmentation moindre. Cependant, les forêts, avec des tailles de patches nettement plus grandes, semblent être des zones mieux préservées ou moins affectées par la fragmentation.

Les cartes choroplèthes établies pour la catégorie des zones bâties ou sols nus (UR) et basées sur une maille de 500 mètres, permettent de mieux appréhender les variations spatiales. La Figure 10 met en évidence les zones où les changements du nombre de zones et de l'indice de fragmentation ont été les plus notables du point de vue de l'organisation spatiale. On observe ainsi une augmentation significative du nombre de zones, surtout dans la zone Nord, mais également dans la zone Sud-Ouest. De manière concomitante, la taille de ces zones a diminué dans la région Est, expliquant une fragmentation plus marquée à cet endroit.

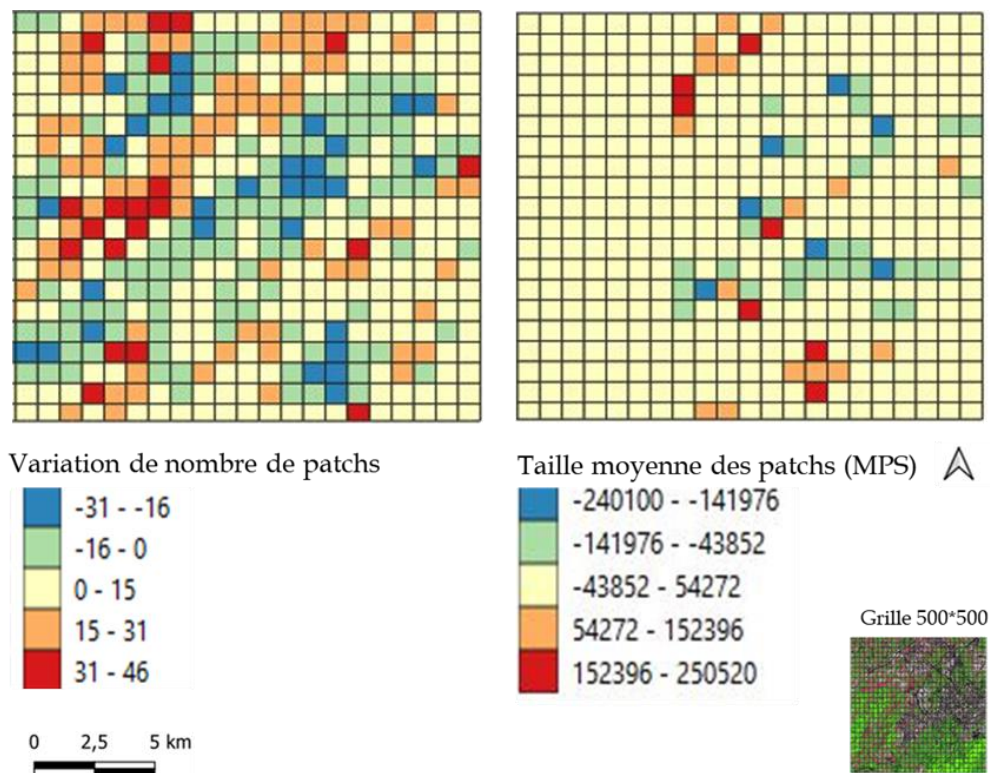


Figure 4- 20. Variation temporelle de deux métriques spatiales calculées sur la classe Bati/sol Nu (UR) entre 2011 et 2017.

4.4 Conclusion

L'objectif de cette étude est d'exploiter les images ALSAT-2 pour cartographier les modes d'occupation des sols à une résolution de 10m et analyser les changements survenus dans la ville d'Oran entre 2011 et 2018, suivant une démarche reproductible. Les résultats obtenus à partir des classifications par RF ont été très prometteurs, affichant un taux de précision de 86% pour 2011 et de 93% pour 2018. Ces données ont permis de suivre l'évolution des différentes classes d'occupation des sols et d'identifier les changements significatifs, notamment l'expansion urbaine, la transformation des zones forestières et des terres cultivées, ainsi que la régression de certaines classes telles que la végétation, le maraîchage et la jachère.

Cette méthodologie a également été testée sur une deuxième ville, Tlemcen, utilisant la même approche. Les résultats similaires obtenus confirment la reproductibilité de notre démarche. Les métriques du paysage et les matrices de transition ont révélé des dynamiques de changement comparables, avec une évolution notable des classes urbain/sol nu et jachère et une régression des classes végétation, forêt, maraîchage et arboriculture.

Pour approfondir nos analyses, nous envisageons désormais l'utilisation des images panchromatiques, qui offrent une résolution plus fine de 2,5 mètres. Cette nouvelle orientation vise à déterminer si une résolution accrue peut permettre une distinction plus claire entre les structures urbaines diverses, en particulier pour séparer les zones résidentielles formelles des habitats informels. Cette démarche pourrait transformer notre manière de visualiser et d'analyser les nuances détaillées des environnements urbains et à comprendre les caractéristiques fines des milieux urbains.

Chapitre 5.

Analyse à l'échelle de la tâche urbaine et évolution d'Oran à partir des images ALSAT-2 (P+MS).

Table des matières

5.1 De la tâche urbaine à la Zone morphologique urbaine (ZMU).....	127
5.1.1 Etape 1 : Extraction de la ZMU.....	129
5.1.2 Etape 2 : Calcul de la zone tampon et post-traitement.....	132
5.2 Cartographie et caractérisation des tissus urbains à partir des images ALSAT à 2,5m	138
5.2.1 Construction des îlots urbains à partir de OSM routes.....	139
5.2.2 Analyse exploratoire et statistique des îlots urbains : méthode et résultats.....	142
5.2.2.1 La classification non-supervisée par pixel des îlots urbains.....	147
5.2.2.2 La classification supervisée par pixel des îlots urbains.....	151
5.3 Conclusion.....	155

Dans le chapitre précédent, nous avons observé une croissance significative des zones bâties et des sols nus dans les villes d'Oran et de Tlemcen. Les métriques paysagères et la matrice de transition ont révélé des changements importants entre 2011 et 2018 pour Oran, et entre 2011 et 2017 pour Tlemcen.

Dans ce chapitre, nous nous concentrons spécifiquement sur l'analyse et la caractérisation des tissus urbains à l'échelle de la tâche urbaine à partir des images ALSAT-2 (P+MS). Nous explorons l'intérêt des images ALSAT-2 fusionnées à 2,5m, afin de classer les différents tissus urbains et nous analyserons en particulier leurs intérêts pour différencier les tissus urbains formels de ceux dits informels par des techniques de classification supervisée.

La notion de tâche urbaine, bien que dépourvue d'une définition scientifique précise, représente l'étendue spatiale occupée par les constructions urbaines, incluant les secteurs industriels, commerciaux et de services, les infrastructures de communication, les chantiers, ainsi que les espaces verts aménagés hors usage agricole dans un espace donné (Loriot, 2018). Définir l'enveloppe de la tâche urbaine, appelée aussi Zone Morphologique Urbaine (ZMU), est une étape fondamentale pour appréhender l'étendue de l'urbanisation et analyser les dynamiques spatiales de la ville. Cette délimitation consiste à identifier dans l'image l'extension du bâti sous la forme la plus compacte possible. Les limites définies doivent être continues, fermées et présenter une sinuosité minimale (Collet et al., 2000). Cette délimitation permet de comprendre clairement l'occupation et la répartition de l'espace urbain, essentielle dans les études sur la surveillance des changements dans les zones urbaines. Pour rappel, la ZMU est définie par la continuité des surfaces bâties et artificialisées (c'est-à-dire sans coupures de plus de 200 mètres entre ces surfaces selon les recommandations adoptées à l'échelle internationale - INSEE, 2013).

Dans ce contexte, à partir des classes urbaines issues de la classification à 10m (classes bâti/sol nus), nous présentons dans un premier temps la méthode proposée pour créer de manière automatique et reproductible, cette ZMU, en prenant l'exemple de la ville d'Oran (section 5.1). L'évolution de la ZMU d'Oran est aussi étudiée à l'aide des métriques paysagères afin de caractériser la forme urbaine à l'échelle de la ville.

Dans un second temps, la section 5.2 détaille la méthodologie mise en place pour évaluer l'intérêt des images ALSAT-2 multispectrales fusionnées à 2,5m de résolution spatiale afin de cartographier les tissus urbains. Une approche statistique exploratoire est d'abord proposée afin d'identifier les indicateurs spectraux et spatiaux permettant de différencier en particulier le tissu formel, du tissu informel. Une cartographie supervisée sur la base d'une approche 'objets', souvent plus adaptée à une résolution spatiale plus fine (2,5m) (cf. section 2.1 - chapitre 2) est ensuite testée.

5.1 De la tâche urbaine à la Zone morphologique urbaine (ZMU)

La ZMU peut être définie comme « un ensemble de zones urbaines distantes de moins de 200 m » (Costemalle et al., 2022). (Taubenbock et al, 2019) définissent la ZMU comme une zone d'établissements territorialement contiguë, distincte des zones périphériques à faible densité et des arrière-pays ruraux. La ZMU est employée dans le domaine urbain pour extraire des informations morphologiques à partir d'images, incluant la taille, la forme, les orientations et les connexions des objets présents. Elle a fait l'objet de diverses recherches, telles que l'analyse empirique globale de la

structure intra-urbaine de sept villes (Taubenbock et al., 2013) ou encore la détermination d'un modèle d'occupation du sol et le calcul d'une tâche urbaine à partir de la BD TOPO® de l'IGN (Loriot, 2008).

Afin de créer la ZMU selon une démarche reproductible, nous nous sommes appuyés sur la méthodologie initialement développée pour prendre en entrée des bases de données topographiques (Loriot, 2008) et des images à très haute résolution spatiale de type Pléiades (projet Vali-Urb, 2017). La méthodologie proposée a été ainsi adaptée pour prendre en compte en entrée des résultats de classification à 10 m de résolution spatiale et elle a été « chaînée » sous la forme d'un modèle Builder python (Figure 5-1).

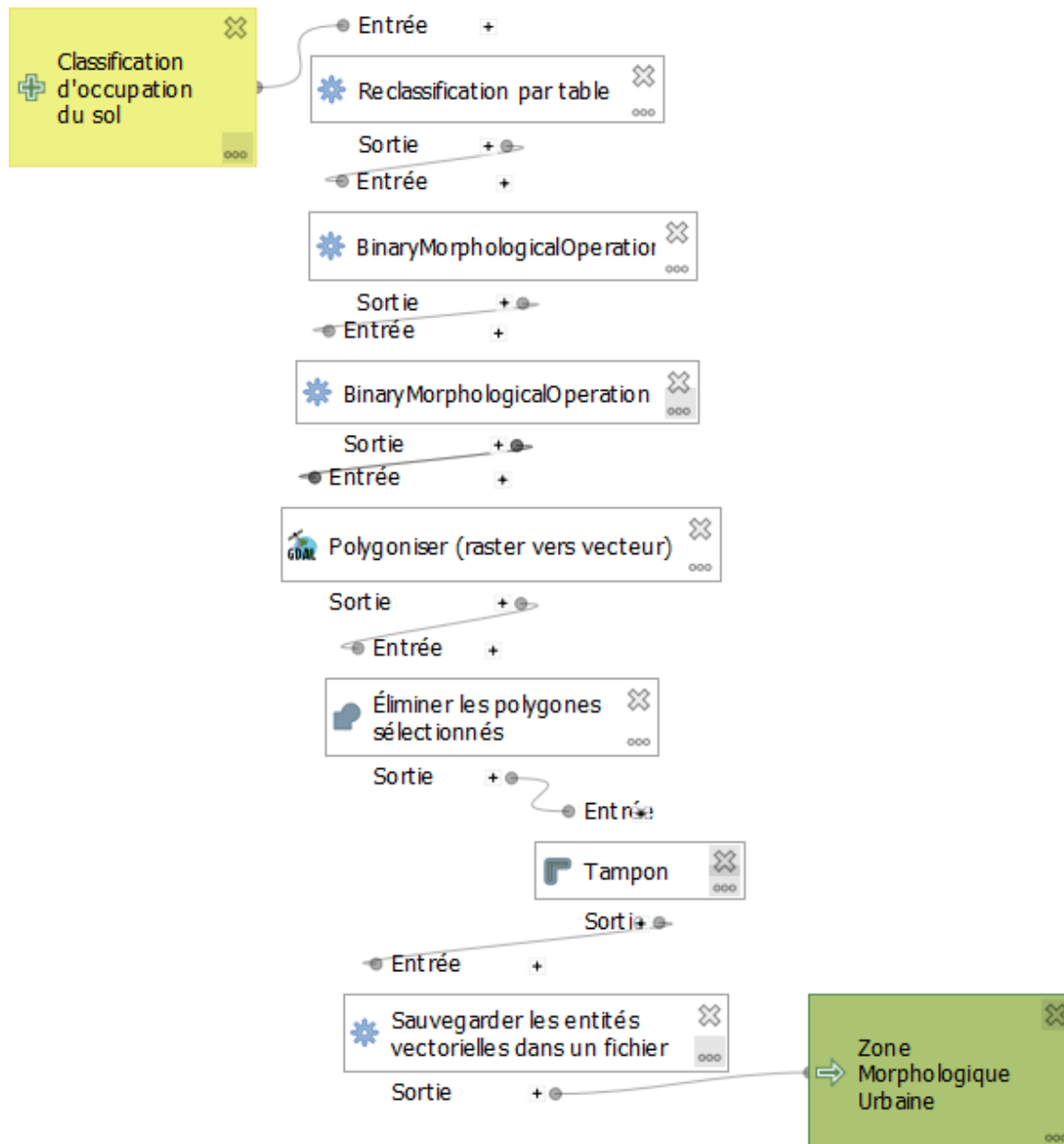


Figure 5- 1.Création de la ZMU avec un Model Builder Python.

La première étape consiste à appliquer une suite d'opérations de morphologie mathématique à partir des classes « bâti/sol nu » issues de la classification d'occupation des sols du chapitre 4 décrites, afin de construire une zone continue de bâti/surfaces artificialisées.

La deuxième étape consiste à établir une zone tampon de 200 m pour relier les zones bâties situées à cette distance et ainsi créer une seule zone morphologique. Pour améliorer la qualité et la pertinence des données vectorielles. Des traitements supplémentaires ont été effectués, notamment la suppression des petits polygones de moins de 1,5 hectare.

5.1.1 Etape 1 : Extraction de la ZMU

Cette première étape se décompose en trois phases : (1) l'extraction des classes « urbaines » et leur binarisation, (2) l'application d'une suite d'opérateurs de morphologie mathématiques, et (3) la vectorisation du résultat. Chacune des étapes est décrite ci-dessous.

- Binarisation

A partir de la cartographie d'occupation des sols à 10 m de résolution, cette étape, réalisée sur QGIS, consiste à attribuer la valeur 1 aux classes de bâti (soit les classes urbaines et sol nu) et la valeur 0 à toutes les autres. Les résultats sont illustrés à la Figure 5-2 pour Oran.

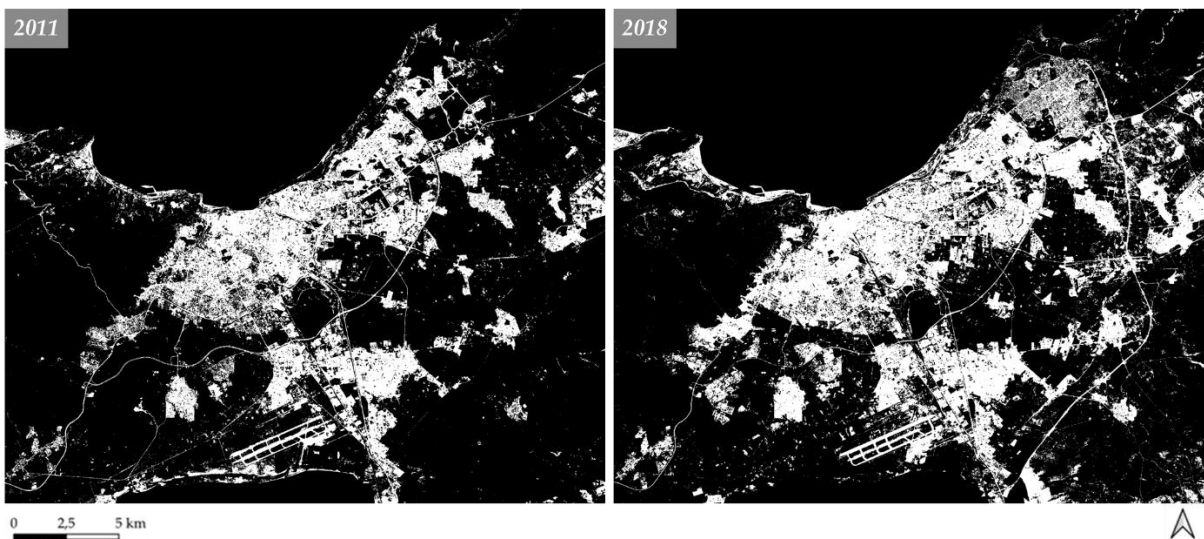


Figure 5- 2.Extraction de la tâche urbaine sur les deux images de 2011 et 2018 de la ville d'Oran (en blanc – 1 pour le bâti et en noir 0 pour le non-bâti)

- Opérateurs morphologiques

A partir de l'image binaire, une série d'opérations classiques de morphologie mathématique permettant d'éliminer les pixels isolés, de lisser les contours, et de relier des zones proches sont appliqués.

Les opérateurs de morphologie mathématiques classique de type dilatation et érosion sont utilisés (Valle et al., 2020 ; Dehghan et Soille., 2022). La taille et la forme de l'élément structurant doivent être choisis en adéquation avec la résolution spatiale (Figure 5-3).

- Dilatation : Ce filtre permet d'augmenter la taille des objets et de fusionner certains d'entre eux lorsque la distance qui les sépare est inférieure à la taille de l'élément structurant (Valle, 2020).
- Érosion : Ce filtre élimine les objets ou certaines parties d'objets dont la taille est inférieure à celle de l'élément structurant (Jayanthi et Maheswari, 2024).

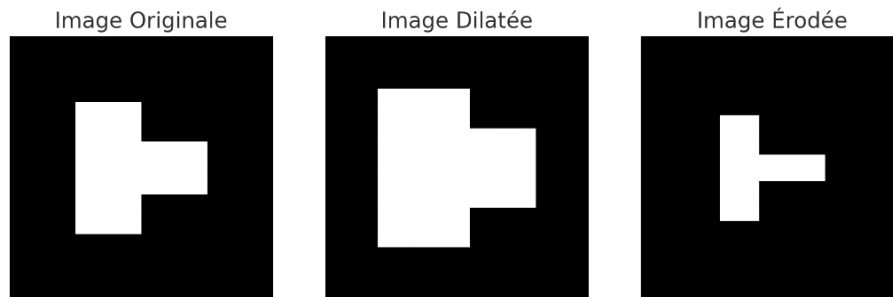


Figure 5- 3. Concept de dilatation et érosion

Dans cette étape, nous avons commencé par appliquer une opération de fermeture, qui consiste en une dilatation suivie d'une érosion. Plusieurs tailles de fenêtres ont été testées (3x3, 5x5 et 7x7) pour ces opérations morphologiques la taille de fenêtre de 5x5 est retenue en adéquation avec la résolution spatiale (Figure 5-4).

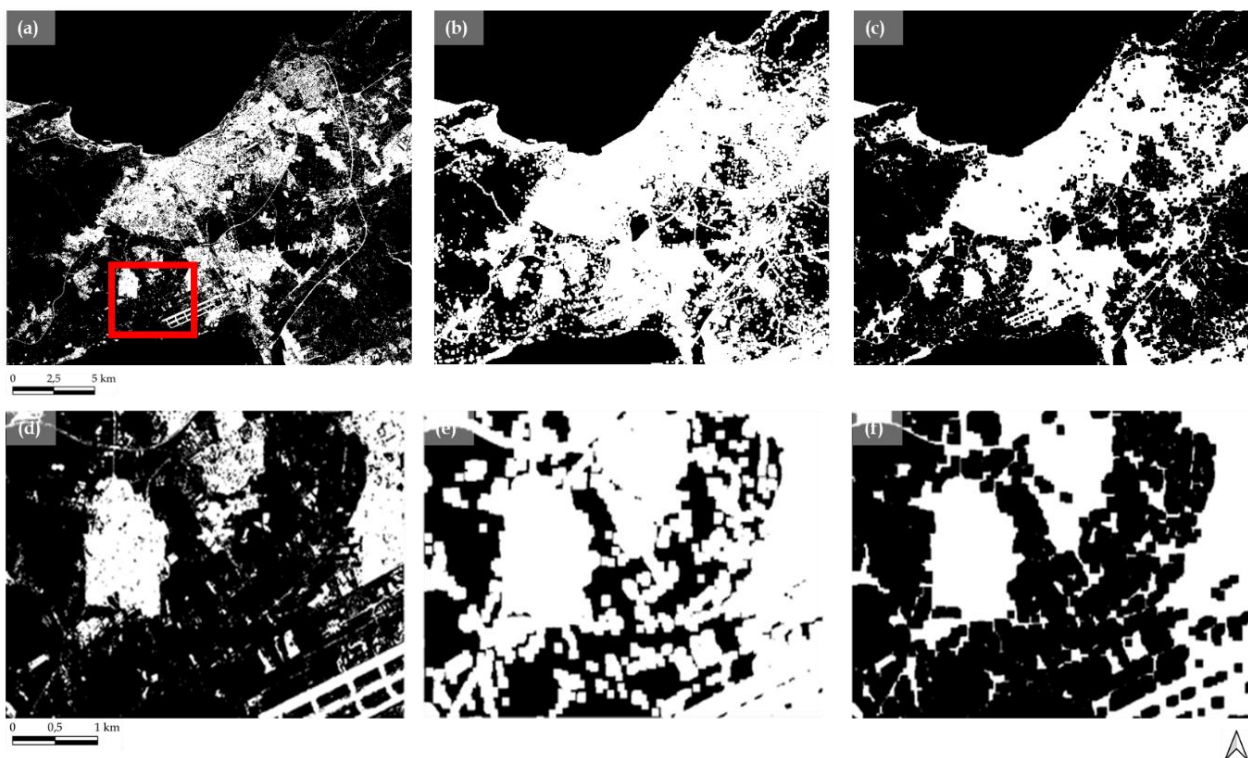


Figure 5- 4. Visualisation des résultats appliqués sur les zones bâties de l'image binaire (a), de la dilatation (b), l'érosion (c) ainsi que leurs zooms respectifs (d), (e) et (f)

Comme le montre la Figure 5-4, la fermeture morphologique permet de faire disparaître les petites cellules, ce qui facilite la détection des cellules plus grosses sans changer leur forme de manière trop importante.

- Conversion en données vectorielles et post-traitements

L'image binaire obtenue à partir des filtres morphologiques est ensuite vectorisée (sans lissage) (Figure 5-5). Cette conversion permet d'obtenir une représentation géométrique plus détaillée des caractéristiques urbaines, facilitant ainsi l'analyse spatiale et la visualisation précise des structures urbaines.

Pour améliorer la qualité et la pertinence des données vectorielles, des traitements supplémentaires ont été effectués. Par exemple, les petits polygones, identifiés par un cercle jaune sur la figure 5-5, ayant une surface inférieure à 1,5 hectare, ont été supprimés afin de ne conserver que les éléments majoritaires en termes de surface. Cette étape permet de maintenir une enveloppe urbaine complète et cohérente. Ainsi, la ZMU se résume à un seul polygone unique, représentant les espaces urbains connectés à moins de 200 mètres.

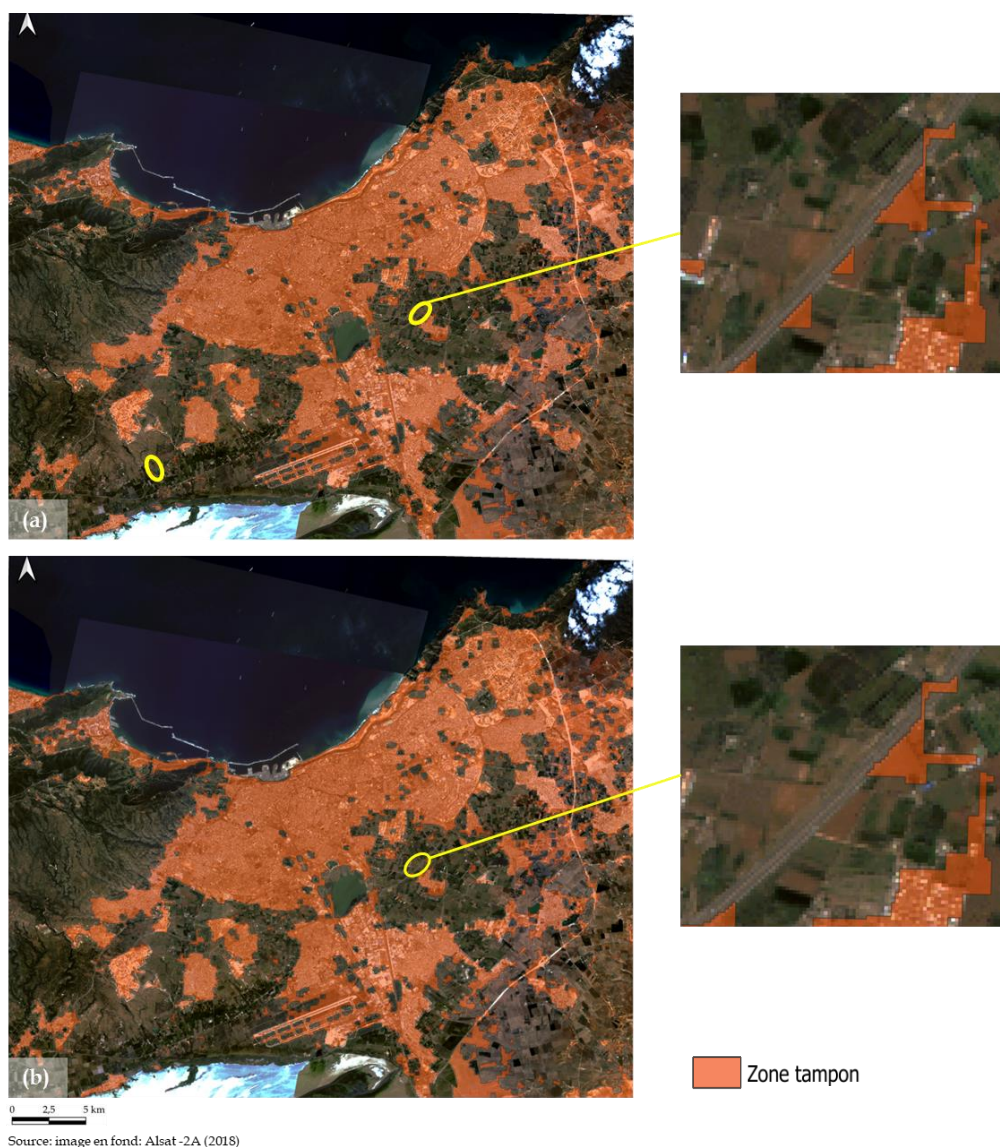


Figure 5- 5. Résultat de la ZMU (en rouge) de la ville d'Oran après vectorisation et post-traitements

5.1.2 Etape 2 : Calcul de la zone tampon et post-traitement

Dans une deuxième étape, nous avons généré une zone tampon d'un rayon de 200 m autour de chaque zone bâtie. Cette zone tampon a été utilisée pour relier les zones bâties situées à une distance maximale de 200 m les unes des autres. En fusionnant ces zones tampons, nous avons pu regrouper les zones bâties adjacentes ou proches afin de former une seule entité morphologique cohérente, représentant une continuité spatiale des structures bâties (Figure 5-6).

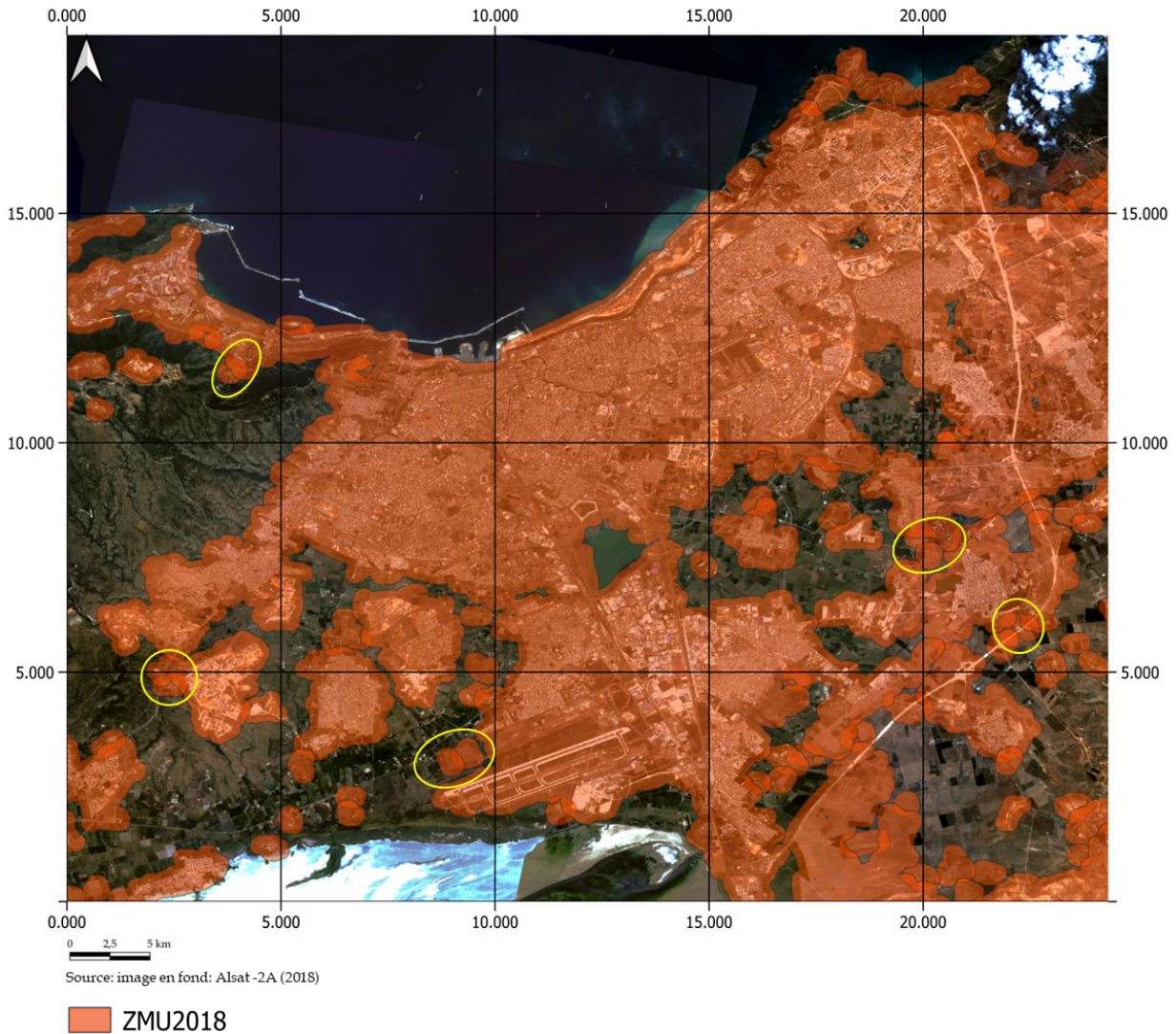


Figure 5- 6. Résultat de la ZMU (en rouge) de la ville d'Oran après application de l'étape 2 (zone tampon à 200 m).

Afin de ne garder qu'une seule enveloppe homogène les polygones adjacents ont été regroupés (Figure 5-7).

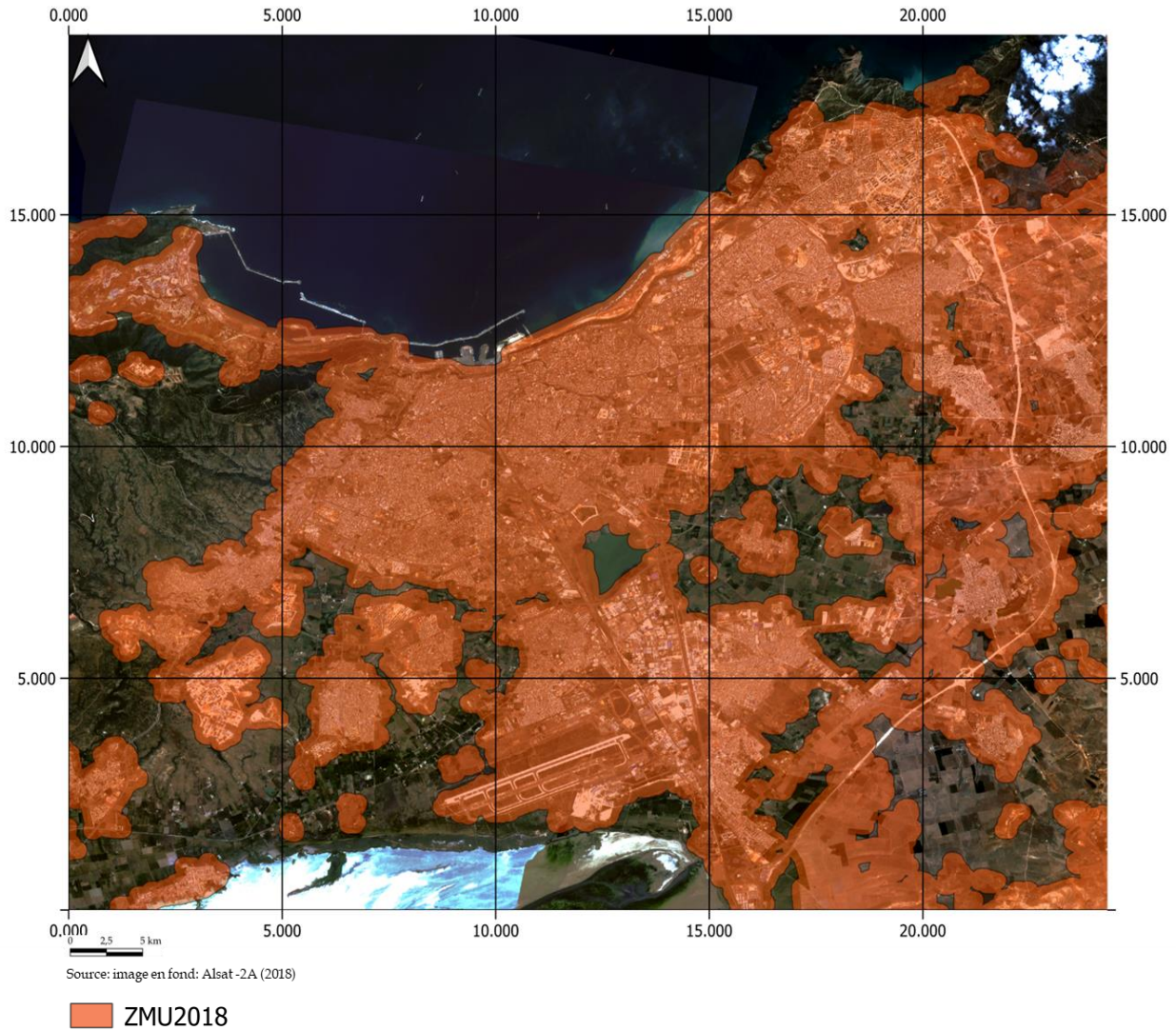


Figure 5- 7. Résultat final de la ZMU de Oran en 2018 en rouge après regroupement des polygones adjacents.

Pour étudier la dynamique de la forme urbaine d'Oran, la méthodologie a été déployée sur 2011 (Figure 5-8).

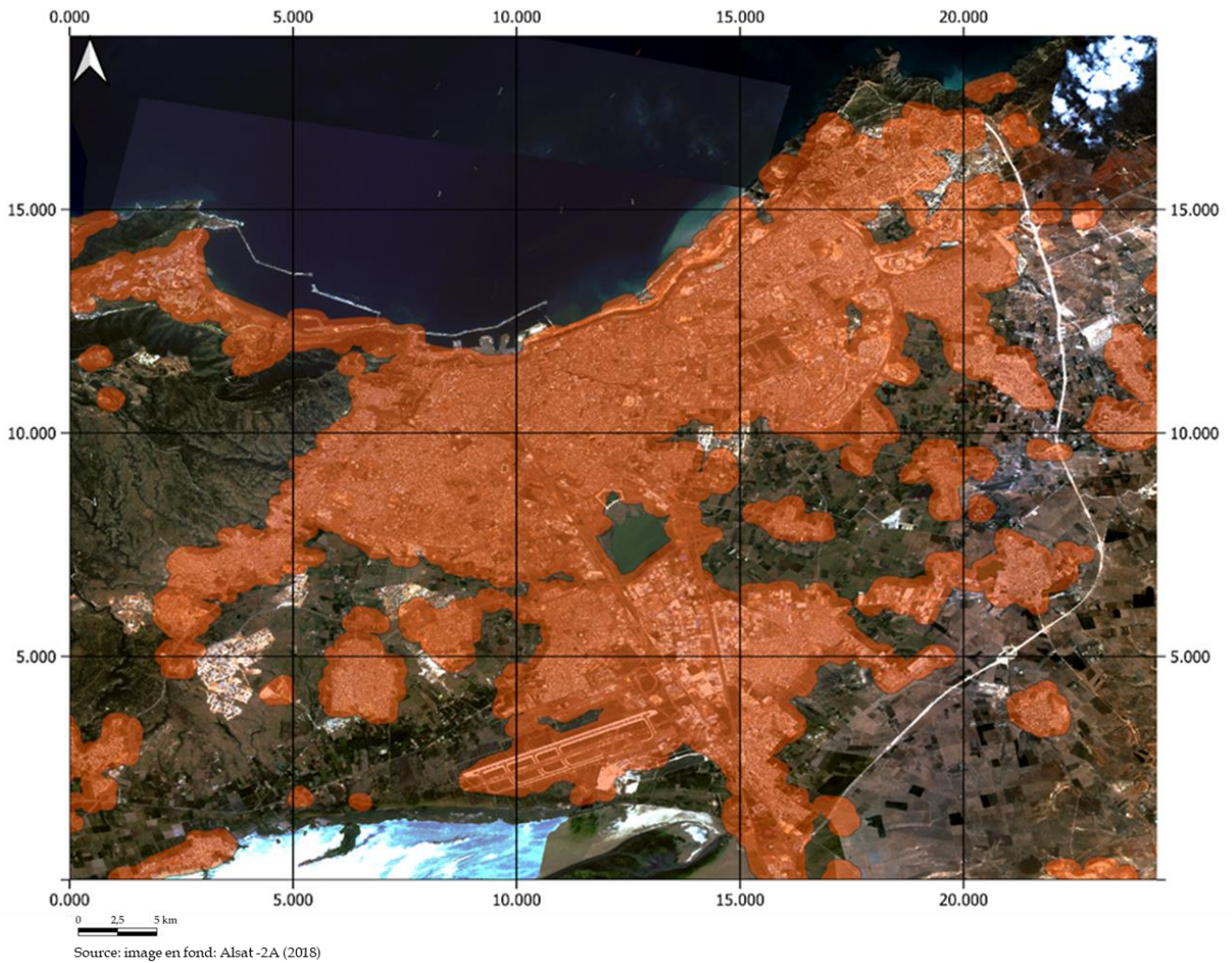


Figure 5- 8. Résultat final de la ZMU de la ville d'Oran en 2011 (en rouge).

5.1.3 Etape 3 : Analyse de la forme urbaine de Oran entre 2011 et 2018

Afin de caractériser de manière quantitative la forme urbaine de Oran en 2011 et 2018, nous avons calculé des métriques d'écologie du paysage qui permettent de quantifier et de décrire la structure spatiale et l'organisation des patchs urbains. Huit métriques ont été calculées ; les mêmes que celles du chapitre 4, dont les formules sont détaillées en page 117. Le tableau 5-1 résume les résultats obtenus.

Type	2011	2018
NP	31	30
LPI	76.38	83.01
ED	0	0
LSI	7.96	7.54
MPS	11011.55	16212.38
PARFAC	1.44	1.43
MNN	431.8	272.86
AI	95.69	99.89

Tableau 5- 1. Comparaison entre les résultats des variables morphologiques issus des deux ZMU de 2011 et 2018 de la ville de Oran.

Np : Nombre de patchs ; *LPI* : Mesure de la surface ; *ED* : La densité de lisière ; *LSI* : Indice de forme (LSI),
MPS : La taille moyenne des fragments ; *Parfac* : La taille des fragments ; *ENN-MN* : La
distance euclidienne (*MNN*) ; *AI* : l'indice d'agrégation (*AI*).

L'analyse du Tableau 5-1 montre des transformations significatives de la forme urbaine à l'échelle de la ville. Le nombre de patchs (NP) a légèrement diminué de 31 à 30, suggérant une consolidation des zones urbaines. La plus grande période indépendante (LPI) a augmenté de 76.38 à 83.01, indiquant une dominance accrue du plus grand patch urbain. L'indice de forme du paysage (LSI) a légèrement diminué de 7.96 à 7.54, suggérant des formes plus régulières et compactes des patchs urbains en 2018. La taille moyenne des patchs (MPS) a considérablement augmenté de 11011.55 (en 2011) à 16212.38 (en 2018), indiquant des patchs individuels plus grands. Le facteur de forme (PARFAC) a légèrement diminué de 1.44 à 1.43, montrant une tendance vers des formes plus simples. La distance moyenne au plus proche voisin (MNN) a diminué de 431.8 à 272.86, reflétant une urbanisation plus dense et intégrée. L'indice d'agrégation (AI) a fortement augmenté de 95.69 à 99.89, indiquant une forte continuité et connectivité des zones urbaines.

Entre 2011 et 2018, les zones urbaines se sont consolidées et agrandies, avec des patchs plus grands, plus proches et plus connectés, reflétant une urbanisation croissante en tâche d'huile où des noyaux urbains ont été progressivement intégrés au noyau principal (Figure 5-9). Une forte extension de la ZMU à l'Est s'explique également par la construction d'un axe routier qui a permis un développement semi-concentrique. L'étalement de la forme urbaine est limité à l'Ouest par le relief avec toutefois des zones de développement qui ont profité d'une topographie favorable.

En observant la Figure 5-9, on constate que l'expansion urbaine d'Oran a progressé dans plusieurs zones, chacune contribuant à la croissance et à la diversification de la ville. À l'Est de la ville, Belgaid a connu une évolution significative ces dernières années, se transformant en un pôle urbain dynamique et moderne. Cette transformation est due à la construction de résidences modernes, de bâtiments de relogement, d'un grand complexe et de la cinquième rocade reliant Belgaid à Oran.

Bir El Djir est une autre zone dynamique, marquée par une augmentation notable des résidences, notamment à Hai El Yasmine. Les constructions de bâtiments LPP (Logement Public Promotionnel) à l'USTO et la création du quatrième boulevard périphérique illustrent l'urbanisation continue de cette zone. La disponibilité de terrains et les politiques publiques favorisant l'urbanisation ont facilité cette expansion.

La figure met également en évidence le développement de Canastel, situé au nord-est de la ville. Connue pour ses zones résidentielles et ses espaces verts, Canastel a attiré de nombreux investissements grâce à sa proximité avec le front de mer, stimulant ainsi son expansion urbaine.

En avançant vers le sud-est, la figure illustre l'expansion industrielle de Sidi Chahmi. Principalement destinée à décentraliser les activités industrielles, cette zone a également vu l'émergence de nouveaux quartiers, renforçant ainsi l'expansion urbaine dans cette direction. Les extensions à Hassi Bounif et El Braya sont également visibles, montrant une expansion urbaine soutenue.

En se dirigeant vers l'Ouest de la ville, la figure montre les développements planifiés et spontanés à Aïn El Baïda. Des projets résidentiels menés par l'AADL (Agence nationale de l'amélioration et du développement du logement), des infrastructures routières améliorées et des politiques d'urbanisation favorables témoignent de cette dynamique.

Toutefois, le développement autour de l'aéroport reste limité, contrastant avec les autres zones de la ville.

Ainsi, l'expansion urbaine d'Oran est clairement visible à travers ces différentes zones, chacune jouant un rôle crucial dans la croissance et l'évolution globale de la ville.

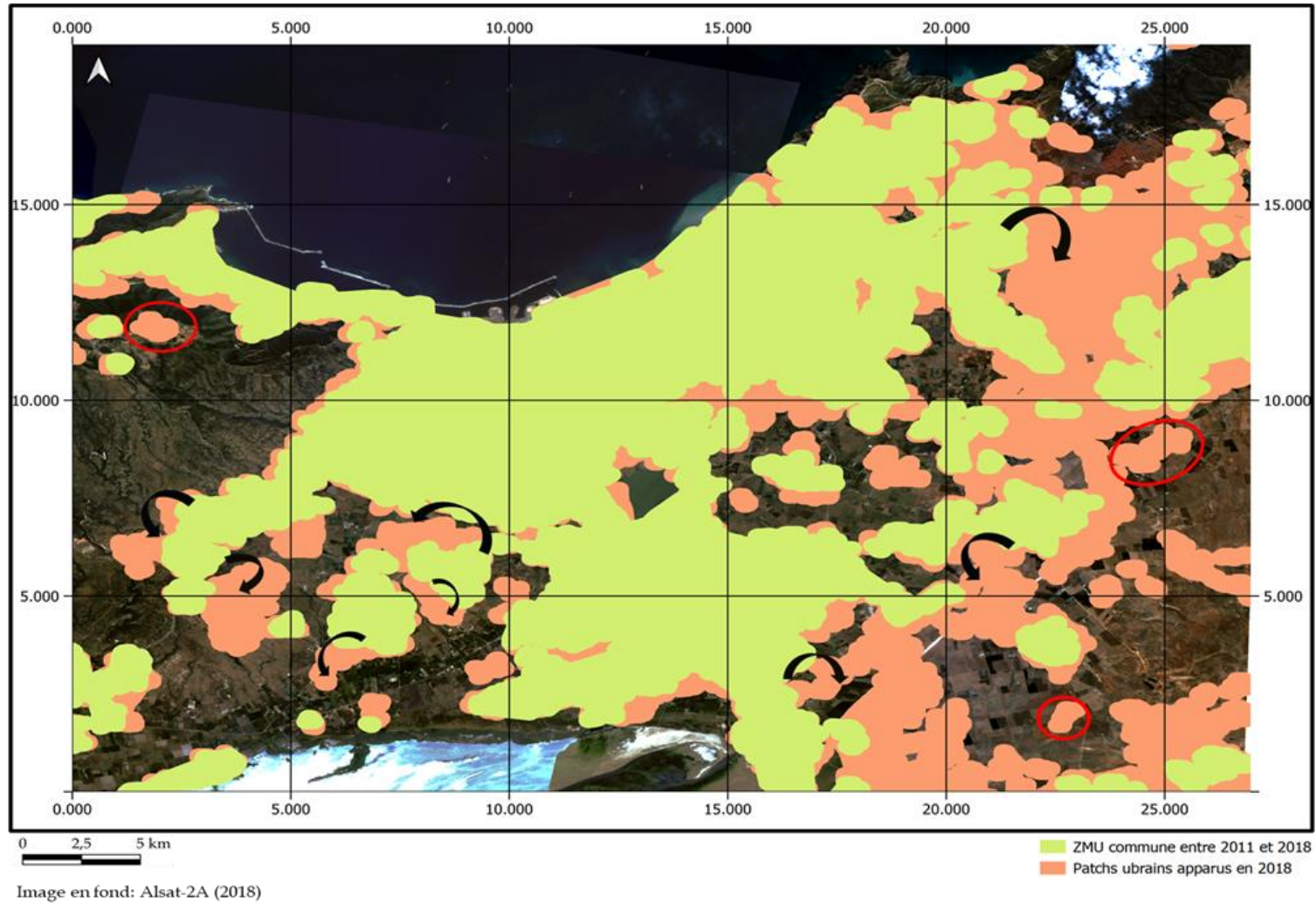


Figure 5- 9. Cartographie de la ZMU en deux classes : en jaune – la ZMU commune de 2011/2018 et en rouge la ZMU avec les patches urbains apparus en 2018 (étalement urbain).

La construction de cette ZMU nous permet de disposer de l'enveloppe à l'intérieur de laquelle nous allons étudier la morphologie intra-urbaine, à travers les tissus urbains et en particulier la différenciation entre le tissu formel et le tissu urbain informel dont la cartographie reste un challenge pour les villes soumises à une forte dynamique urbaine en Algérie.

5.2 Cartographie et caractérisation des tissus urbains à partir des images ALSAT à 2,5m

L'étude de la morphologie urbaine et des tissus urbains explore comment les formes, les structures architecturales et les arrangements spatiaux se combinent pour former le tissu physique et visuel de la ville (Sandu, 2016). Elle examine l'interaction entre les bâtiments, les rues, les quartiers et les infrastructures pour façonner l'apparence et la fonctionnalité de l'espace urbain, offrant ainsi une perspective globale de la structure urbaine. Dans ce contexte, l'objectif est d'évaluer l'intérêt des images multispectrales et fusionnées d'ALSAT-2 à une résolution de 2,5 m. Nous avons constaté que les méthodes supervisées et basées sur les objets ont déjà démontré leur efficacité pour cartographier les zones urbaines.

Dans la littérature, deux méthodes se distinguent : soit on segmente et on classe directement les segments sur la base de calcul d'attributs (Figure 5-10.a) ; soit on utilise les réseaux de communication comme « squelette » de la forme urbaine afin de découper l'espace en îlots urbains ; les attributs sont ensuite calculés au sein de chaque îlots et classé en tissus urbains (Figure 5-10.b).

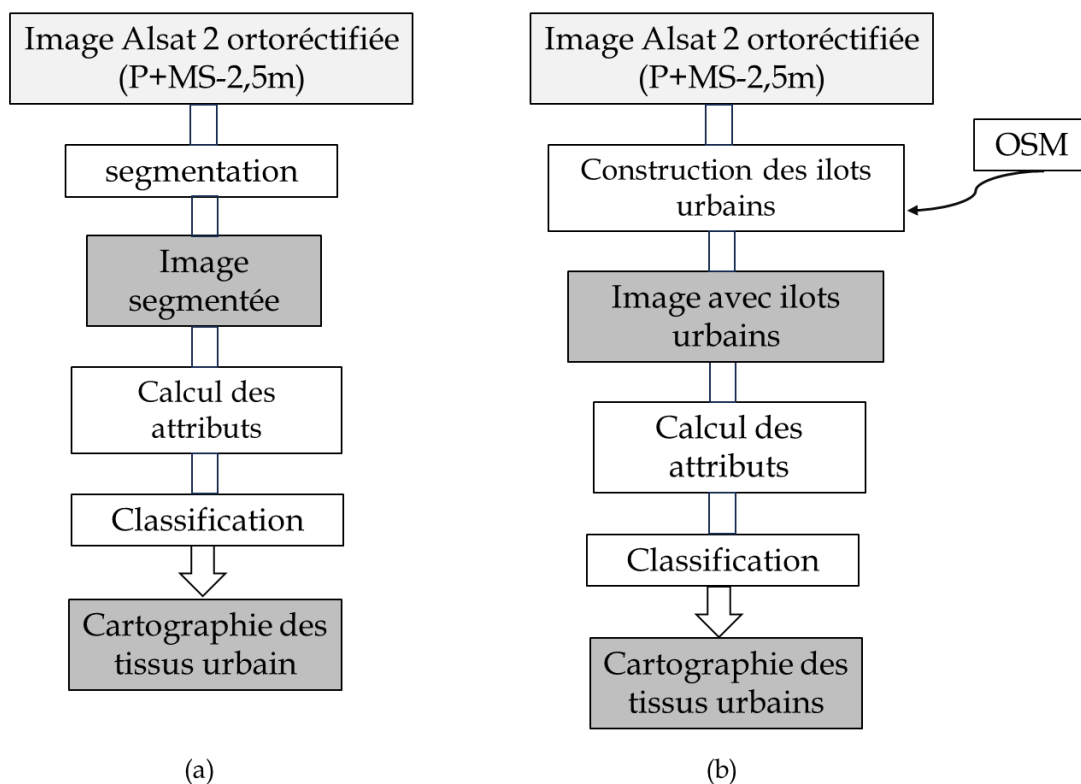


Figure 5- 10.Méthodes de cartographie des tissus urbains, (a) méthode 1, (b) méthode 2.

Dans cette étude, nous avons choisi la seconde méthode en raison de la complétude des données. Cette approche utilise les données OpenStreetMap pour caractériser les formes urbaines et analyser la distribution spatiale des services urbains. Les réseaux de communication sont la structure fondamentale de la forme urbaine, divisant ainsi l'espace en blocs urbains. Chaque bloc est examiné pour calculer divers attributs utiles à la planification urbaine et à l'aménagement du territoire. L'utilisation des données d'OpenStreetMap assure que les analyses restent pertinentes et à jour, reflétant les changements urbains en temps réel (Nabucet et al., 2015). Le tissu urbain, avec sa configuration de bâtiments et d'espaces publics, dépend fortement de la qualité et de l'efficacité du réseau de transport et de communication pour sa fonctionnalité. Un réseau bien conçu et intégré facilite la mobilité, améliore l'accessibilité et favorise l'interaction entre les différents quartiers et infrastructures de la ville. Le lien entre le tissu urbain et le réseau est crucial pour la création des îlots urbains. Lorsque l'on cartographie les tissus urbains à une résolution de 2,5 mètres, une démarche souvent employée est de classer les unités d'analyse – les îlots urbains. Ces îlots sont définis par les rues qui les entourent et comprennent des bâtiments et des espaces ouverts. La manière dont les îlots sont créés dépend fortement de la structure du tissu urbain et de la qualité du réseau (liste des données OpenStreetMap en annexe C).

Dans ce contexte, nous avons mis en œuvre une démarche d'analyse en quatre étapes détaillées comme suit. La première consiste à diviser l'ensemble de données en segments distincts. Cette segmentation permet de structurer les données en unités plus petites et plus gérables, facilitant ainsi l'analyse ultérieure. La deuxième étape consiste à choisir des échantillons représentatifs parmi les segments créés. Ces échantillons sont sélectionnés pour représenter les trois classes que l'on souhaite extraire (formel, informel et zone naturelle). Une fois les segments et les échantillons sélectionnés, dans la troisième étape les attributs pour chacun des segments sont calculés. Enfin, la dernière étape consiste à classer les segments en fonction des attributs calculés. Cette classification permet d'organiser les segments en groupes homogènes.

5.2.1 Construction des îlots urbains à partir de OSM routes

Cette section a pour objectif de construire les îlots urbains par le croisement des données OpenStreetMap (OSM) avec la ZMU. En combinant les informations géographiques détaillées d'OSM avec celles de la ZMU, cette étape permet de définir avec précision les contours et les caractéristiques des zones urbaines. Le processus inclut la collecte et l'analyse des données, suivies de leur fusion pour obtenir un ensemble homogène. Les résultats sont ensuite validés et ajustés pour corriger toute incohérence. Considérer les réseaux de communication lors de la définition des activités urbaines permet de rassembler les zones fragmentées par ces réseaux ou de connecter des zones géographiquement proches. La Figure 5-11 détaille un processus complet de traitement et d'amélioration des données géospatiales à partir d'un fichier OSM, couramment utilisé dans les applications de cartographie et d'analyse spatiale.

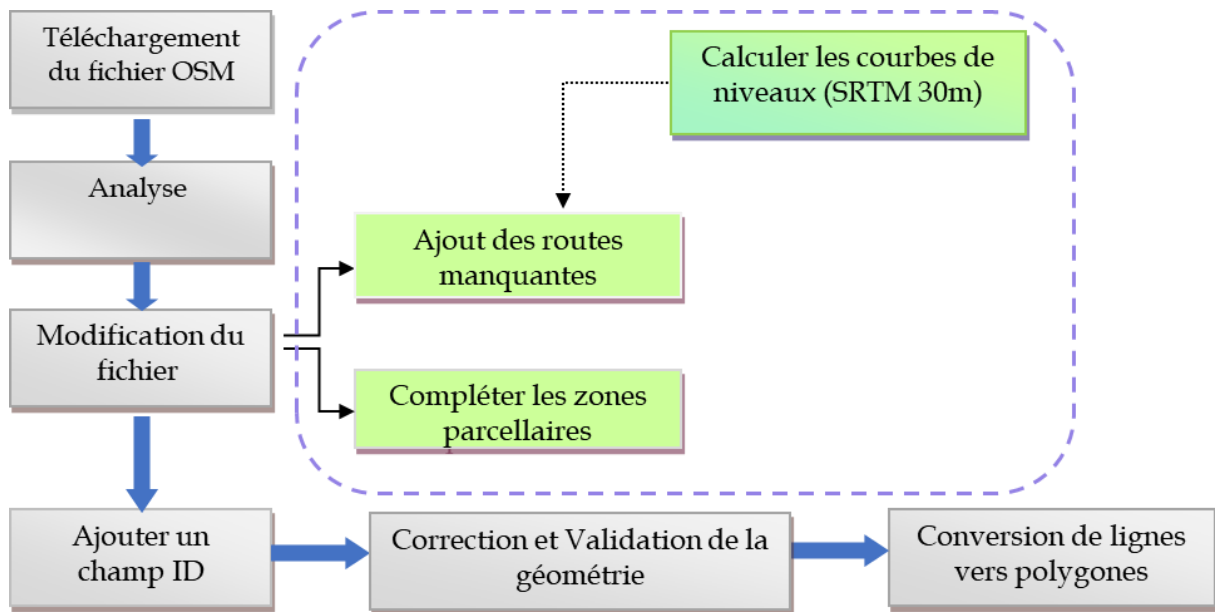


Figure 5- 11. Analyse de la qualité du fichier Open Street Map ©.

Le processus commence par le téléchargement des données brutes d'OpenStreetMap (OSM). Ensuite, une analyse initiale de ces données est effectuée pour comprendre leur structure et identifier les éléments nécessaires pour l'étude. Les modifications suivantes visent à conserver uniquement les routes délimitant les îlots urbains, telles que les autoroutes et les routes principales, tout en éliminant les tronçons non pertinents. Les données OSM sont ensuite complétées manuellement pour ajouter les routes et les parcelles manquantes, ainsi que les courbes de niveau utilisant les données SRTM. Les données sont ensuite validées et corrigées géométriquement via QGIS pour éliminer les chevauchements et garantir la précision. Enfin, les lignes sont converties en polygones pour permettre une représentation géométrique détaillée des caractéristiques urbaines, facilitant ainsi l'analyse et la visualisation des structures urbaines pour l'étape de classification (Figure 5-12). Avant cette étape, une analyse exploratoire et statistique est réalisée pour déterminer si les tissus urbains formels et informels peuvent être différenciés sur des images à une résolution de 2,5 m.

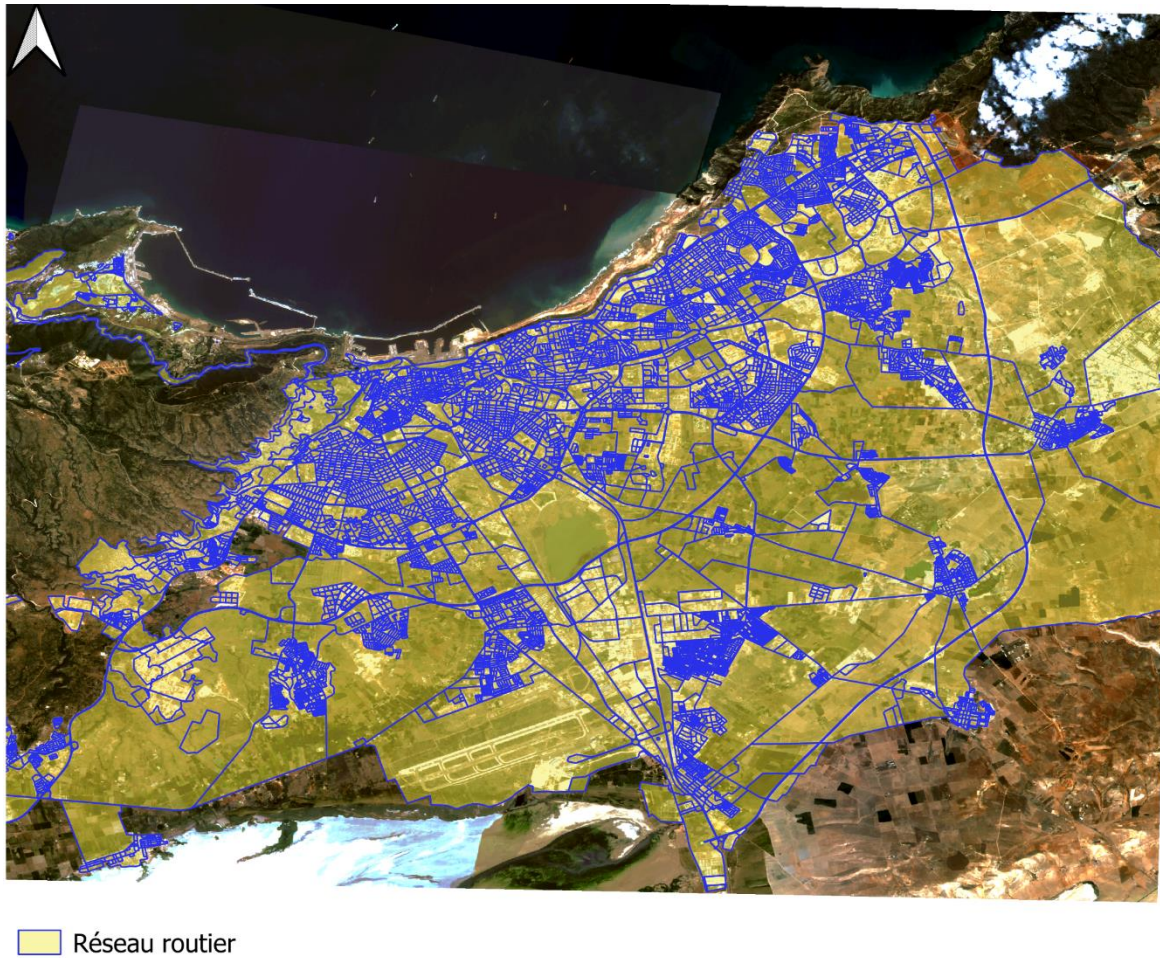


Figure 5- 12. Réseau Routier Polygonisé de l'agglomération d'Oran

La Zone Morphologique Urbaine (ZMU) de 2018 est utilisée comme enveloppe extérieure pour l'étude et la cartographie des tissus urbains délimités à partir des données OSM retravaillées (Figure 5-13). Cette démarche permet de se concentrer uniquement sur les zones urbaines pertinentes, en excluant les segments en dehors de ces limites. Une fois les segments urbains pertinents isolés, nous avons calculé diverses statistiques, telles que l'indice de végétation les indices de texture (homogénéité et entropie) et la superficie des îlots, pour une analyse urbaine précise et détaillée.

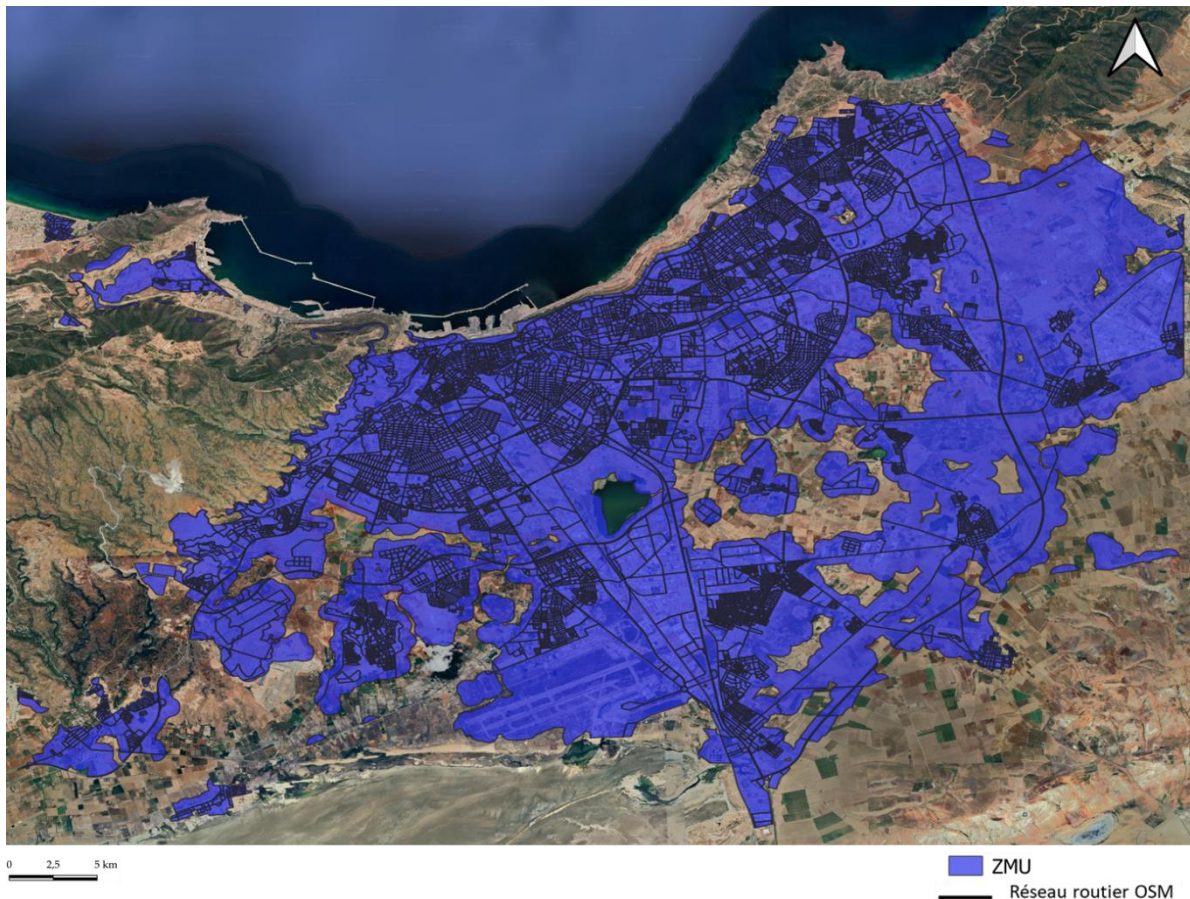


Figure 5- 13. Ilots urbains créés dans la ZMU (2018)

Après avoir établi les contours et caractéristiques des zones urbaines par le croisement des données OpenStreetMap (OSM) et de la ZMU, nous passerons à l'analyse exploratoire et statistique des îlots urbains. La prochaine section, se concentrera sur les méthodes utilisées pour explorer et analyser statistiquement ces îlots. En se basant sur les caractéristiques identifiées précédemment, l'analyse permettra de distinguer les différences entre les tissus urbains formels et informels, ainsi que leurs interactions avec les zones naturelles. Nous examinerons les résultats obtenus et discuterons des implications de ces analyses pour la planification et la gestion urbaine.

5.2.2 Analyse exploratoire et statistique des îlots urbains : méthode et résultats

Comme nous l'avons déjà évoqué au chapitre 1, les tissus urbains formels des villes tels que Oran ou Tlemcen se manifestent par des structures ordonnées présentant des alignements réguliers des bâtiments, des routes planifiées et des zones résidentielles aménagées. Cette organisation spatiale est bien identifiable par photo-interprétation sur une image ALSAT-2 à 2,5m (Figure 5-14.b). En revanche, les tissus urbains informels, montrent des configurations plus désordonnées et hétérogènes spectralement (Figure 5-14.a) très différentes du tissu formel. Ces deux types de tissus se distinguent parfaitement visuellement des zones « naturelles » (forêt, cultures, espaces verts) – (Figure 5-14.c).

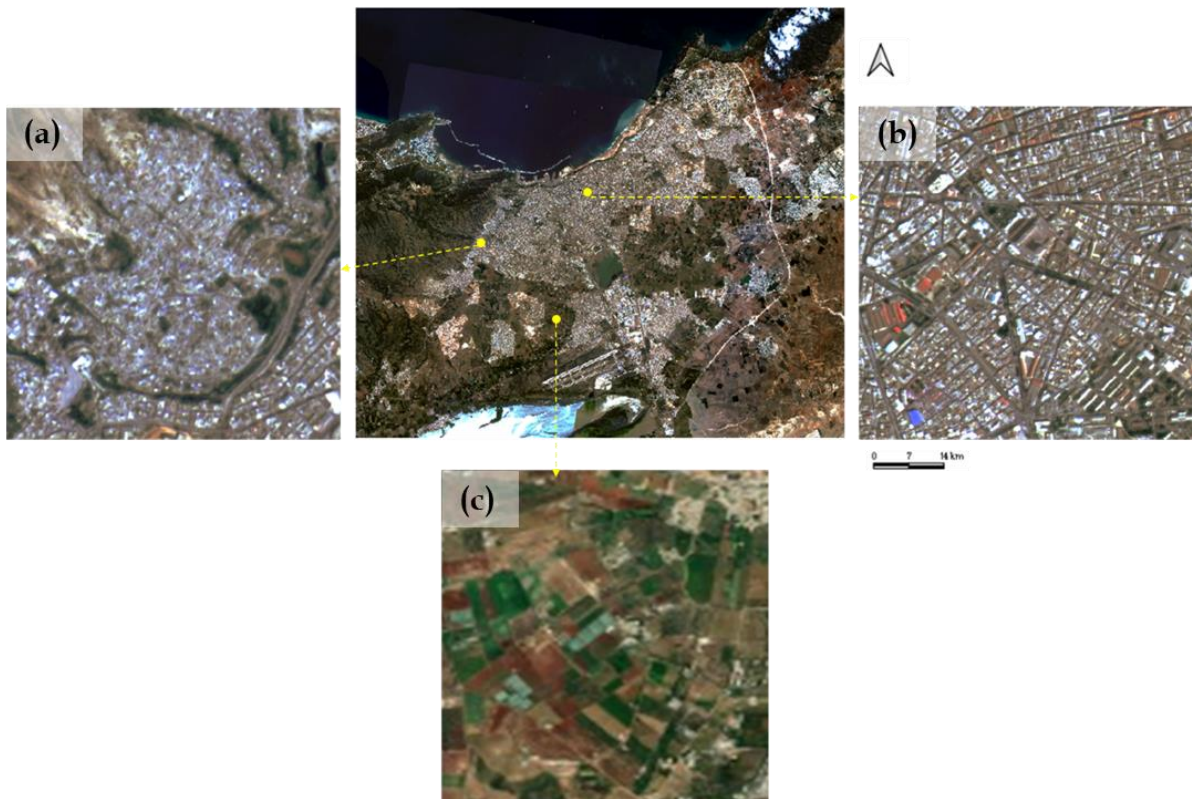


Figure 5- 14. Illustration des tissus urbains d'Oran sur l'image ALSAT-2 de 2018 fusionnée à 2,5m (RVB) : (a) TU Informel, (b) TU Formel, (c) Zone naturelle.

Pour analyser les caractéristiques des tissus urbains, nous avons sélectionné 90 îlots pour représenter chacune de nos trois classes : tissu urbain formel, tissu urbain informel et zone naturelle. La sélection de ces îlots s'est basée sur des critères de taille afin d'assurer une représentativité adéquate et de capturer la variabilité spatiale de chaque classe. Les critères de taille utilisés permettent de choisir les polygones qui appartiennent à la classe des plus grands polygones. Cette sélection a été réalisée par expertise visuelle, garantissant ainsi que les îlots choisis reflètent fidèlement les caractéristiques des classes étudiées.

Notre approche consiste à utiliser neuf bandes spectrales et texturales issues des images ALSAT-2 fusionnées à une résolution spatiale de 2,5 mètres. Les bandes utilisées incluent le V (Vert), R (Rouge), PIR (Proche Infra-Rouge), NDVI (Indice de Végétation par Différence Normalisée), IB (Indice de Brillance), Homogénéité, Entropie, Surface et Élongation. Le choix de ces bandes est motivé par leur complémentarité et leur capacité à fournir des informations détaillées. Les indices de texture ont été calculés directement à partir de l'image panchromatique (2,5 m). Quant aux indices spatiaux (Élongation et Surface), ils ont été obtenus en croisant les données OSM et ZMU, les polygones OSM ayant été retenus pour ces calculs.

Pour évaluer les attributs spectraux, spatiaux et texturaux. L'image a été découpée en plusieurs îlots automatiquement (sur python) en fonction du shapefile issu du croisement OSM avec la ZMU. Des statistiques centrales telles que la médiane, la moyenne et l'écart-type ont été calculées sur les valeurs extraites de chaque îlot urbain. Ces mesures permettent de

résumer les informations de chaque bande, facilitant ainsi la compréhension des tendances générales et des variations au sein des îlots urbains.

Afin de comparer la tendance centrale et la variabilité des différentes classes, ainsi que d'identifier les valeurs aberrantes dans l'ensemble de données, des représentations graphiques ont été réalisées pour chacune des variables étudiées mentionnées précédemment. Ces représentations graphiques, présentées sous forme de boîtes à moustaches, intègrent les valeurs moyennes et médianes pour chaque classe, comme illustré dans les figures 5-15 et 5-16. La moyenne, symbolisée par un carré, et la médiane, marquée par une ligne, mettent en évidence les différences observées entre les classes. L'écart interquartile (IQR), mesurant la dispersion des valeurs centrales, est la différence entre le troisième quartile (Q3) et le premier quartile (Q1). Les moustaches s'étendent jusqu'aux valeurs les plus élevées et les plus basses dans 1,5 fois l'IQR, tandis que les valeurs aberrantes, en dehors de cette plage, sont montrées sous forme de losanges.

L'analyse des graphiques pour l'image de 2011 montre que la classe informelle a des valeurs moyennes basses pour la plupart des variables, suggérant des conditions moins favorables. La classe formelle affiche des valeurs moyennes plus élevées, indiquant de meilleures conditions. La zone naturelle a des valeurs moyennes intermédiaires, reflétant l'influence des facteurs naturels. Cependant, il est important de noter que les valeurs moyennes relativement similaires entre ces catégories suggèrent une uniformité ou un manque de différenciation significative basée uniquement sur ces mesures. Cela montre que l'utilisation des moyennes des attributs ne permet pas de distinguer clairement entre les bâtiments formels et informels. Bien que cette analyse offre une vue d'ensemble des tendances générales, elle met également en évidence les limites de l'utilisation exclusive des moyennes pour différencier ces types de constructions urbaines. Par conséquent, il pourrait être nécessaire d'explorer d'autres analyses ou caractéristiques pour obtenir une distinction plus précise.

En observant les médianes de l'image de 2011, on constate que celles de la classe informelle sont souvent inférieures à celles des autres classes, ce qui renforce l'idée de conditions potentiellement moins optimales ou d'une plus grande diversité au sein de cette catégorie. À l'inverse, pour la classe formelle, les médianes sont généralement plus élevées, indiquant des conditions plus stables et homogènes. La zone naturelle présente des médianes plus proches de celles de la classe informelle, suggérant une influence de facteurs naturels ou une variabilité due à la végétation et aux terrains non aménagés.

De plus, l'analyse a révélé des différences marquées dans la classe informelle, caractérisée par une plus grande dispersion des valeurs médianes d'homogénéité et d'entropie par rapport aux autres classes. Cette dispersion accrue suggère une diversité plus importante des structures et caractéristiques des bâtiments informels, reflétant une variabilité intrinsèque due à des facteurs tels que la taille, la disposition spatiale ou la qualité de construction.

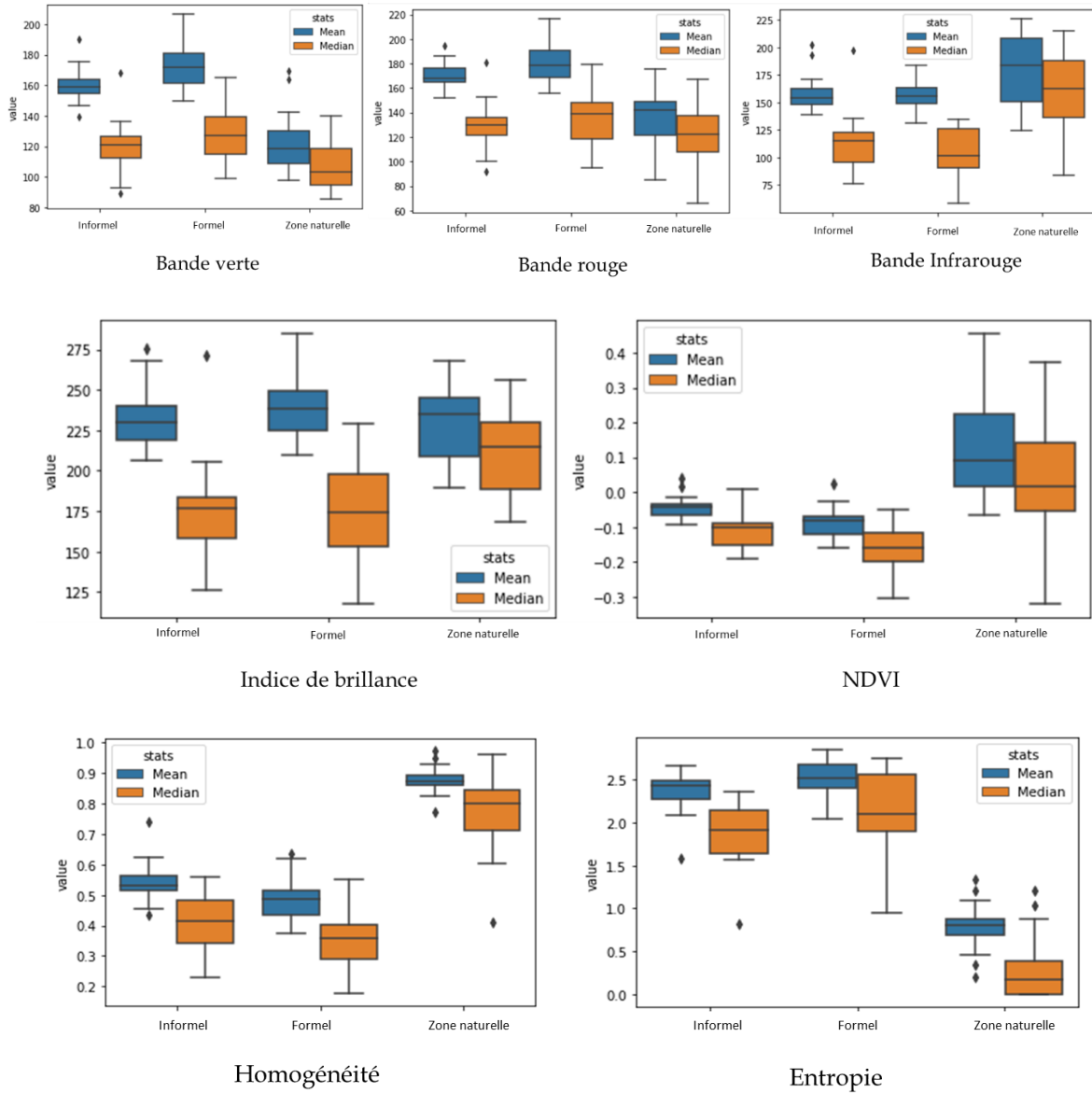
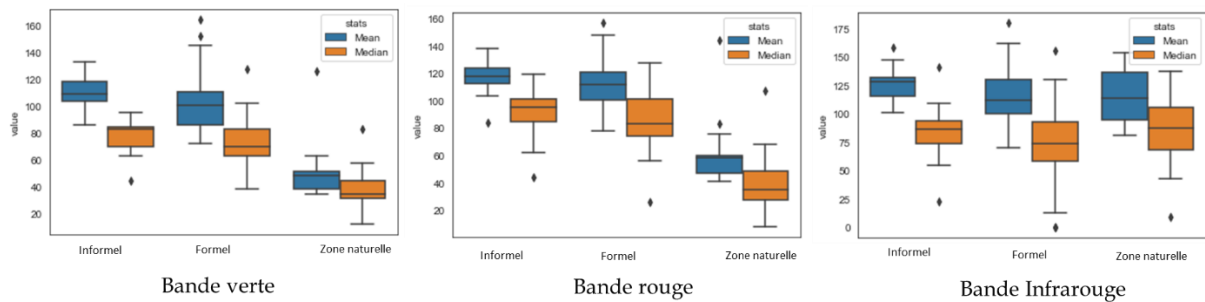


Figure 5- 15. Distribution visuelle des caractéristiques à travers les classes sur l'image de 2011.



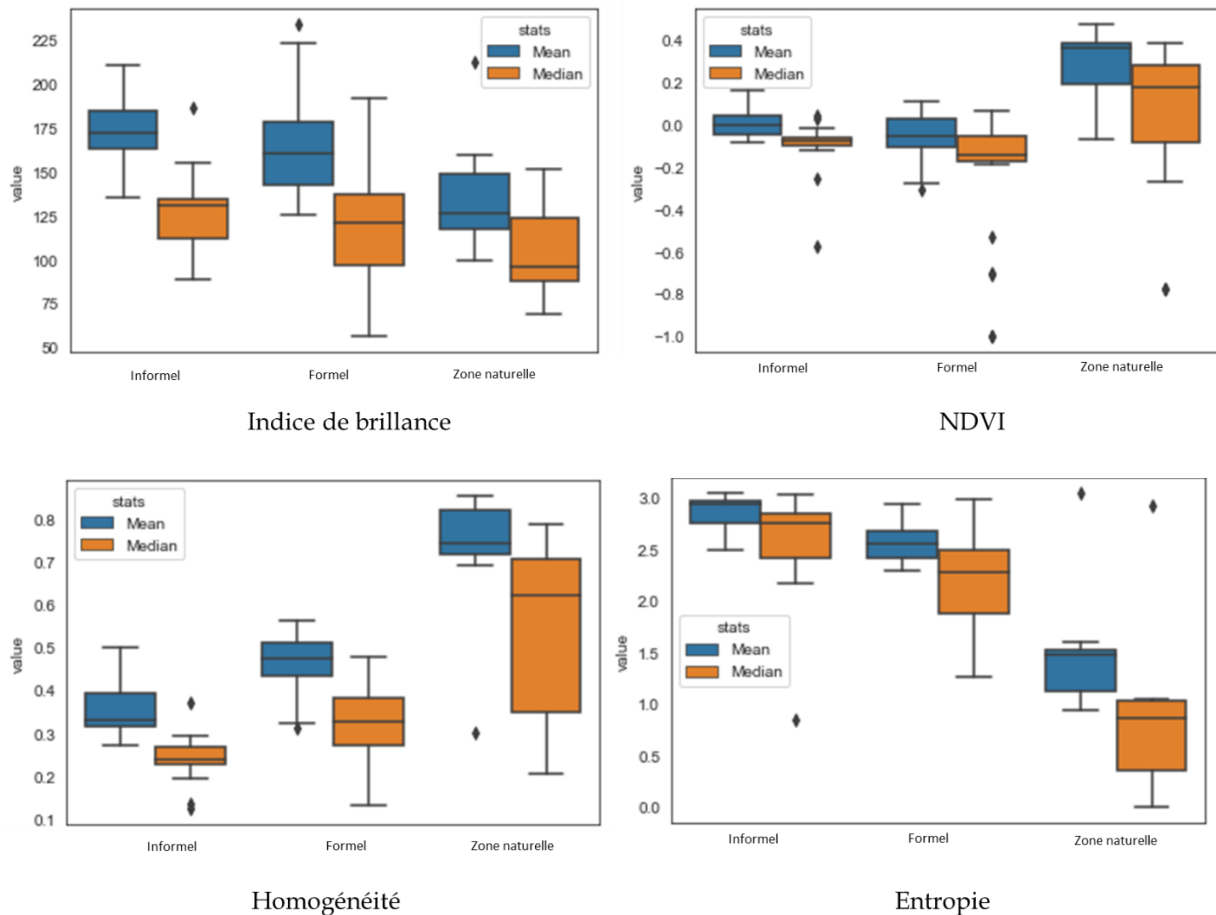


Figure 5-16. Distribution visuelle des caractéristiques à travers les classes sur l'image de 2018.

L'analyse des médianes et des moyennes montre qu'il n'y a pas de distinctions claires entre les classes de bâti, car les valeurs similaires pour toutes les classes ne permettent pas de les différencier distinctement. Cela souligne les limites de l'utilisation exclusive des moyennes et des médianes pour distinguer entre les tissus urbains formels, informels et zones naturelles. Pour évaluer la complémentarité de ces bandes, nous avons calculé la corrélation entre elles (Tableaux 5-2 et 5-3), qui a montré que, pour les deux images de 2011 et de 2018, l'entropie est corrélée avec les trois bandes spectrales (rouge, vert, proche infrarouge) et décorrélée avec l'homogénéité. Cette corrélation élevée indique que les variations des niveaux de gris ou des valeurs de pixel dans chaque bande spectrale sont complexes, ce qui contribue à une entropie globalement élevée dans l'image. Cela suggère une diversité importante des informations contenues dans chaque bande spectrale, reflétant la complexité des éléments présents dans la zone étudiée, tels que la diversité des matériaux de surface ou des caractéristiques géographiques. L'homogénéité, quant à elle, est fortement corrélée avec le NDVI, car elle est influencée par la distribution spatiale des caractéristiques végétales. De même, le NDVI montre une forte corrélation avec le proche infrarouge, étant donné que ce dernier est sensible à la réflexion de la végétation, ce qui entraîne une réactivité élevée du NDVI.

Index	Entropie	Homogeneite	IB	NDVI	PIR	R	V
Entropie	1	-0,99	0,18	-0,71	-0,44	0,72	0,8
Homogeneite		1	-0,18	0,71	0,43	-0,71	-0,79
IB			1	0,11	0,66	0,45	0,56
NDVI				1	0,81	-0,83	-0,67
PIR					1	-0,35	-0,18
R						1	0,91
V							1

Tableau 5- 2.La Corrélacion entre les attributs de 2011.

Index	Entropie	Homogeneite	IB	NDVI	PIR	R	V
Entropie	1	-0,98	0,65	-0,77	0,17	0,89	0,87
Homogeneite		1	-0,66	0,75	-0,19	-0,89	-0,87
IB			1	-0,25	0,81	0,82	0,82
NDVI				1	0,34	-0,73	-0,68
PIR					1	0,36	0,38
R						1	0,97
V							1

Tableau 5- 3.La Corrélacion entre les attributs de 2018

Après avoir calculé les attributs spatiaux, spectraux et texturaux des îlots urbains et obtenu les statistiques centrales de ces attributs, l'étape suivante consiste à passer à la phase de classification. La préparation des données a impliqué la sélection des variables pertinentes et la normalisation des données pour assurer une analyse cohérente et fiable. Ensuite, une Analyse en Composantes Principales (ACP) a été appliquée sur l'ensemble des variables afin de réduire la dimensionnalité et d'identifier les composantes principales les plus significatives. Utilisant ces composantes principales comme entrées, une classification non supervisée a été réalisée à l'aide de l'algorithme K-means. Enfin, les clusters obtenus ont été évalués à travers une représentation graphique pour analyser leur structure et leur validité, permettant ainsi de mieux comprendre la typologie et les caractéristiques distinctes des différents îlots urbains.

5.2.2.1 La classification non-supervisée par pixel des îlots urbains

Les premiers résultats de la classification non supervisée ont montré que, les variables « élancement » et « superficie » permettaient de créer 2 groupes, un groupe qui représente les grands polygones correspondant plutôt aux surfaces naturelles en périphérie et le second qui représente les autres classes.

Ces deux variables n'étant pas discriminante pour différencier les classes de bâti, nous les avons retirés des tests suivant en calculant l'ACP que sur 7 variables. Dans cette 2eme ACP, la première composante a résumé 64% de l'information issue principalement de l'homogénéité et du NDVI, la seconde CP (28%) contient l'indice de brillance sur l'image de 2011 et (54%) pour la première composante issue de l'indice de brillance et 32% de la deuxième composante issue de l'homogénéité et de l'NDVI sur l'image de 2018 (Tableau 5-4 et 5-5).

Composantes	Variance expliquée	% Variance expliquée	% Cum Variance expliquée
CP1	4.54	64	64
CP2	1.96	28	92
CP3	0.51	7	99
CP4	0.054	1	100
CP5	0.008	0	100
CP6	0.002	0	100
CP7	0.001	0	100

Tableau 5- 4. Les valeurs propres des 7 Composantes Principales sur l'image de 2011

Composantes	Variance expliquée	% Variance expliquée	% Cum Variance expliquée
CP1	3,83	54	54
CP2	2,27	32	86
CP3	0,85	12	98
CP4	0.09	1	99
CP5	0,04	1	100
CP6	0.01	0	100
CP7	0.007	0	100

Tableau 5- 5. Les valeurs propres des 7 Composantes Principales sur l'image de 2018

Les valeurs de la variance expliquée, représentées sur les graphes 5-17 et 5-18, fournissent une indication de la proportion de l'information contenue dans les données d'origine. Par exemple, pour l'image de 2011, ces valeurs montrent que 91 % de la variance totale des données est expliquée par les deux premières composantes principales. Pour l'image de 2018, la dispersion des données est capturée à hauteur de 86 % par les premières composantes principales. Cela signifie que les deux premières composantes principales pour 2011 et les premières composantes pour 2018 résument efficacement la majeure partie de l'information présente dans les données d'origine, ce qui permet de réduire la dimensionnalité tout en conservant l'essentiel des variations.

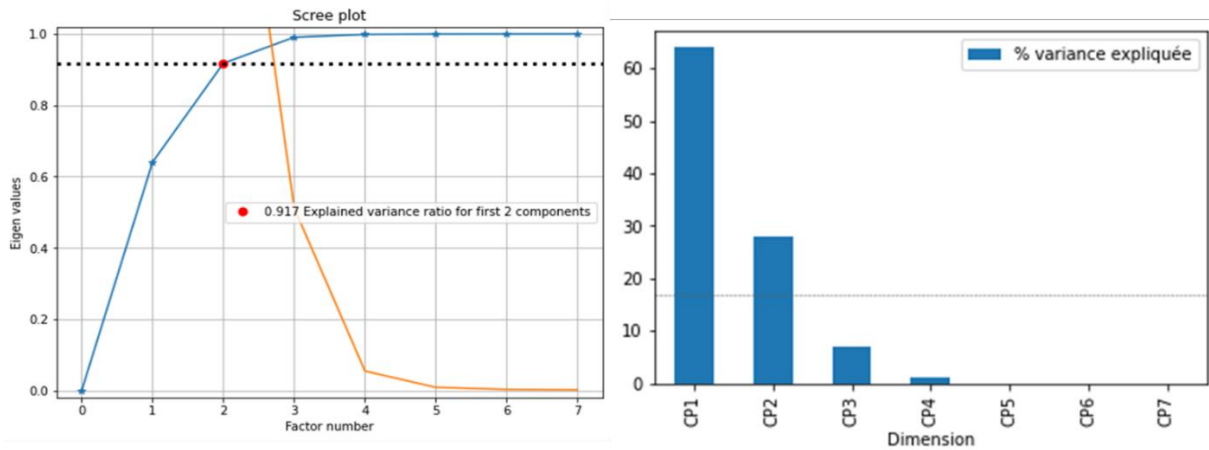


Figure 5- 17.Représentation graphique de la variance expliquée pour les sept composantes sur l'image de 2011

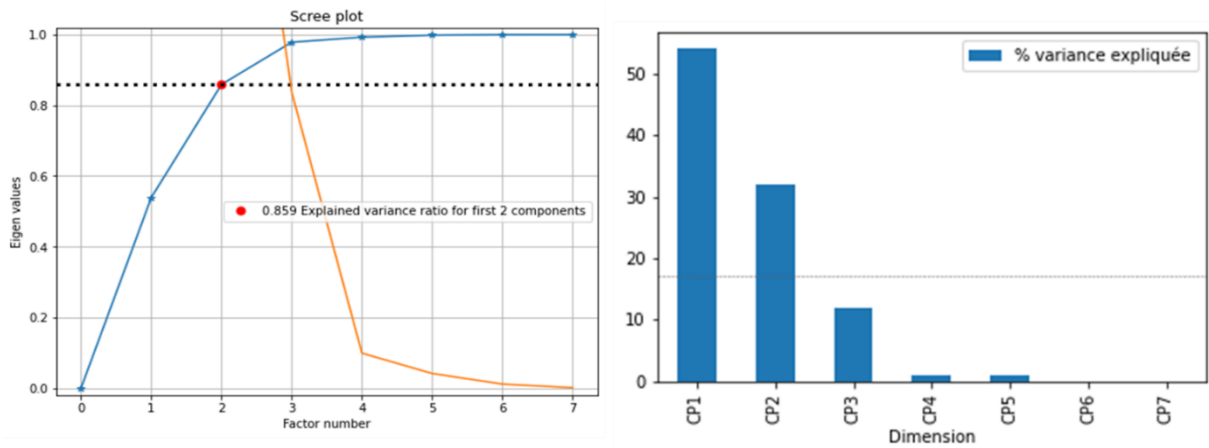


Figure 5- 18 Représentation graphique de la variance expliquée pour les sept composantes sur l'image de 2018.

Une classification non-supervisée a ensuite été appliquée avec les 3 premières composantes principales en entrée afin de vérifier si les classes du tissu urbain formel et informel se différencient. L'ACP été appliquée sur les 7 variables (V, R, PIR, NDVI, IB, Homogénéité, Entropie).

La projection graphique des résultats de l'ACP pour l'image de 2011 (Figure 5-19) révèle deux groupes distincts. Le premier groupe, situé sur le côté gauche du graphique avec des valeurs de CP1 élevées, représente les classes informelles et formelle. Le second groupe, situé sur le côté droit avec des valeurs de CP1 faibles, correspond à la classe des zones naturelles. Le groupe de gauche, qui inclut les classes informel et formelle, montre une dispersion plus importante, indiquant une plus grande variabilité au sein de ces classes. En revanche, le groupe de droite, correspondant à la zone naturelle, est plus serré, suggérant une homogénéité relative et une moindre variabilité.

Cette différence dans la dispersion des points entre les deux groupes pourrait indiquer que les classes informel et formelle, bien qu'étant distinctes en termes de classification, partagent des caractéristiques variées et hétérogènes dans les dimensions mesurées par les composantes

principales. En revanche, la classe zone naturelle présente des caractéristiques plus uniformes, ce qui se traduit par un groupement plus compact des points sur le graphique.

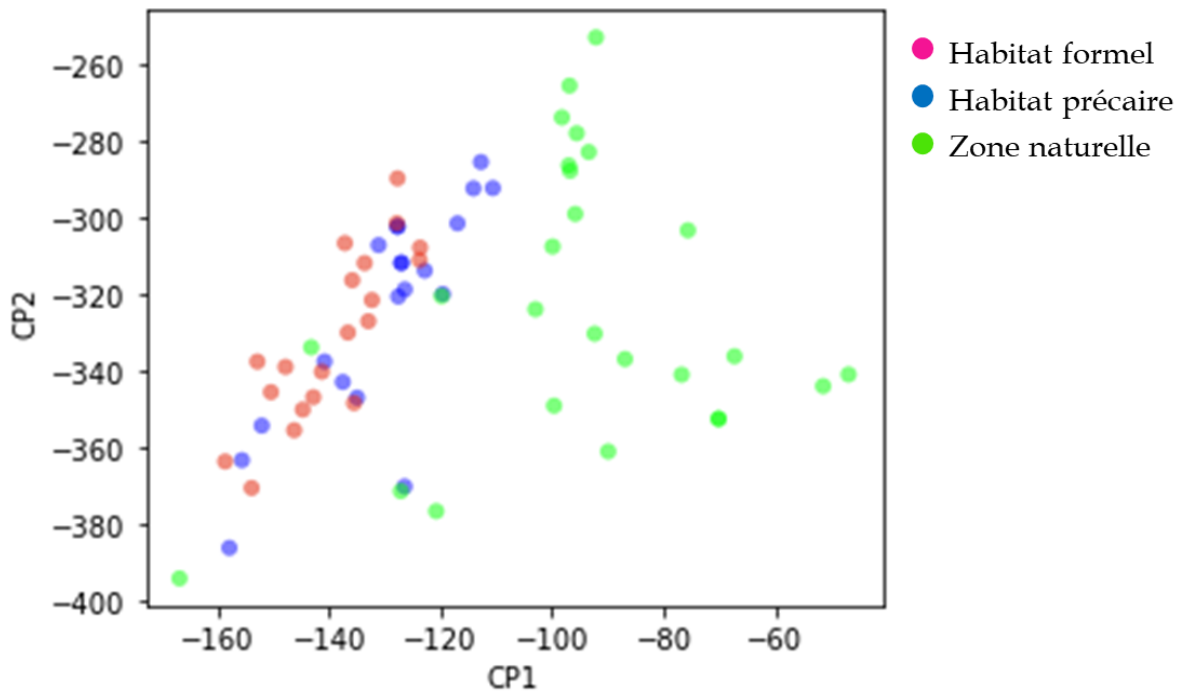


Figure 5-19. Représentation graphique des individus sur les deux premières composantes principales sur l'image de 2011.

Le graphe de la Figure 5-20 montre un mélange des clusters, indiquant que la séparation entre les différents groupes n'est pas claire. Cela pourrait indiquer deux choses : premièrement, les composantes principales choisies ne capturent peut-être pas toute la variance entre les groupes, ce qui réduit leur capacité à distinguer nettement les différentes classes. Deuxièmement, les groupes eux-mêmes pourraient ne pas être bien définis dans l'espace des caractéristiques d'origine, rendant leur séparation difficile même avec des techniques d'analyse avancées.

Cette confusion entre les clusters suggère que les caractéristiques spectrales et texturales utilisées pour classifier les zones urbaines formelles, informels et naturelles présentent des similitudes significatives ou que les variabilités intra-classe sont trop élevées pour permettre une distinction claire.

Il serait également pertinent de se questionner sur la qualité de la résolution des images et l'efficacité de l'approche par pixel adoptée dans cette classification. En effet, une résolution insuffisante pourrait ne pas capturer suffisamment de détails pour distinguer clairement les différentes zones. De plus, l'approche par pixel pourrait ne pas être la méthode la plus appropriée pour ce type de classification, suggérant qu'une approche par segments ou par objets pourrait améliorer la précision de la classification. Il serait donc nécessaire de revoir les composantes principales sélectionnées ou d'incorporer d'autres variables ou méthodes de classification pour améliorer la discrimination entre les groupes.

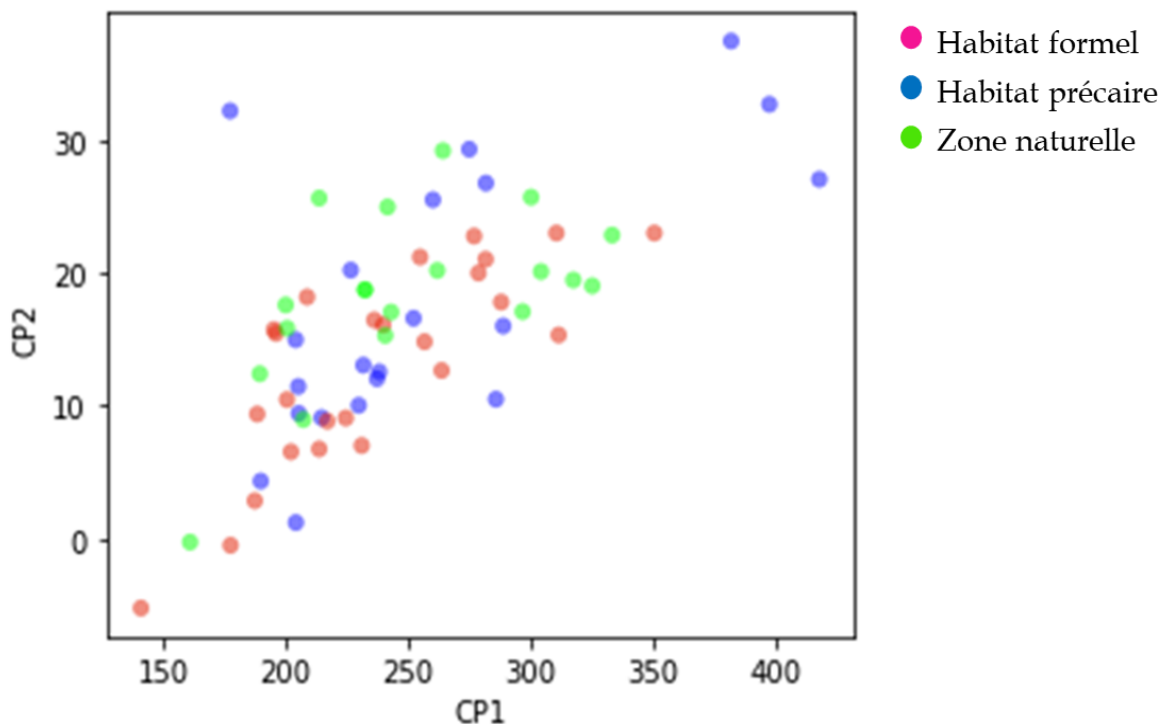


Figure 5- 20. Représentation graphique des individus sur les deux premières composantes principales sur l'image de 2018.

La projection graphique des résultats de la classification non supervisée des îlots dans l'espace des deux premières composantes montre que les îlots d'habitat informel ne se distinguent pas clairement des îlots d'habitat formel. Ces premiers résultats suggèrent que la résolution spatiale de 2,5m n'est probablement pas suffisante pour discriminer de manière spatiale et texturale ces deux types de tissu urbain. Compte tenu des résultats statistiques et de la classification non supervisée, il apparaît que la résolution spatiale actuelle est insuffisante. Ce constat n'est pas surprenant, car les études antérieures sur les tissus urbains utilisent souvent des images à plus haute résolution. Par exemple, (Lefebvre et al., 2020) ont démontré que des résolutions de 0,5m ou inférieures sont nécessaires pour différencier efficacement les structures urbaines complexes. De même, (Smith et al., 2018) ont observé que les analyses à haute résolution permettent une meilleure classification des habitats en zones denses et hétérogènes. Ces études confirment que pour une discrimination précise des habitats urbains, une résolution spatiale plus fine est indispensable.

5.2.2.2 La classification supervisée par pixel des îlots urbains

Suite aux résultats de classification non supervisée, qui n'ont pas permis de distinguer clairement entre les différentes classes, notamment entre les îlots d'habitat informel et les îlots d'habitat formel, une classification supervisée a été réalisée. Pour cette étape, l'algorithme Random Forest (RF) a été utilisé afin de déterminer si une approche supervisée pourrait améliorer la distinction entre ces types d'habitats. Afin d'approfondir cette analyse, nous avons également classé par l'algorithme RF les trois classes d'îlots définies (habitat formel, informel et zone naturelle), toujours avec les mêmes données d'entrée qui sont représentées

par les sept bandes (PV, R, PIR, NDVI, IB, homogénéité et entropie). Les résultats de classification (Figure 5-18) montrent des confusions entre les classes d'habitat formels et informels.

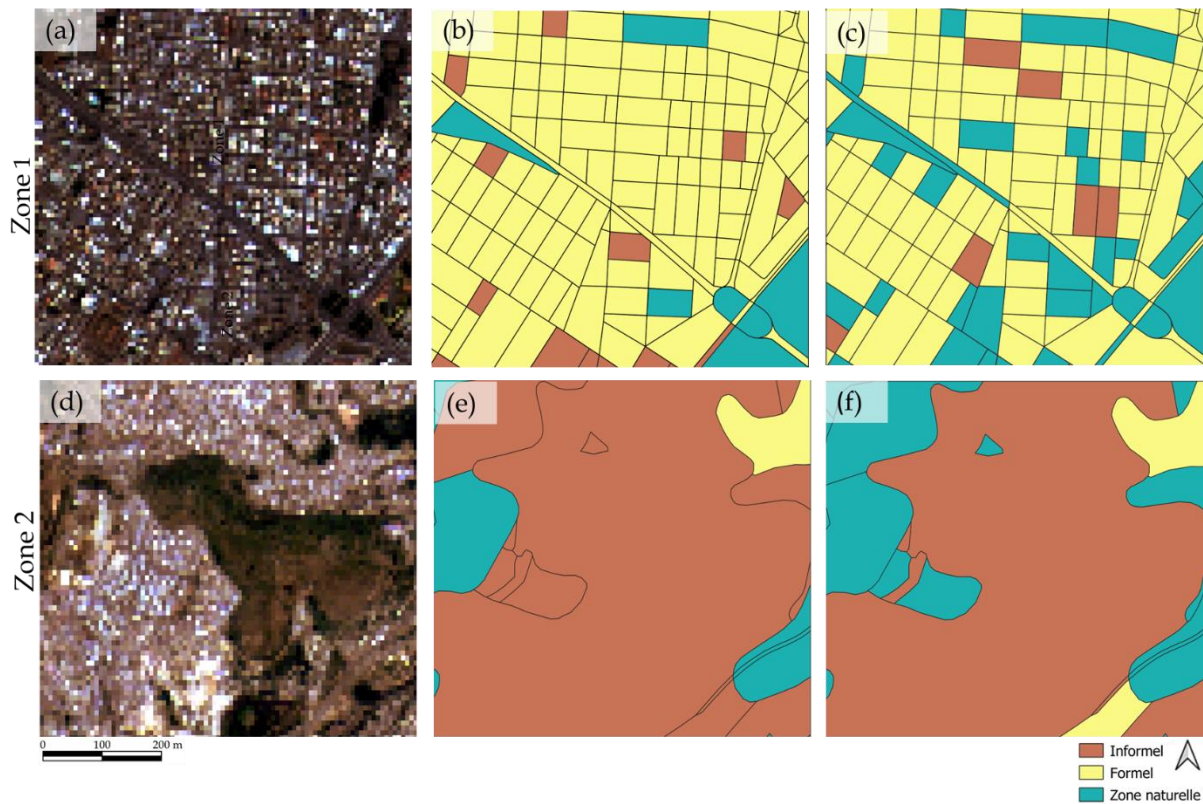


Figure 5- 21. Comparaison entre les classifications RF des deux zones d'étude, (a) extrait image zone 1, (b) classification Rf de l'image de 2011, (c) classification RF de l'image de 2018, (d) extrait image zone 2, (e) classification RF de l'image de 2011, (f) classification RF de l'image de 2018.

Nous avons effectué une double validation sur notre jeu de données. Premièrement, une validation par matrice de confusion a été réalisée, divisant les données en deux ensembles et utilisant 80 % des données pour l'entraînement et 20 % pour les tests. Les résultats sont représentés dans la matrice de confusion (Tableau 5-6), avec un taux de classification de 60 % pour l'image de 2011 et de 31 % pour l'image de 2018 (Tableaux 5-7). Deuxièmement, une validation croisée a été effectuée, obtenant un score de 0,56 pour les trois composantes principales de l'image de 2011 et un score de 0,46 pour celles de l'image de 2018.

		Echantillons de validation				
Echantillons test		Informel	Formel	Zone naturelle	Total	Erreur de commission
	Informel	6.66	13.33	0	20	0.66
	Formel	20	26.66	0	46.66	0.42
	Zone naturelle	6.66	0	26.66	33.33	0.8
	Total	33.33	40	26.66	100	
	Erreur d'omission	0.8	0.33	0		
Précision globale	60%					
Validation croisée	0,56					

Tableau 5- 6. Matrice de confusion de la classification RF sur les trois premières composantes sur l'image de 2011.

La matrice de confusion fournie (Tableau 5-6) montre la performance d'un modèle de classification RF pour les classes : Informel, Formel, et Zone naturelle. Parmi les échantillons testés, 6.66 % des prédictions "Informel" étaient correctes, tandis que 13.33 % étaient en réalité "Formel" et aucune n'était "Zone naturelle". Pour les prédictions "Formel", 20 % étaient en fait "Informel", 26.66 % étaient correctes, et aucune n'était "Zone naturelle". En ce qui concerne les prédictions "Zone naturelle", 6.66 % étaient "Informel", aucune n'était "Formel", et 26.66 % étaient correctes. Le modèle présente une erreur de commission de 0.66 pour les prédictions "Informel", 0.42 pour "Formel", et 0.8 pour "Zone naturelle", indiquant le taux de fausses détections dans chaque catégorie. Les erreurs d'omission, représentant les échantillons non correctement classés, sont de 0.8 pour "Informel", 0.33 pour "Formel", et 0 pour "Zone naturelle". La précision globale du modèle est de 60 %, ce qui montre qu'il parvient à classifier correctement les échantillons dans 60 % des cas. Le coefficient de validation croisée est de 0.56, suggérant une performance modérément fiable du modèle.

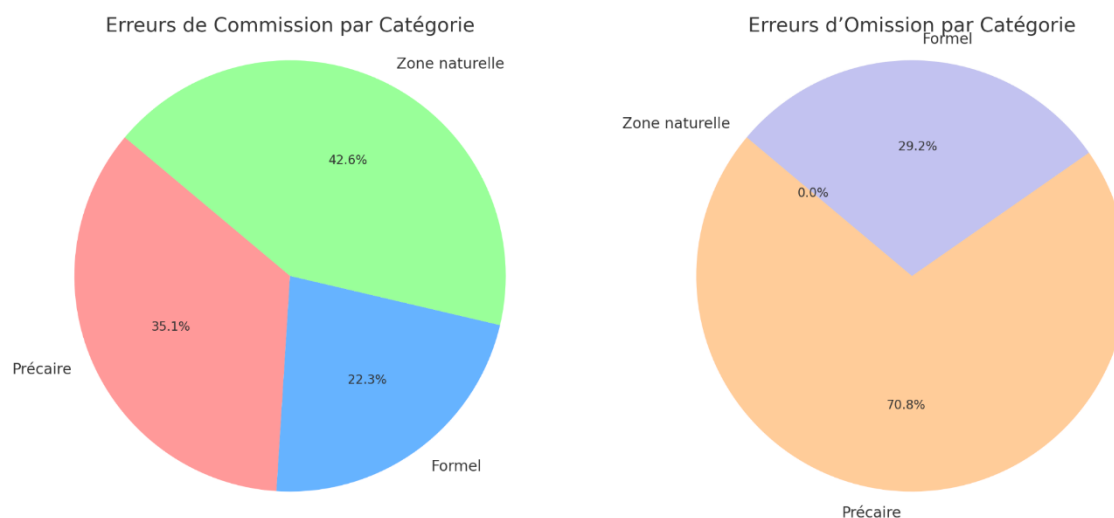


Figure 5- 22. Proportions des erreurs d'omission et de commission par classe sur l'image de 2011.

Les diagrammes circulaires (Figure 5-22) montrent que les erreurs de commission sont les plus élevées pour la catégorie "Zone naturelle" (42,6 %), suivie par "Informel" (35,1 %) et "Formel" (22,3 %). Cela indique que le modèle a tendance à classer incorrectement des échantillons comme "Zone naturelle" plus souvent. En termes d'erreurs d'omission, la catégorie "Informel" enregistre le taux le plus élevé (70,8 %), ce qui signifie que la majorité des échantillons réels de cette catégorie ne sont pas correctement classés. "Formel" représente 29,2 % des erreurs d'omission, tandis que "Zone naturelle" n'a aucune erreur d'omission, ce qui montre que tous les échantillons réels de cette catégorie sont correctement identifiés.

		Echantillons de validation				
Echantillons test		Informel	Formel	Zone naturelle	Total	Erreur de commission
	Informel	15,38	7,69	23,07	46,14	0,66
	Formel	15,38	7,69	7,69	30,76	0,75
	Zone naturelle	7,69	7,69	7,69	23,07	0,66
	Total	38,46	23,07	38,46	100	
	Erreur d'omission	0,8	0,66	0,8		
Précision globale	30,76%					
Validation croisée	0,46					

Tableau 5- 7. Matrice de confusion de la classification RF sur les trois premières composantes sur +*l+-7+'image de 2018.

Dans le Tableau 5-7 les prédictions de la catégorie "Informel", 15,38 % étaient correctes, 7,69 % étaient en réalité "Formel" et 23,07 % étaient "Zone naturelle", avec une erreur de commission de 0,66. Pour les prédictions "Formel", 15,38 % étaient en réalité "Informel", 7,69 % étaient correctes et 7,69 % étaient "Zone naturelle", avec une erreur de commission de 0,75. Pour les prédictions "Zone naturelle", chaque catégorie a été correctement classée à 7,69 %, avec une erreur de commission de 0,66. L'erreur d'omission, représentant les échantillons réels mal classés, est de 0,078 pour "Informel", 0,66 pour "Formel" et 0,8 pour "Zone naturelle". La précision globale du modèle est de 30,76 %, ce qui indique une performance relativement faible. Le coefficient de validation croisée est de 0,46, suggérant une performance modérément fiable du modèle.

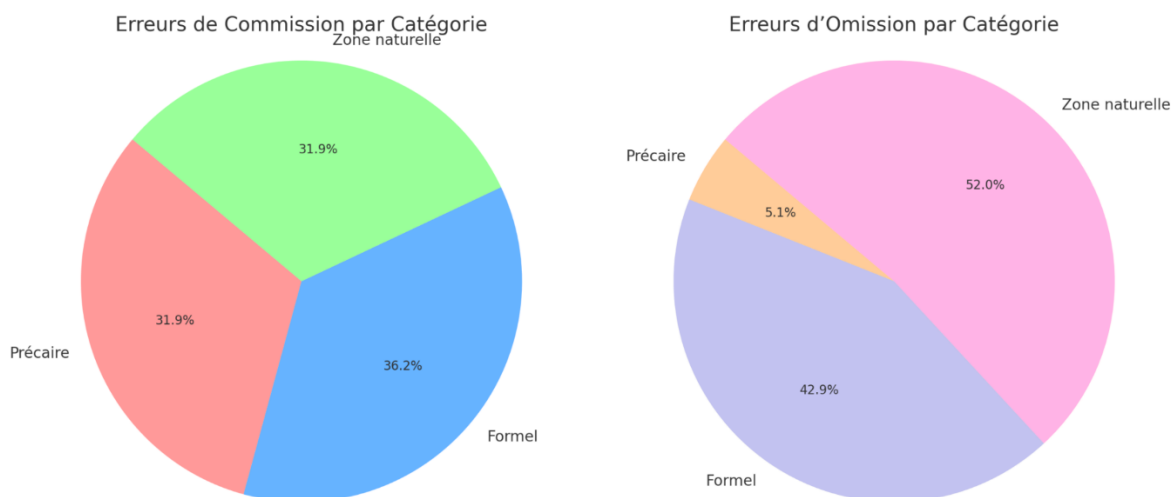


Figure 5- 23. Proportions des erreurs d'omission et de commission par classe sur l'image de 2018

La Figure 5-22 montre la répartition des erreurs de commission et d'omission pour les catégories "Informel", "Formel", et "Zone naturelle". Pour les erreurs de commission, les échantillons sont incorrectement classés comme "Informel" et "Zone naturelle" dans 31,9 % des cas chacun, et comme "Formel" dans 36,2 % des cas, indiquant une distribution relativement équitable des fausses détections entre les catégories. Pour les erreurs d'omission, 5,1 % des échantillons réellement "Informel" n'ont pas été correctement classés, tandis que 42,9 % des échantillons "Formel" et 52,0 % des échantillons "Zone naturelle" ont été mal classés, ce qui révèle des lacunes significatives dans la capacité du modèle à identifier correctement les échantillons de "Formel" et "Zone naturelle". Ces visualisations mettent en évidence les faiblesses du modèle dans la classification précise de ces deux dernières catégories.

5.3 Conclusion

Ce chapitre s'est concentré sur l'analyse intra-urbaine de la ville d'Oran, en caractérisant la zone morphologique urbaine (ZMU) ainsi qu'une première tentative de classification des tissus urbains.

En examinant les formes, les structures et les arrangements spatiaux, nous avons pu comprendre comment ces éléments interagissent pour former le tissu physique et visuel de la ville. L'analyse spectrale et texturale, ainsi que les tests de segmentation ont été essentiels pour identifier les caractéristiques spécifiques et choisir la meilleure méthode de segmentation des îlots urbains.

L'évaluation comparative de la ZMU d'Oran entre 2011 et 2018 a révélé une évolution significative vers des formes plus régulières et moins complexes en 2018. Cette évolution, et la transformation notable des zones rurales en zones résidentielles ou industrielles, reflète un développement urbain plus structuré et planifié. Les métriques d'écologie du paysage ont montré une consolidation des zones urbaines, avec des patches plus grands et une connectivité accrue, indiquant une urbanisation croissante et un développement territorial intégré.

La méthode proposée pour créer la ZMU s'est avérée utile et adaptée pour comprendre et analyser les formes urbaines ainsi que leurs dynamiques à l'échelle de la ville. En offrant aux utilisateurs finaux un état initial (T0), cette méthode permet d'établir une référence pour l'analyse des changements futurs, à une fréquence dépendante de la disponibilité des images ALSAT-2. Cependant, des défis ont été rencontrés lors de la classification des habitats en catégories formelles et informelles. L'utilisation de données multispectrales à haute résolution (2,5 m) pour cette classification a rencontré des difficultés majeures. Bien que l'analyse des attributs texturaux et spectraux ait été approfondie, la distinction entre les habitats formels et informels s'est avérée complexe à cette résolution spatiale de 2,5 mètres. En effet, nos résultats montrent qu'il est difficile de différencier les types de tissus urbains, surtout dans des environnements urbains denses et très hétérogènes. La classification supervisée appliquée à cette résolution a montré des résultats peu concluants avec des taux de bon classement très faibles et de nombreuses confusions.

Ces résultats soulignent l'importance d'utiliser des données à résolution encore plus fine pour améliorer la précision de la classification. Des images satellitaires avec une résolution spatiale plus élevée, par exemple de 1 mètre ou moins, pourraient offrir une meilleure discrimination des détails et des structures urbaines, facilitant ainsi une distinction plus claire entre les habitats formels et informels. Par conséquent, il est crucial de développer des méthodologies plus robustes pour l'analyse des tissus urbains.

Les défis rencontrés lors de cette classification offrent des perspectives clés pour les futures recherches en urbanisme. L'utilisation de techniques de machine learning plus avancées, telles que les réseaux de neurones convolutifs, pourrait potentiellement améliorer la discrimination entre les types d'habitats. De plus, l'intégration de données temporelles pourrait aider à mieux comprendre les dynamiques de changement dans les zones urbaines, permettant ainsi une meilleure planification et gestion urbaine.

En conclusion, les images ALSAT-2 à une résolution spatiale de 10 mètres sont adaptées pour la cartographie et l'analyse des dynamiques de changements d'occupation des sols. Cependant, la résolution spatiale de 2,5 mètres, même en mode multispectral, n'est pas suffisante pour différencier les tissus urbains, en particulier le tissu urbain formel du tissu urbain informel.

Chapitre 6.

Analyse à l'échelle des tissus urbains à partir d'images à Très Haute Résolution Spatiale (THRS) : application à la ville d'Oran.

Table des matières

6.1 Zones d'études et qualité du MNH dérivé des images Pléiades	158
6.1.1 Les sites d'étude choisis sur Oran.....	158
6.2 Etat des connaissances sur les méthodes utilisées pour l'extraction du tissu urbain informel.....	163
6.3 Méthode proposée orientée objet, multi-échelle et à base de règles	166
6.3.1 Interprétation visuelle des tissus urbains informels : les hypothèses.....	167
6.3.2 Etape 1 :	169
6.3.2.1 Sélection des grands îlots (appelés grandes parcelles).....	169
6.3.2.2 Segmentation multi-échelles.....	170
6.3.3 Etape 2 : sélection des zones bâties	173
6.3.3 Etape 3 : Caractérisation des éléments constitutifs du tissu informel.....	175
6.4 Conclusion.....	188

Les résultats obtenus précédemment ont révélé une limitation significative : la résolution spatiale des images ALSAT-2 fusionnées à 2,5m ne permet pas de cartographier le tissu urbain informel (avec des approches pixel classiques) et de le différencier des zones de tissu urbain formel. C'est dans ce cadre, que nous avons proposé d'exploiter des images Pléiades sur notre zone d'étude, Oran.

L'objectif de ce sixième chapitre est donc de proposer une méthode reproductible de cartographie du tissu urbain informel exploitant la très haute résolution spatiale de l'imagerie Pléiades (50 cm) ainsi que la stéréoscopie afin d'évaluer l'intérêt des informations 3D dérivées de ces images. Pour rappel, les caractéristiques de l'acquisition tri-stéréoscopiques Pléiades ainsi que le calcul du MNS et du MNH sur Oran sont décrits au chapitre 3 – section 3.2.

Dans la première section, nous introduirons les différentes zones d'études sélectionnées pour cette analyse et nous évaluerons la qualité du MNH dérivés de Pléiades. Ces zones, situées à Oran, présentent une diversité de contextes urbains qui permettent une étude approfondie de du tissu urbain informel. Nous détaillerons les critères de sélection de ces zones ainsi que les caractéristiques spécifiques de chacune d'entre elles.

La deuxième section est consacrée à un état des connaissances plus approfondi (que dans le chapitre 2) sur les méthodes de télédétection utilisées pour la cartographie du tissu urbain informel, en soulignant leurs avantages et leurs limitations. Cette section introduira également notre démarche méthodologique, qui cherche à automatiser le processus de photo-interprétation visuelle, afin de rendre la méthode proposée reproductible.

La troisième section détaille notre méthodologie, qui s'appuie sur une approche déductive et orientée-objets, allant de la segmentation multi-échelle à la classification. Nous expliquerons comment nous avons mobilisés le MNH dérivé des images Pléiades pour améliorer la cartographie des zones de tissu urbain informel.

6.1 Zones d'études et qualité du MNH dérivé des images Pléiades

6.1.1 Les sites d'étude choisis sur Oran

La méthodologie développée a d'abord été testée sur un premier extrait de l'image (Zone 1), puis validée sur un deuxième extrait (Zone 2). La première image de notre jeu de données (Figure 6-1. a - Zone 1) se concentre sur le centre-ville et présente une diversité de classes. Elle inclut de la végétation, des habitats formels sous forme de bâtiments collectifs et semi-collectifs, des maisons individuelles, ainsi que des habitats informels situés sur une colline adjacente, incluant le quartier informel Hai Sanaoubar (Ex les planteurs). La deuxième image (Figure 6-1. b - Zone 2) se situe au sud-ouest de la ville et couvre l'intégralité du quartier d'Ain el Baida. Elle présente également une variété de paysages et de structures, avec de la végétation, des zones d'habitat collectif et individuel, ainsi que des zones du tissu urbain informel. Il est intéressant de noter que les habitats informels se trouvent au milieu d'un

quartier, suggérant une intégration plus complexe de ces structures informelles dans l'environnement urbain existant (Figures 6-2 et 6-3).

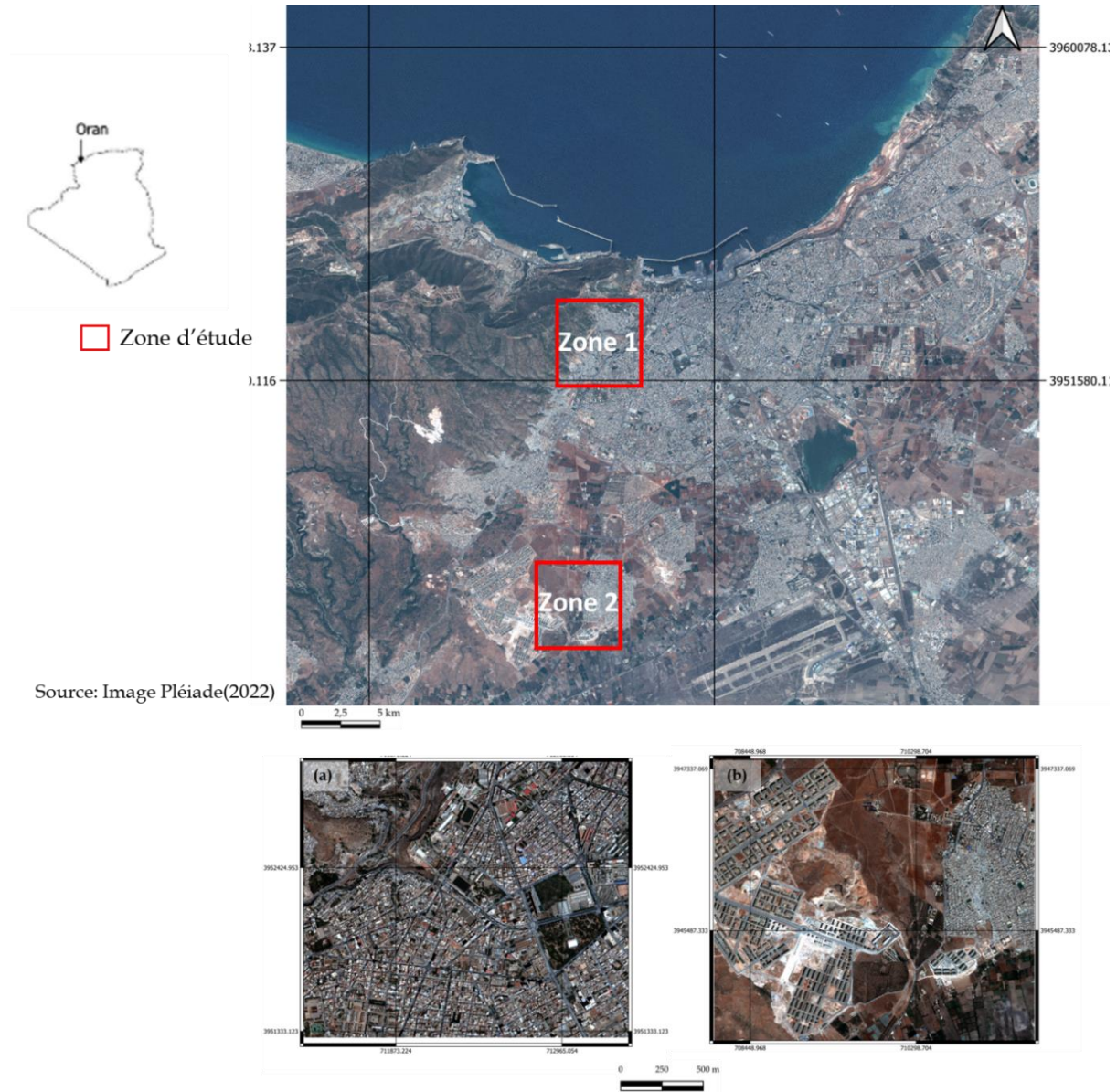


Figure 6- 1. Image Pléiades de l'agglomération d'Oran montrant les deux zones d'étude, (a) zone 1, (b) zone 2.

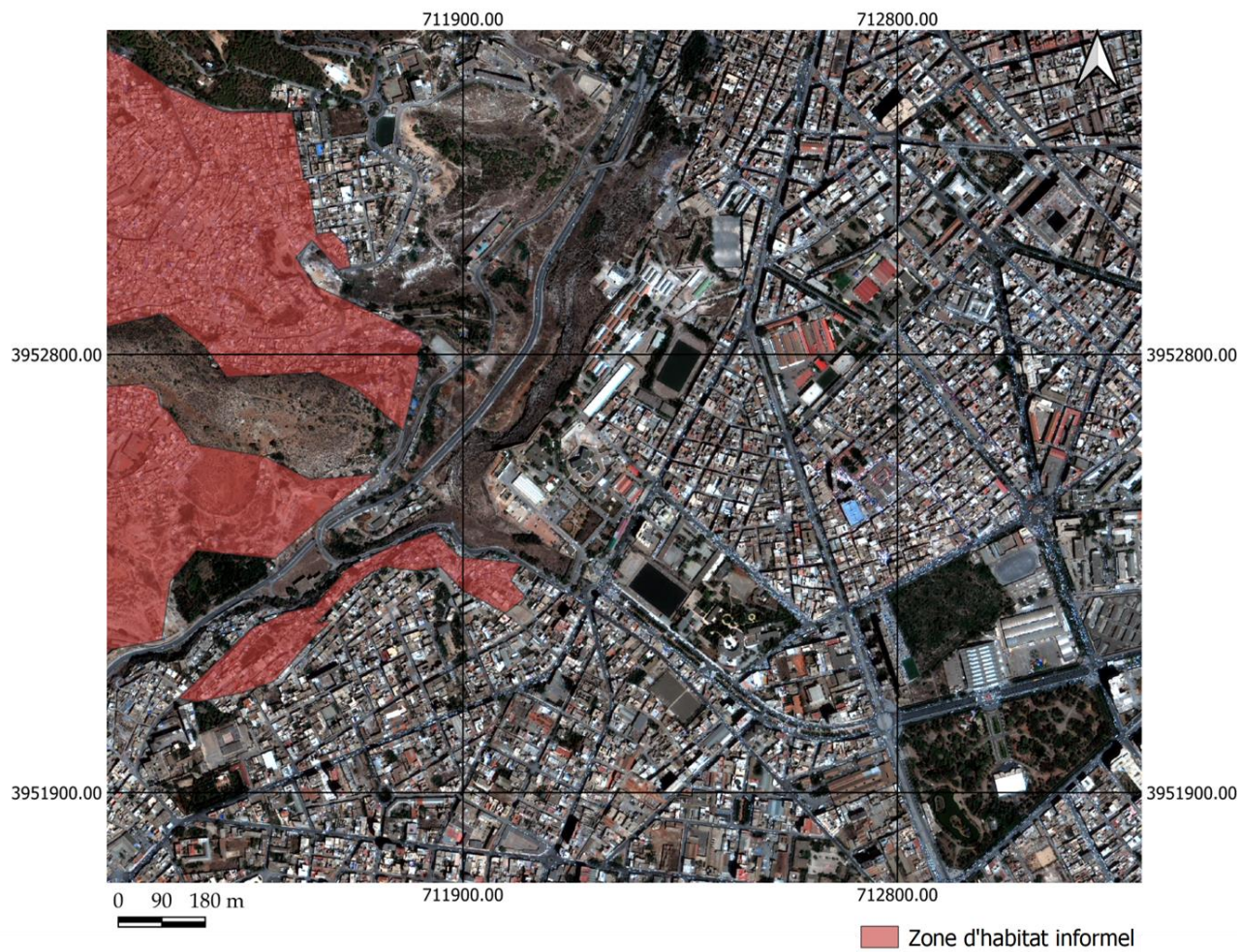


Figure 6- 2. Identification des zones de tissu urbain informels dans la première région (zone 1).

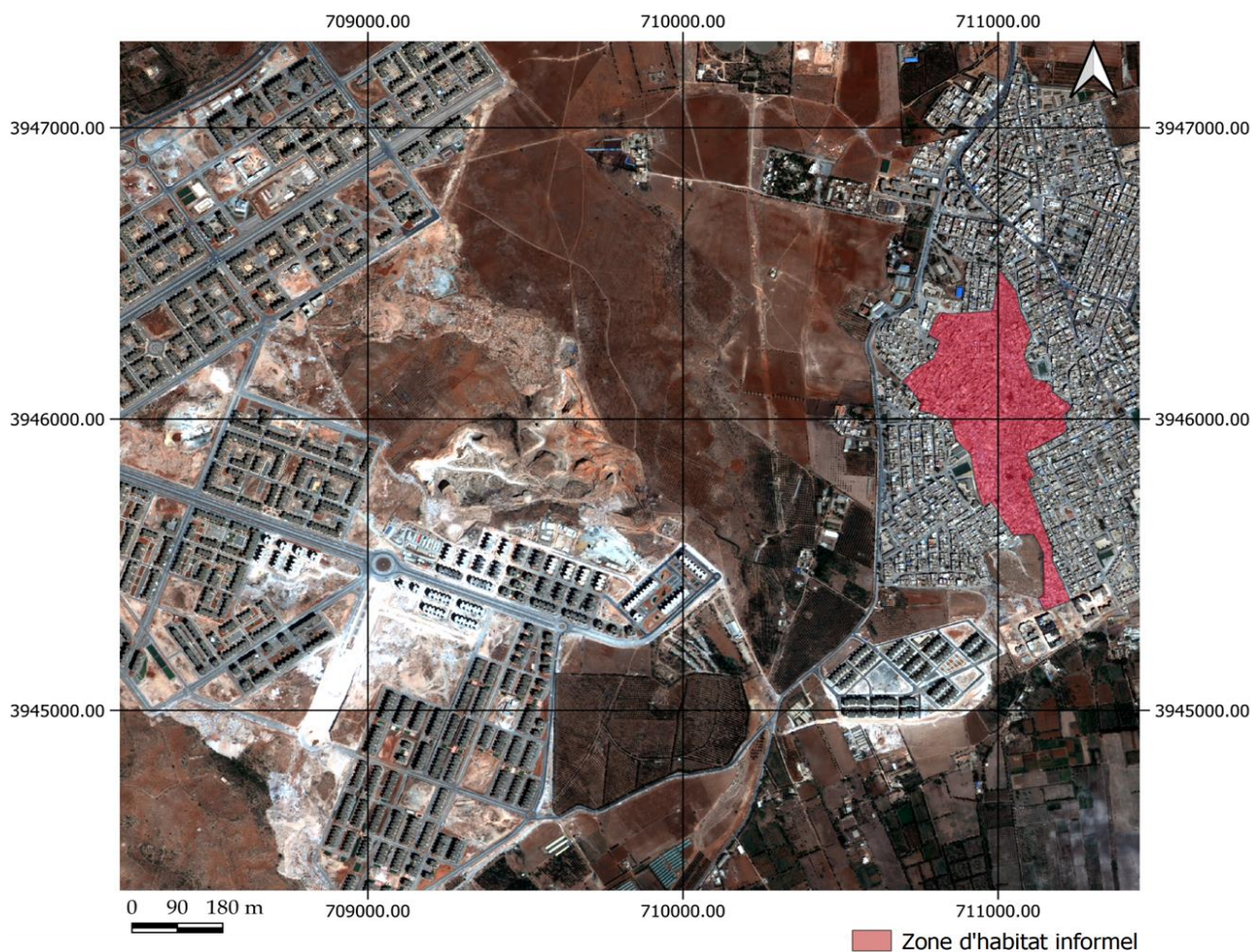


Figure 6- 3. Identification des zones de tissu urbain informel dans la deuxième région (zone 2).

6.1.2 Evaluation de la qualité du MNH dérivé de l'imagerie

L'objectif de cette étude est d'évaluer la qualité du modèle numérique de hauteur (MNH) dérivé de l'imagerie Pléiades. Ce modèle résulte de la soustraction entre le modèle numérique de surface (MNS) de 2022 et le modèle numérique de terrain (MNT) (NASA, 2018), avec un rééchantillonnage final à 50 cm en adéquation avec les images pléiades multispectrales fusionnées à 50 cm. Nous avons supposé que la topographie n'ait pas changé de manière significative durant cette période. En analysant les écarts entre les données mesurées sur le terrain et les valeurs fournies par le MNH, nous pouvons identifier les forces et les limitations du modèle et formuler des recommandations pour son utilisation optimale.

Dans un premier temps, nous avons construit une base de données de référence (vérité terrain) en numérisant une soixantaine de polygones représentant des zones d'habitat formel et informel, et en extrayant les valeurs médianes du MNH pour chaque polygone (Tableau 6-1 et Tableau 6-2). Ensuite, nous avons estimé les hauteurs moyennes des bâtiments : 2,75 mètres pour les bâtiments à plusieurs étages et 3 mètres pour les maisons individuelles. Ces estimations ont servi de référence pour comparer les valeurs du MNH. La comparaison des valeurs médianes du MNH avec celles de la réalité terrain a révélé des écarts permettant

d'identifier des erreurs ou incohérences éventuelles essentiellement dans les maisons de moins de 3 m. Par exemple, pour un polygone de classe formelle représentant un habitat collectif, la hauteur mesurée était de 11,32 mètres tandis que celle du MNH était de 13,75 mètres, soit une différence de 2,4 mètres. Globalement, bien que le MNH soit précis, des ajustements sont nécessaires pour améliorer son exactitude et mieux refléter les hauteurs réelles des bâtiments sur le terrain.

id	Type	categorie	Nom	_mean	_median	_stdev	_max	_majority	_variance	Hauteur
1	Formel	Collectif	El yasmine	15,56897439166...	16,07958984375...	3,164522931225...	20,58972167968...	8,780044555664...	10,01420538225...	27,500
2	Formel	Individuel	Bir el djir	6,815107024117...	6,684768676757...	1,775240143743...	10,34483337402...	3,651565551757...	3,151477567959...	6,400
3	Formel	Collectif	Dar el hayat	27,93216751561...	29,08475494384...	9,602384359770...	42,23445129394...	11,18228149414...	92,20578539275...	24,000
5	Formel	Collectif	Wilaya	38,28699729614...	44,48348999023...	14,20571950117...	49,84063720703...	-8,82263183593...	201,8024665460...	35,750
6	Formel	Semi-collectif	En Nour	10,79810410057...	10,98915100097...	2,256022822990...	14,13540649414...	5,331024169921...	5,089638977853...	13,750
7	Formel	Collectif	Mobilart	88,26240338100...	92,46093750000...	9,669690393609...	96,72987365722...	94,34234619140...	93,50291230825...	82,500
8	Formel	Collectif	Aadl El hassi	10,21606218351...	10,47230529785...	3,505767365461...	17,18515014648...	1,810272216796...	12,29040482073...	13,750
9	Formel	Collectif	Aadl el Hassi	15,26367842443...	16,01969909667...	6,536909235606...	25,24714660644...	1,595764160156...	42,73118235455...	24,750
10	Formel	Collectif	Aadl el Hassi	16,58983976449...	17,47263336181...	6,109700246086...	25,94541931152...	2,687866210937...	37,32843709703...	24,750
11	Formel	Collectif	Aadl el Hassi	17,83784699440...	18,58571624755...	6,412362878312...	28,02696228027...	5,507614135742...	41,11839768316...	24,750
12	Formel	Collectif	Aadl el Hassi	17,74198778470...	18,03633880615...	4,055991163706...	26,51202392578...	7,837905883789...	16,45106432006...	24,750
13	Formel	Collectif	Aadl el Hassi	10,83416426211...	11,32917785644...	2,356695568821...	14,12525939941...	5,325951049804...	5,554014004103...	13,750
14	Formel	Semi-collectif	Immeuble Plac...	5,737273634525...	6,328643798828...	2,122933435407...	8,574157714843...	0,431640625	4,506846371171...	11,000
15	Formel	Semi-collectif	Immeuble sou...	4,903383608217...	4,878112792968...	0,568537093632...	5,811233520507...	3,846481323242...	0,32324426835...	5,600
16	Formel	Semi-collectif	Immeuble Cafe...	2,518565047711...	3,544708251953...	3,627106745209...	7,278625488281...	-5,88585662841...	13,15590334114...	8,250
17	Formel	Collectif	Centre ville	32,40942085936...	35,39418792724...	15,66946630357...	52,55891418457...	3,471038818359...	245,5321742389...	52,250
20	Formel	Collectif	Cite Jeanne d'arc	15,48406381522...	14,81607818603...	8,588090453827...	33,54035949707...	1,034683227539...	73,75529764313...	38,500
21	Formel	semi-collectif	Akid Lotfi	3,817764909300...	3,739715576171...	0,381134898266...	5,056930541992...	3,240127563476...	0,145263810676...	12,500
22	Formel	Semi-collectif	Akid lotfi	6,655740748570...	5,649002075195...	3,075986944533...	13,30941772460...	2,884552001953...	9,461695682938...	13,750
23	Formel	Collectif	Bd des lions	27,11583116971...	27,71841430664...	2,435557940765...	30,10284423828...	16,98844909667...	5,931942482827...	27,500
23	Formel	Collectif	Bd des lions	18,11655187125...	19,87283325195...	6,022121234566...	24,81842041015...	3,137878417968...	36,26594416381...	23,500

Tableau 6- 1.Type de tissu urbain formel et statistiques

32	Informel	Planteurs	-7,32098170689...	-7,35849761962...	0,768259482724...	-5,88774108886...	-8,61289978027...	0,590222632795...	2,750
33	Informel	Planteurs	-3,09611620221...	-3,07190704345...	0,855077196495...	-1,60638427734...	-4,69265747070...	0,731157011966...	2,750
34	Informel	Planteurs	1,815687760062...	1,802154541015...	0,39221616033285	2,392929077148...	1,214263916015...	0,153833516426...	2,750
35	Informel	Planteurs	1,010787376990...	0,95751953125	0,736288699497...	2,488632202148...	-0,40664672851...	0,542121049007...	2,750
36	Informel	Planteurs	-2,21669769287...	-2,16702270507...	0,437447180869...	-1,66552734375...	-3,05062866210...	0,19138365892771	2,750
37	Informel	Planteurs	4,132246907552...	4,258979797363...	0,389453421694...	4,525817871093...	3,127670288085...	0,151673967669...	2,750
38	Informel	Planteurs	1,211815086570...	1,361053466796...	0,346007431343...	1,475509643554...	0,39105224609375	0,119721142545...	2,750
39	Informel	Planteurs	0,123142424083...	0,118545532226...	0,537595514263...	1,187500000000...	-1,12829589843...	0,289008936956...	2,750
40	Informel	Planteurs	0,377163696289...	0,446662902832...	0,319496286606...	0,860382080078...	-0,28659057617...	0,102077877155...	2,750
41	Informel	Planteurs	1,616717998798...	1,597991943359...	0,351118781685...	2,261108398437...	0,95654296875...	0,123284398852...	2,750
42	Informel	Ain el Baida	2,837617874145...	2,835464477539...	0,293405458495...	3,329284667968...	2,340270996093...	0,086086763075...	2,750
43	Informel	Ain el BAida	0,533141426418...	0,529800415039...	0,533501612054...	1,388290405273...	-0,54962158203...	0,284623970064...	2,750
44	Informel	Ain el Baida	0,465780084783...	0,451370239257...	0,398386404082...	1,122467041015...	-0,16343688964...	0,158711726958...	2,750
45	Informel	Ain el Baida	5,355951645795...	5,463821411132...	0,328081803613...	5,785064697265...	4,784332275390...	0,107637669862...	2,750
46	Informel	Ain el Baida	1,513454437255...	1,523254394531...	0,086547277119...	1,642807006835...	1,411239624023...	0,007490431176...	2,750
47	Informel	Ain el Baida	-1,67908269708...	-1,7272216796...	0,213489564115...	-1,34410095214...	-1,97349548339...	0,04557793986...	2,750
48	Informel	Ain el Baida	-1,06020464215...	-1,03253173828...	0,548757077777...	-0,26187133789...	-2,01719665527...	0,30113330410...	2,750
49	Informel	Ain el Baida	2,802784729003...	2,831008911132...	0,250645760809...	3,195510864257...	2,353668212890...	0,062823297411...	2,750
50	Informel	Ain el Baida	1,521661197437...	1,529525756835...	0,323008625403...	2,059051513671...	0,858734130859...	0,104334572085...	2,750

Tableau 6- 2.Type de tissu urbain informel et statistiques.

Les résultats obtenus nous permettent de valider la précision du modèle numérique de hauteur (MNH). Cependant, ils révèlent également des écarts mineurs qui nécessitent des

ajustements supplémentaires pour améliorer l'exactitude du modèle. Ces ajustements permettront de mieux refléter les hauteurs réelles des bâtiments sur le terrain et d'optimiser l'utilisation du MNH pour diverses applications

6.2 Etat des connaissances sur les méthodes utilisées pour l'extraction du tissu urbain informel

La détection de ces habitats représente un défi majeur pour les chercheurs en raison de la grande diversité de leurs caractéristiques, notamment leur forme complexe. Ces habitations se caractérisent par des structures informels et informelles, souvent érigées sans suivre les normes urbanistiques conventionnelles. La variabilité de leurs formes pose des difficultés pour les méthodes de détection automatique, car elles peuvent adopter différentes configurations spatiales, allant de regroupements denses à des structures dispersées. La détection de ces formes peut s'appuyer sur des caractéristiques géométriques telles que la compacité, la régularité ou l'irrégularité des structures, ainsi que sur des paramètres de texture permettant de les distinguer des zones formelles. Pour les identifier, des algorithmes de classification supervisée ou non supervisée peuvent être utilisés, mais en raison de leur complexité, il est souvent nécessaire de combiner plusieurs approches et sources de données pour obtenir des résultats précis.

Les différentes études de la littérature ont abordé la question de l'identification de ce type d'habitat en utilisant diverses méthodes. Exploitant à la fois des images satellites et des mesures socio-économiques (Nierbergall et al., 2007 ; Avelar et al., 2007 ; Tapiador et al., 2011), ces dernières sont représentées par les données de recensement et les enquêtes (Weeks et al., 2007 ; Stow et al., 2007). Par exemple, les travaux de (Naceur et al., 2008) ont utilisé les données de recensement pour comprendre les causes de l'émergence et de l'expansion des sites informels, ainsi que l'impact des politiques et des programmes sur l'amélioration des zones de tissu urbain informel à Batna en Algérie. Cependant, l'utilisation des données de recensement est limitée dans le temps, car elles ne fournissent pas d'informations de manière continue. Dans de nombreux pays, les recensements sont réalisés tous les dix ans, et compte tenu de la nature dynamique du tissu urbain informel, les informations collectées deviennent rapidement obsolètes une fois communiquées aux utilisateurs, rendant ainsi ces données inefficaces (Mahabir et al., 2018).

Les méthodes de télédétection (Kohli et al., 2012 ; Kohli et al., 2013; Kohli et al., 2016; Hofmann et al., 2008) ont surmonté de nombreuses contraintes liées à la collecte d'informations sur les habitats informels. La télédétection a émergé comme une approche viable pour la collecte à grande échelle de données, offrant une résolution spatiale fine et une cohérence temporelle élevée. Ces images de télédétection se positionnent comme une source d'information alternative en milieu urbain, complétant efficacement les données socio-économiques (Duque et al., 2000).

Depuis l'avènement des capteurs à très haute résolution spatiale (THRS), la littérature scientifique consacrée à la cartographie du tissu urbain informel a connu une croissance significative. La quantification de ces habitats nécessite des méthodes permettant de les

identifier et de les définir de manière cohérente sur le plan spatial (Sliuzas, 2008). Au cours de la dernière décennie, de nombreuses études ont été menées pour générer des cartographies spatio-temporelles des habitats informels. Ces recherches ont examiné la dynamique, les variations spatiales et temporelles, la croissance et l'émergence de ces habitats. Les données obtenues ont été utilisées pour diagnostiquer les problèmes liés à l'évolution des quartiers, fournissant ainsi des outils précieux pour l'analyse urbaine (Brelsford et al., 2018).

À titre d'exemple, (Munyati et Motholo, 2014) ont intégré des données démographiques aux images Quickbird, présentant une résolution de 2,62 m, ainsi qu'aux images Spot 5, caractérisées par une résolution de 2,5 m. Dans une autre étude, (Thomson et al., 2000) ont tiré parti des informations spectrales fondées sur les pixels des images satellites, en les combinant avec des couches du système d'information géographique (SIG). Cependant, en tant que point négatif, les coûts élevés liés à l'acquisition d'imagerie satellite, notamment dans les pays en développement, conduisent certaines études à se limiter à l'utilisation d'images comprenant uniquement les trois bandes (bleu, vert et rouge) pour l'extraction des données par le biais de la photo-interprétation. Dans ce contexte, de nombreuses recherches ont eu recours aux images satellites disponibles sur Google Earth (Pereira et al., 2022).

Dans la littérature, les approches dominantes se concentrent principalement sur les classifications basées sur les pixels et les méthodes orientées objet (Kohli, 2012). Ces dernières années, une focalisation particulière a été dirigée vers les méthodes d'apprentissage automatique, parmi lesquelles l'algorithme des forêts aléatoires se démarque en tant que l'une des approches les plus populaires (Wurm et al., 2017 ; Boris et al., 2017; Gram-Hensen et al., 2019; Head et al., 2017). Cette variété de méthodologies illustre l'engagement constant à améliorer la précision et l'efficacité des techniques d'extraction du tissu urbain informel, malgré les défis persistants liés aux coûts associés à l'acquisition d'imagerie satellite.

Cependant, malgré ces avancées, les méthodes orientées objet (OBIA pour Object-based Image Analysis) restent la recommandation majeure pour l'extraction du tissu urbain informel, en raison des limitations observées dans les méthodes d'apprentissage automatique opérant au niveau pixel. Les méthodes OBIA démontrent un potentiel considérable pour la cartographie des habitats informels en intégrant les caractéristiques spatiales, spectrales et texturales (Kohli et al., 2016). Cette préférence est illustrée par les travaux significatifs de Sliuzas et al. (2008). Leur analyse de l'hétérogénéité spatiale au sein des quartiers défavorisés s'est appuyée sur des indicateurs spatiaux issus de la télédétection, tels que les densités de couverture des toits et l'absence d'un réseau routier structuré, caractérisée par une disposition irrégulière des agglomérations, permettant ainsi de délimiter différents types de zones de pauvreté. De même, (Smith et al., 2017) ont développé un algorithme de détection automatique des zones urbaines présentant les caractéristiques des habitats informels. Cet algorithme utilise des techniques de traitement d'image et d'apprentissage automatique pour identifier avec précision ces zones sur la base de leurs caractéristiques spécifiques.

Pour améliorer ces travaux, (Hofmann et al., 2008) et (Kohli et al., 2013) ont également intégré des ontologies qui offrent une description plus complète des caractéristiques des zones d'habitats informels. Elles permettent une meilleure représentation des différents éléments,

facilitant ainsi leur détection et leur classification précise. Toutefois, leur utilisation implique un processus de construction complexe. La création d'une ontologie requiert un investissement important en temps et en ressources humaines, car une équipe d'experts est nécessaire pour définir, structurer et valider les concepts et les relations. De plus, étant donné que les données sur les habitats informels sont souvent dynamiques et évolutives, maintenir une ontologie à jour peut constituer un défi constant. Enfin, le coût associé à chaque étape, de la conceptualisation à la maintenance, peut être prohibitif pour certains projets ou organisations.

En Algérie, la question des habitats informels se pose en termes de contributions des initiatives et pratiques locales à l'amélioration des conditions de vie dans ces zones (Naceur et Belmessous, 2018). Les études portant sur la ville d'Oran se sont souvent beaucoup concentrées sur des approches sociologiques, utilisant des entretiens statistiques ou des recherches ethnographiques pour analyser divers aspects de son développement urbain. En revanche, les travaux basés sur la télédétection restent très peu nombreux. Cette discipline, pourtant essentielle pour une analyse spatiale précise et à grande échelle, demeure sous-exploitée dans le contexte oranais, limitant ainsi les perspectives d'une compréhension détaillée de l'évolution du tissu urbain et de ses dynamiques, notamment en ce qui concerne l'identification et la cartographie des zones informelles. En télédétection, Djerriri et al. (2012) ont utilisé des images à très haute résolution spatiale (THRS) du satellite Quickbird et ont appliqué des méthodes telles que l'analyse orientée objet (OBIA) et la fouille de données pour classifier les zones urbaines. En parallèle, Missoumi (2020) a utilisé des données LiDAR pour générer un Modèle Numérique de Hauteur (MNH), permettant d'extraire la hauteur des bâtiments afin de mesurer avec précision les dimensions des structures et d'identifier les habitats informels en fonction de leurs caractéristiques physiques. Ces approches combinent l'analyse avancée des images et l'utilisation de données géospatiales pour fournir des solutions précises et efficaces à l'identification du tissu urbain informel en milieu urbain. Cependant, ces méthodes présentent certaines limites, car les données LiDAR nécessitent des ajustements qui augmentent la complexité et le coût des analyses.

Les différents travaux consultés, notamment ceux de Zhang et al. (2015), recommandent la segmentation basée sur les objets pour les images à haute résolution, car elle permet de mieux différencier les structures informelles des autres éléments urbains. Par ailleurs, les recherches de Kohli et al. (2012) ont démontré l'efficacité des approches basées sur les règles pour la détection des habitats informels dans les environnements urbains denses. Nous avons testé la première méthode, mais l'ensemble des tests de segmentation réalisés dans le chapitre précédent a montré qu'il est impossible de séparer les tissus urbains formels de l'informel en se basant uniquement sur les méthodes de segmentation. Pour déterminer la méthode la plus appropriée pour extraire le tissu urbain informel à partir de nos images, nous avons entrepris une analyse approfondie en tenant compte de la résolution et des caractéristiques spécifiques de notre site d'étude. L'objectif est de formaliser le processus de photo-interprétation des habitats informels, caractérisés par des formes complexes, des toitures variées et des alignements irréguliers des maisons. Il s'agit de traduire ces éléments en règles quantitatives, en utilisant les images Pléiades et leurs dérivés (Modèles Numériques de Hauteur - MNH,

analyses de texture), ainsi que les îlots urbains. Cette approche justifie le choix d'une méthode déductive et hiérarchique, orientée-objets, multi-échelle et fondée sur des règles reproductibles, particulièrement adaptée à la complexité de ce type d'habitat, où l'expertise est essentielle.

6.3 Méthode proposée orientée objet, multi-échelle et à base de règles

Notre méthode repose sur une approche orientée-objets et déductive, utilisant des règles de connaissances expertes à partir des images Pléiades (P+MS) fusionnées à 50 cm de résolution spatiale.

Le choix s'est porté vers ce type de traitement car il permet de traiter des milieux complexes et hétérogènes (cf. section 6.1) et il présente l'avantage d'intégrer diverses couches d'informations lors de la création des classes (voisinage, élévation, etc). C'est ainsi qu'en entrée de notre méthode, les quatre bandes spectrales Pléiades (B-V-R-PIR) ainsi l'indice de végétation (NDVI), l'indice d'homogénéité d'Haralick calculé à partir du NDVI (taille de fenêtre de 5x5 et le Modèle Numérique de Hauteur (MNH) ont été utilisés.

L'approche dite 'déductive' consiste, comme dans un arbre de décision, à classer d'abord les 'objets' ici les îlots urbains, identifiables/différenciables le plus « facilement » c'est-à-dire les moins complexes et ne nécessitant que peu d'indicateurs pour les classer ; pour ensuite procéder par élimination. La dernière classe correspond ainsi à la classe la plus complexe, qui sera ici du tissu urbain informel.

La méthode orientée-objets repose sur deux étapes successives (Figure 6-4) : une étape de segmentation (section 6.3.1) suivie d'une étape de classification, ici, à base de règles (section 6.3.2). La segmentation de l'image en polygones homogènes permet de discriminer différents objets. Un algorithme de classification labellise alors chaque objet à la classe qui lui correspond, selon les règles dont les seuils sont définis soit de manière empirique, soit de manière statistique afin de définir la probabilité d'appartenance à une classe.

L'objectif ici est de proposer une base de règles reproductibles, mais dont les seuils seront à ajuster par l'utilisateur.

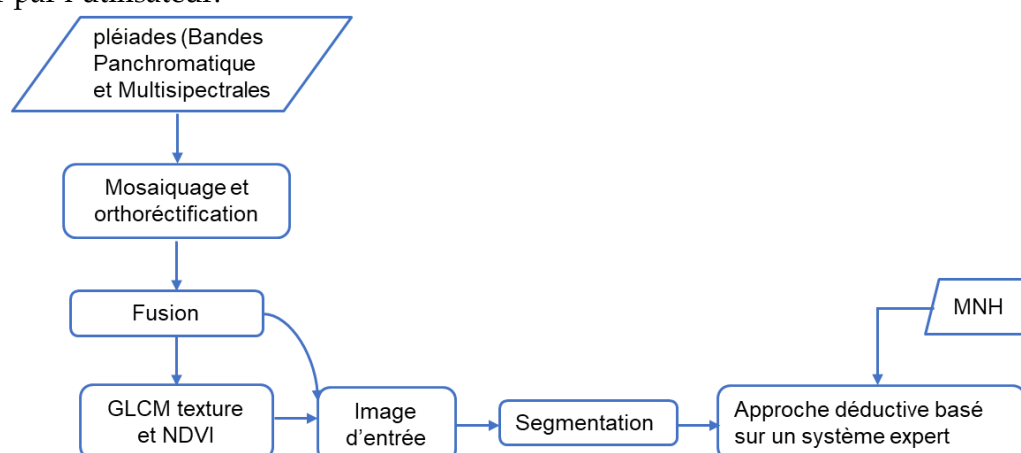


Figure 6- 4. Méthodologie d'une approche déductive orientée objet.

6.3.1 Interprétation visuelle des tissus urbains informels : les hypothèses

Les zones informelles se caractérisent également par une densité élevée d'habitations, souvent proches les unes des autres. De plus, ces zones sont fragmentées, ce qui signifie que les espaces bâtis sont fréquemment interrompus par des parcelles non construites ou des infrastructures de mauvaise qualité.

La reconnaissance du tissu urbain informel repose sur plusieurs hypothèses clés visant à identifier ces zones de manière fiable :

1. **Hypothèse 1 : Incomplétude des bases de données topographiques** : nous avons observé que les bases de données telles qu'OSM (OpenStreetMap) ne contiennent pas d'informations complètes ou précises sur le réseau routier dans les zones du tissu urbain informel. Cela s'explique par le fait que ces habitations sont souvent situées dans des régions non officiellement cartographiées ou difficilement accessibles, limitant ainsi la présence d'informations routières détaillées (Figure 6-5).
2. **Hypothèse 2 : Forme non conventionnelle des maisons/habitations** : Les maisons dans les habitats informels diffèrent de la configuration rectangulaire traditionnelle. Ces structures présentent une complexité architecturale et des formes non conventionnelles, les distinguant des constructions régulières généralement présentes dans les bases de données topographiques (Figure 6-6).
1. **Hypothèse 3 : Regroupements spatiaux spécifiques** : Les habitations informelles ne sont pas organisées spatialement selon le même schéma que les habitations formelles. Cela inclut des regroupements spatiaux caractéristiques résultant des schémas d'urbanisation non planifiés et des contraintes liées à la topographie ou aux ressources disponibles (Figure 6-5).



Figure 6- 5. Délimitation de l'habitat formel et informel sur l'image d'Oran pléiades : (a) et (b) quartiers informels de Ain el Baida, (c) quartier formel Ain el Baida.



Figure 6- 6.Image Pléiades d'Oran, montrant les formes de bâti informel en (a) et (b)

Ces hypothèses permettent d'orienter la méthodologie d'identification des zones de tissu urbain informel ainsi que les attributs à prendre en compte afin de tenir compte des spécificités de ce type de tissu urbain.

Nous allons donc présenter les différentes étapes qui se traduisent par les différentes règles appliquées et nous présenterons les résultats, étape par étape. L'ensemble des étapes décrites sont synthétisées à la figure 6-7.

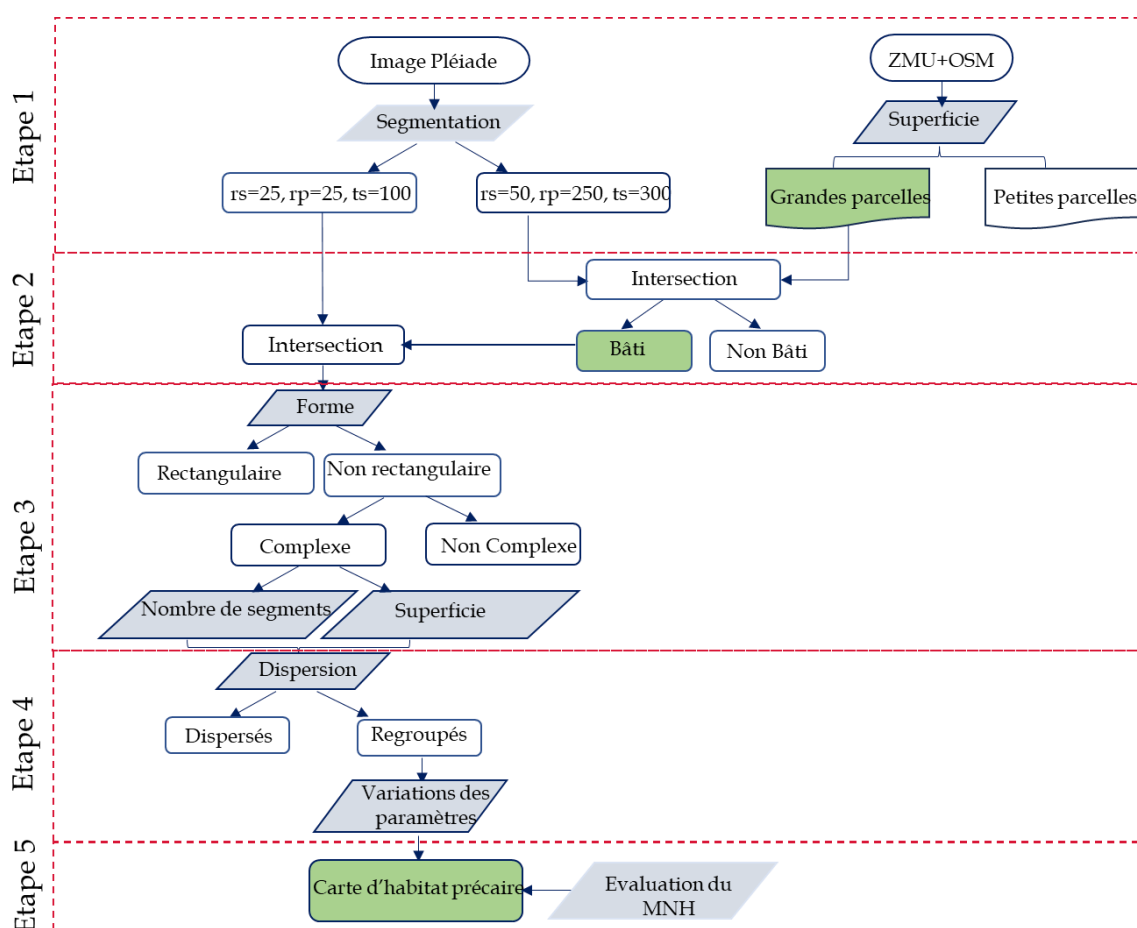


Figure 6- 7.Organigramme de la méthodologie sur base de connaissance – selon une approche déductive.

6.3.2 Etape 1 :

6.3.2.1 Sélection des grands îlots (appelés grandes parcelles)

Sur la base des observations/hypothèses ci-dessus et des analyses statistiques exploratoires sur les îlots menées au chapitre précédent, notre approche se décompose en 5 étapes dont la première consiste à travailler uniquement sur les îlots les plus grands, en adéquation avec l'hypothèse 1, et à appliquer la première étape de la méthode orientée-objets, c'est-à-dire une segmentation (dite de niveau 1) afin de différencier, dans ces grands îlots, les objets/segments de type 'bâti', des segments de type 'non-bâti'.

Pour cela, à partir du fichier de polygones des îlots urbains, nous avons défini des seuils de superficie pour les polygones en utilisant une analyse statistique à partir de notre base d'îlots d'entraînement/validation d'habitats formels et d'habitats informels. Les polygones sélectionnés, répondant aux critères de grande superficie, ont été désignés sous le terme de "grandes parcelles". (Figure 6-8).

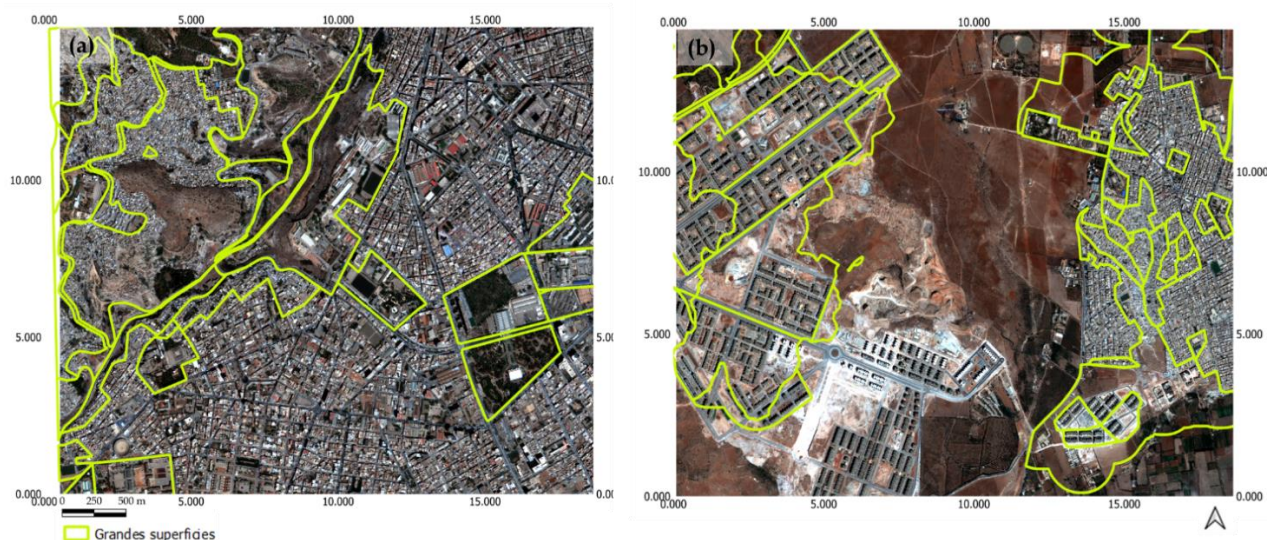


Figure 6- 8. Résultat de la sélection des grandes parcelles sur la base de la règle 1 basée sur la superficie, (a) zone 1 : superficies >40000 m², (b) zone 2 : superficie > 10000m².

Cette analyse statistique a permis de définir la règle suivante : (**règle 1**) les polygones/îlots sont considérés comme des « grandes parcelles », lorsque :

- **Zone 1** : La superficie est supérieure à 40 000 m²
- **Zone 2** : La superficie est supérieure à 10 000 m².

6.3.2.2 Segmentation multi-échelles

En parallèle, une **segmentation multi-échelle** est appliquée sur l'image Pléiade et ses couches d'informations exogènes (NDVI, Homogénéité et MNH) afin de produire un premier niveau de segmentation avec des segments de grande taille et un deuxième niveau de segmentation avec des segments de plus petites tailles proches des éléments urbains de type bâtiment.

Deux méthodes de segmentation ont été comparées : une méthode par croissance de régions et la méthode MeanShift, et plus précisément la Large MeanShift plus adapté pour les patches dont les formes ne sont pas uniformes.

L'application de l'algorithme de croissance de région sur QGIS, a montré que la taille de segment croit de manière homogène partout alors qu'avec Meanshift, on garde des petites régions et des grandes régions quand cela est plus homogène. Cette observation renforce notre choix d'utiliser l'algorithme Meanshift pour la suite de nos traitements et analyses (Figures 6-9 et 6-10).

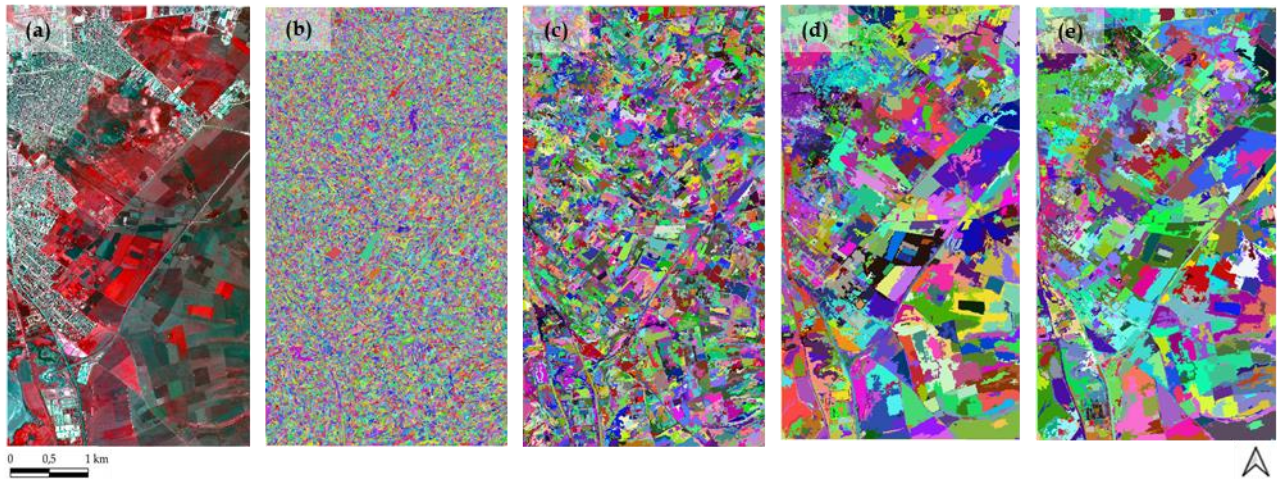


Figure 6- 9. Résultats de segmentation par l'algorithme de croissance de régions de (a) l'image fusionnée, avec différents nombres d'itération, (b) 5, (c), 10 ; (d)20 ; (e) 30.

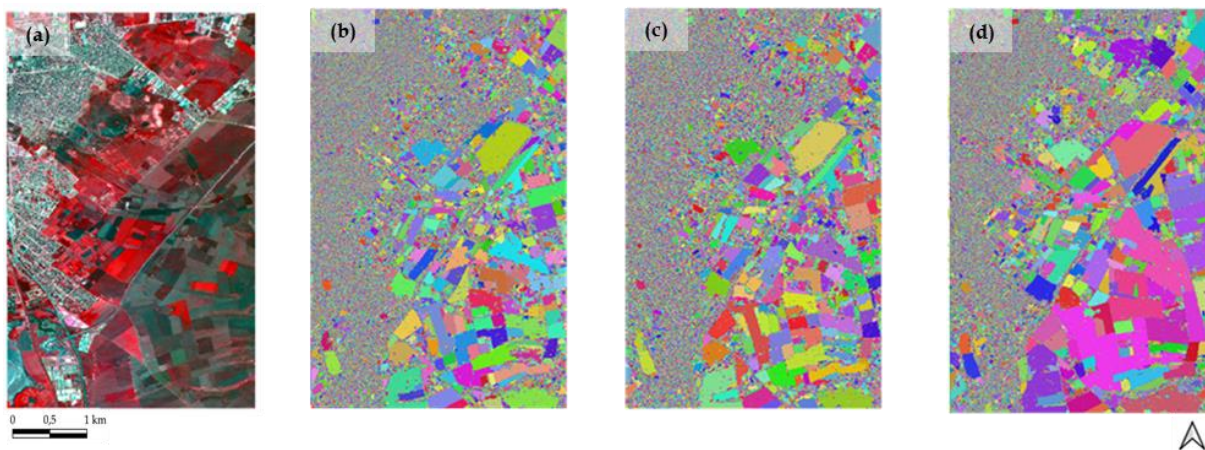


Figure 6- 10. Résultats de segmentation par l'algorithme MeanShift (a) sur l'image de fusion (b) l'image de fusion avec la MS (b), (c) PAN+ MS.

Dans cette démarche, notre choix s'est porté sur l'utilisation du LargeScale MeanShift, principalement en raison de ses performances avérées dans le traitement de grandes quantités de données. Les différents tests de segmentation que nous avons effectués en utilisant cet algorithme nous ont conduits à sélectionner deux ensembles de paramètres. Ces deux configurations ont été choisies en fonction de leur capacité à identifier et à segmenter de manière efficace les zones d'intérêt dans notre étude (Figure 6-11).

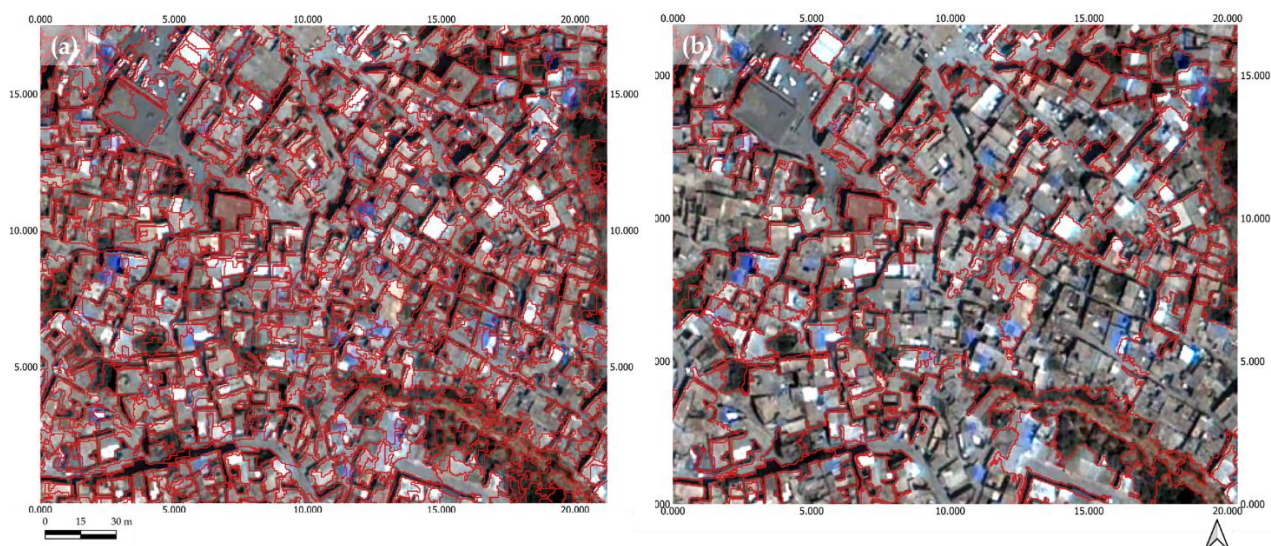


Figure 6- 11. Segmentation par l'algorithme LargeScale Meanshift avec les paramètres : (a) $rs = 25$, $rp = 100$, $ts = 100$, (b). $rs = 50$, $rp = 250$, $ts = 300$ sur la zone 1.

Le LargeScale meanshift a généré des segments à la fois de petites et de grandes tailles sur les images Pléiades, permettant ainsi une analyse détaillée des différentes structures présentes. Cette segmentation vise à améliorer la précision de la classification et à faciliter l'interprétation des données spatiales, tout en assurant la reproductibilité des résultats (Michel et al., 2015). Les paramètres utilisés sont décrits ci-dessous.

Segmentation de niveau 1 - de type 'grands segments' appelés ici « grandes parcelles »

- **Rayon spatial (rs) de 50** : Ce paramètre définit la taille de la fenêtre spatiale utilisée pour l'analyse. Un rayon spatial de 50 pixels signifie que chaque point de données est comparé avec d'autres points dans un rayon de 50 pixels autour de lui. Il contrôle la taille des régions homogènes, assurant que les régions similaires sont regroupées et que les détails fins sont préservés.
- **Rayon de portée (rp) de 250** : Ce paramètre contrôle la taille de la fenêtre dans l'espace des caractéristiques (ou des couleurs). Un rayon de portée de 250 signifie que seuls les points de données dont les valeurs des caractéristiques (par exemple, couleur, intensité) diffèrent de moins de 250 unités seront regroupés ensemble. Il détermine la distance maximale entre les pixels pour qu'ils soient considérés comme faisant partie de la même région.
- **Taille minimale de segment (ts) de 300 pixels** : Ce paramètre spécifie la taille minimale qu'un segment doit atteindre pour être considéré comme valide. Les segments contenant moins de 300 pixels seront probablement fusionnés avec des segments voisins plus grands. Cela exclut les petites régions, permettant de se concentrer sur les segments significatifs et représentatifs du tissu urbain informel.

Cette configuration crée des segments regroupant des pixels homogènes spectralement de grandes tailles. Le choix de la taille minimale est réalisé de manière empirique afin de séparer visuellement les segments de type 'végétation', 'eau' généralement plus homogène, de tous les autres segments, plus complexe et plus hétérogène (Figure 6-12 – contour en rouge).

Segmentation de niveau 2 – de type 'petits segments'

- **Rayon spatial (rs) de 25** : Ce paramètre réduit la taille de la fenêtre spatiale, permettant une analyse plus fine des détails.
- **Rayon de portée (rp) de 100** : Ce paramètre réduit la distance maximale entre les pixels, permettant de détecter des différences plus subtiles dans l'espace des caractéristiques.
- **Nombre minimum de segments (ts) de 100 pixels** : Ce paramètre réduit la taille minimale des segments, permettant de détecter des segments plus petits.

Cette configuration génère des segments de taille réduite, particulièrement adaptés à la délimitation des éléments urbains tels que les bâtiments (Figure 6-12– contour en noir).

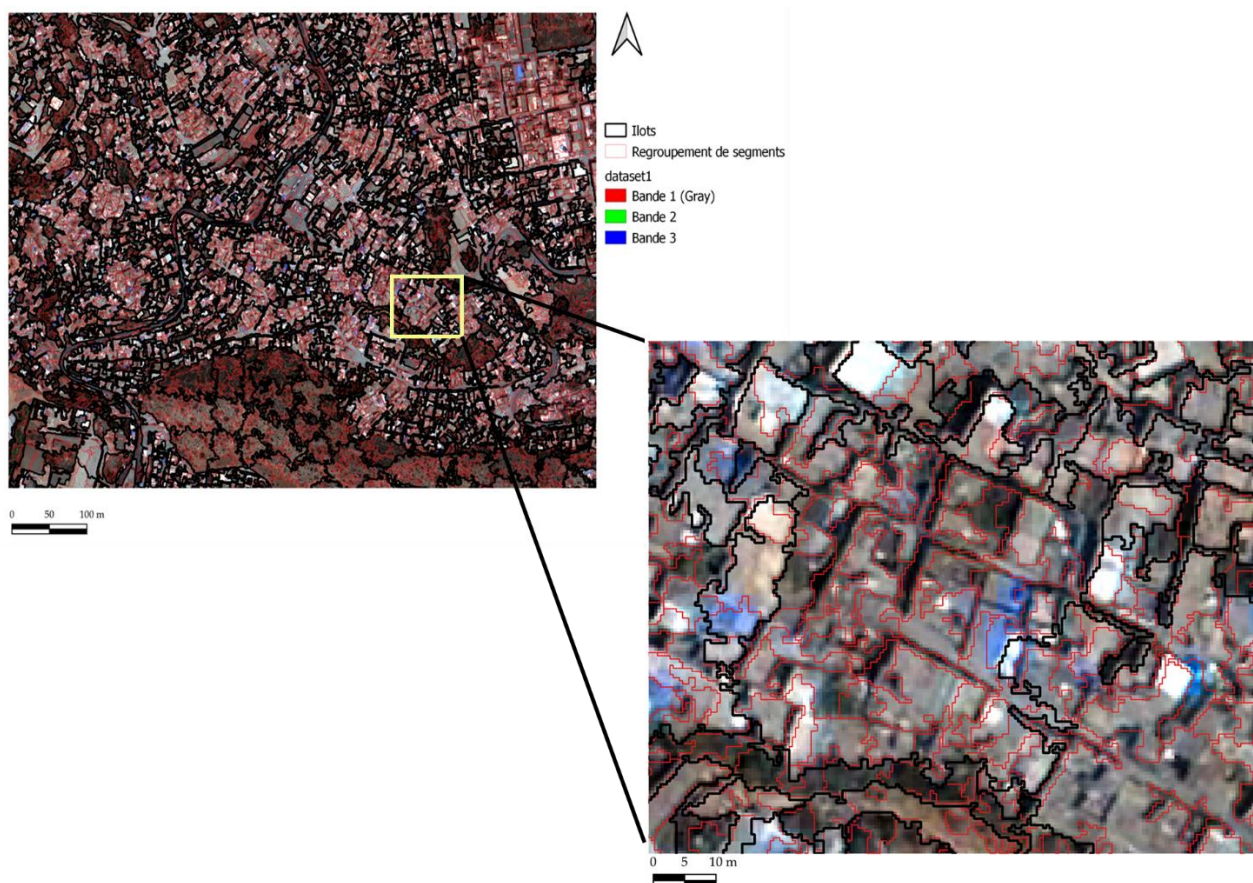


Figure 6- 12. Illustrations des deux niveaux de segmentation : niveau 1 – grands segments (en rouge) et niveau 2 – petits segments (en noir)

6.3.3 Etape 2 : sélection des zones bâties :

Dans l'objectif de ne conserver ici que les grandes parcelles correspondant à du bâti, une intersection entre la segmentation de niveau 1 (petits segments) et la couche grandes parcelles

a été appliquée, sur la base d'une règle utilisant le NDVI (seuil de 0,22). Elle permet de garder uniquement les grandes parcelles contenant uniquement des éléments « bâti » et d'éliminer les grandes parcelles avec de la végétation.

Les grandes parcelles correspondant à du bâti, ont ensuite été intersectées avec la segmentation de niveau 2 (petits segments). Cette opération permet de travailler sur un nombre réduit de segment, facilitant la reproductibilité de la méthode (réduction du temps de calculs des attributs décrits à l'étape 3). 5860 polygones ont été générés pour notre premier jeu de données et 18687 pour le deuxième jeu de données (voir figures 6-13. a et 6-13.c).

Règle n°2 : **SI** « Grandes Parcelles » et $NDVI < 0,22$ **ALORS** « BATI »

 SINON « NON-BATI »

Le seuil du NDVI à 0,22 a été établi sur le NDVI de l'image Pléiade et il peut être ajusté si besoin selon l'image utilisée. Toutefois, cette valeur correspond au seuil utilisé dans la littérature.

Après exclusion de la végétation (voir figures 6-13. b et 6-13.d), cela a abouti à la formation de 3884 polygones pour la zone 1 et 10910 pour la zone 2. L'intersection du résultat avec la segmentation a généré produit 55 729 polygones pour la première zone et 124 358 polygones pour la seconde.

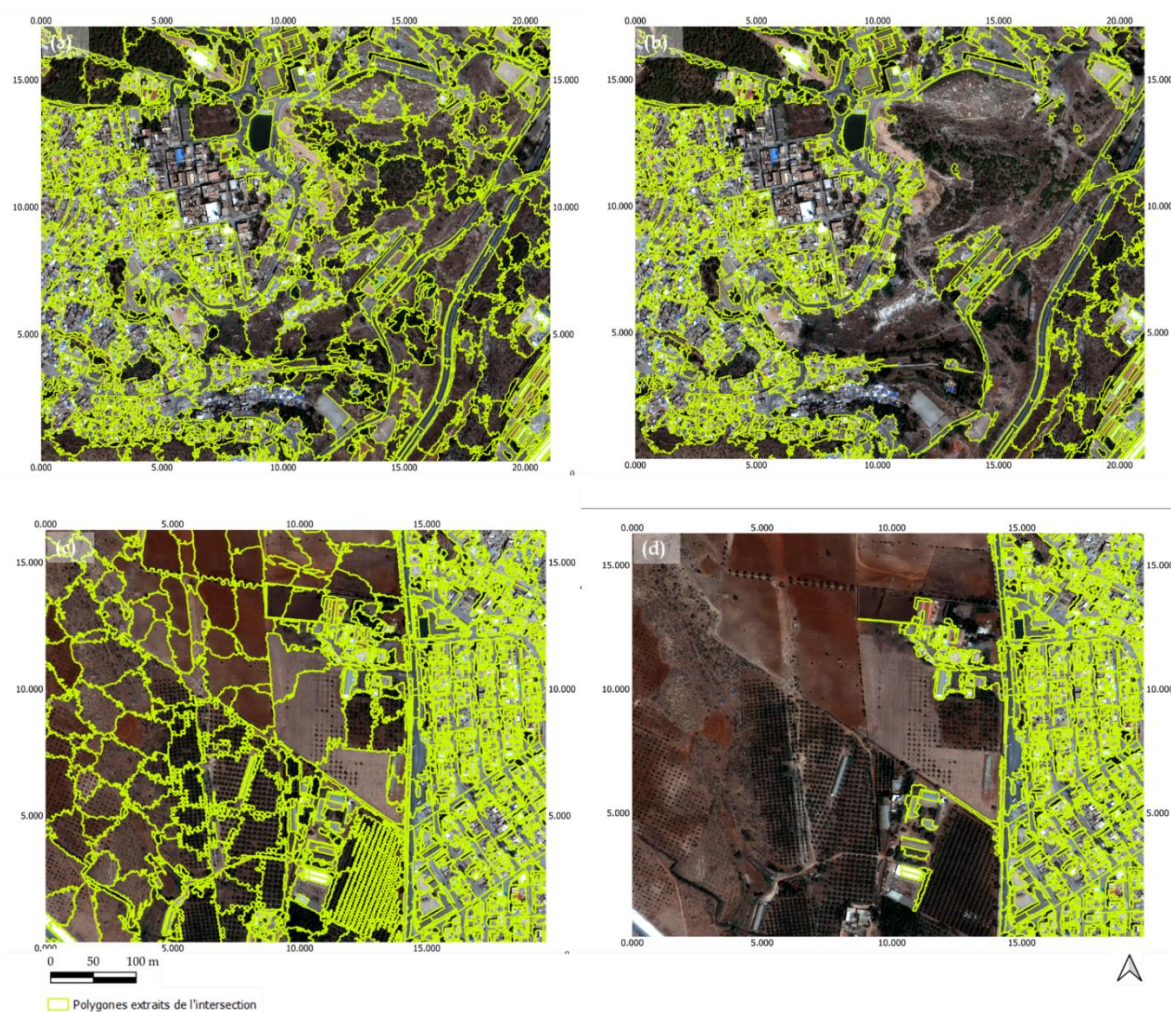


Figure 6- 13. Résultat de l'intersection entre les grandes superficies et la segmentation niveau 1.

6.3.3 Etape 3 : Caractérisation des éléments constitutifs du tissu informel

Pour rappel, la seconde hypothèse est que les éléments urbains dans des zones d'habitats informels sont souvent caractérisés par des configurations spatiales irrégulières et des formes complexes et hétérogènes.

Pour mesurer ces aspects de formes, nous avons commencé par calculer deux indices permettant de quantifier (1) la complexité et (2) l'irrégularité des formes urbaines qui seront utilisés de manière séquentielle en commençant par la forme qui utilise un indice d'élongation

L'indice d'élongation : Mesure la forme allongée ou étirée des zones du tissu urbain informel. Il évalue le rapport entre la longueur maximale et la largeur minimale de la zone, fournissant des informations sur l'aspect étiré ou comprimé de la forme (Dar et al., 2014).

$$\text{indice d'élongation} = \frac{\text{Longueur maximale}}{\text{largeur maximale}}$$

Longueur maximale : La plus grande dimension mesurée sur l'objet.

Largeur maximale : La plus grande dimension perpendiculaire à la longueur maximale.

La règle suivante, dont le seuil est fixé de manière empirique, est la suivante :

Règle n°3 :

- **Zone 1** : **SI** indice d'élongation est supérieur ou égale à 0,5 **ALORS** la forme est allongée.

- **Zone 2** : **SI** indice d'élongation supérieur ou égale à 0,68 **ALORS** la forme est allongée.

Les valeurs supérieures à ce seuil indiquent des formes allongées ou étirées, et les valeurs inférieures suggèrent des formes carrées, résultant souvent d'une occupation spontanée de l'espace ou d'une densité élevée de population.

L'**indice de complexité** est une mesure quantitative qui évalue la configuration géométrique des habitats informels en prenant en compte des éléments tels que les contours tortueux, les variations de densité et la fragmentation de l'espace. Plus l'indice de complexité est élevé, plus la forme de l'habitat est complexe et irrégulière (Clavé-Mercier et Olivera.,2021).

$$\text{Indice de complexité}' = \frac{P^2}{4\pi A}$$

P : Périmètre de l'objet

A : Aire de l'objet

π : Constante mathématique pi (environ 3,14159)

Règle n°4 :

- **Zone 1** : **SI** indice de complexité est supérieur ou égal à 0,5 **ALORS** la forme est complexe.

- **Zone 2** : **SI** indice de complexité est supérieur ou égal à 0,28 **ALORS** la forme est complexe.

L'indice d'élongation a été appliqué aux segments représentant les bâtis obtenus selon la règle 2. Les segments avec un indice supérieur à 0,5 pour la zone 1 et supérieur à 0,68 pour la zone 2 ont été retenus. Ensuite, l'indice de complexité a été calculé pour ces segments. Les segments avec un indice de complexité supérieur à 0,5 pour la zone 1 et supérieur à 0,68 pour la zone 2 ont également été retenus. Ainsi, en appliquant ces deux critères, nous obtenons une sélection de petits segments de formes complexes (différentes des formes carrées ou rectangulaires) et non très allongées, correspondant aux segments constitutifs d'un tissu urbain de type informel (Figure 6-14). Nous avons retenu respectivement 28 270 et 62 257 polygones pour les deux zones d'études (figures 6-10.b et 6-10.e). De manière similaire, pour l'indice de complexité, 14 195 polygones ont été conservés pour la zone 1 et 36 598 polygones pour la zone 2 (figures 6-14.c et 6-14.f).

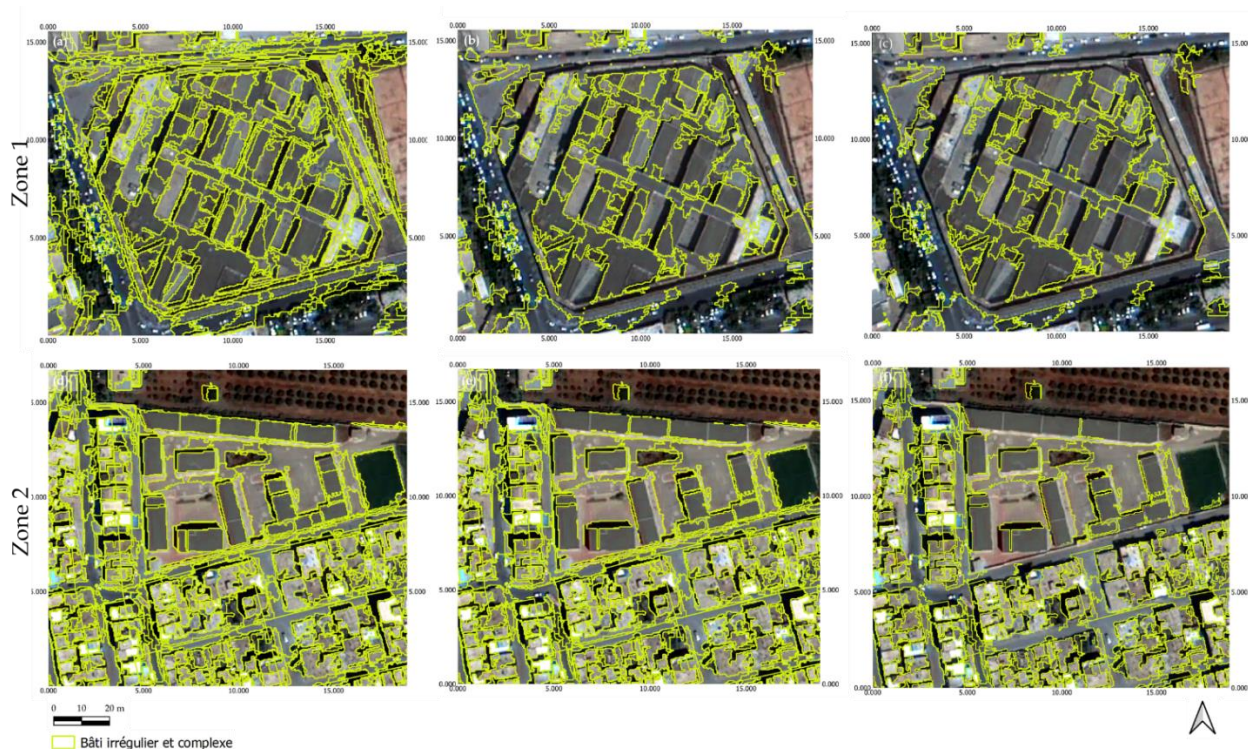


Figure 6- 14. Résultats des indices de formes. (a) et (d) couche tissu urbain, (b) et (e) l'indice de l'élongation $<0,5$ et $<0,68$, (c) et (f) indice de complexité $>0,5$ et $>0,28$.

Etape 4 : Analyse de l'organisation spatiale du tissu informel

En se basant sur l'hypothèse 3, qui stipule que l'organisation spatiale des éléments bâtis est très dense et peu structurée, deux indicateurs permettant de la quantifier au sein des grandes parcelles sont proposés : (1) le nombre de segments et (2) le ratio de fragmentation. L'objectif est d'identifier l'indicateur le plus performant dans le cadre d'une démarche reproductible. Ces deux attributs ou métriques permettent de caractériser la fragmentation à l'intérieur des grandes parcelles. Le premier se base sur un seuil de type 'nombre' et le second sur un seuil de 'surfaces' des segments. Les seuils sont dans les deux cas définis de manière statistique, sur la base des valeurs médianes explorées dans les grandes parcelles.

La règle n°5 : fixe le seuil du nombre d'éléments, en se basant sur la valeur médiane du nombre de segments :

- **Zone 1 :** SI le nombre de segments est supérieur à 9 **ALORS** l'organisation spatiale est très hétérogène et le tissu est fragmenté
- **Zone 2 :** SI le nombre de segments est supérieur à 6 **ALORS** l'organisation spatiale est très hétérogène et le tissu est fragmenté

A partir des résultats de la règle précédentes on procède à calculer les deux métriques. Dans un premier temps le nombre de segments est calculer. Cette règle consiste à compter le nombre de segments à l'intérieur des grandes surfaces. Chaque segment est identifié et comptabilisé, ce qui permet de classer les grandes surfaces en fonction de ce nombre. Ainsi, cette méthode permet de différencier les surfaces très segmentées des surfaces peu segmentées avec un seuil

fixé à 9 pour la médiane du nombre de segments pour la zone 1 et 6 pour la zone 2 (Figure 6-15).

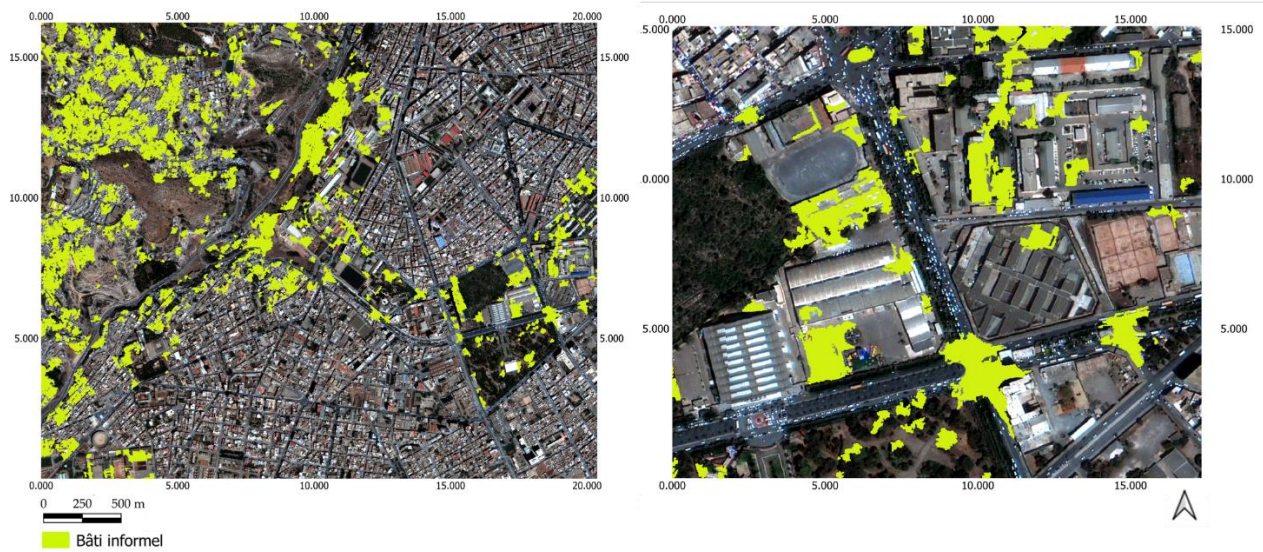


Figure 6- 15. Classification par nombre de segments, seuil =9, (a) Zone 1, (b) Zone 2

La règle n°6 : est une règle qui calcule le rapport entre le nombre de petits segments et de grands segments à l'intérieur des grandes parcelles (ratio de fragmentation). Cette mesure vise à quantifier la répartition des surfaces et à fournir une meilleure compréhension de la distribution des espaces informels.

- Zone 1 : SI le ratio de fragmentation > 60% **ALORS** le tissu est fragmenté

-Zone 2 : SI le ratio de fragmentation > 60% **ALORS** le tissu est fragmenté

Dans un second temps la règle n° 06 est appliquée, elle se concentre sur la superficie des petits segments à l'intérieur des grandes surfaces. Elle consiste à mesurer la superficie de chaque segment, à additionner ces superficies pour chaque grande surface, puis à classer les grandes surfaces en fonction de la superficie totale des petits segments. Les seuils ont été établis en se basant sur la médiane des valeurs obtenues, définissant une limite entre les zones où la proportion de petits segments est plus élevée et celles où elle est plus faible. Les valeurs dépassant le seuil de 60% indiquent une prévalence accrue de petites subdivisions, tandis que les valeurs inférieures suggèrent une proportion moindre de petites structures. (Figure 6-16).

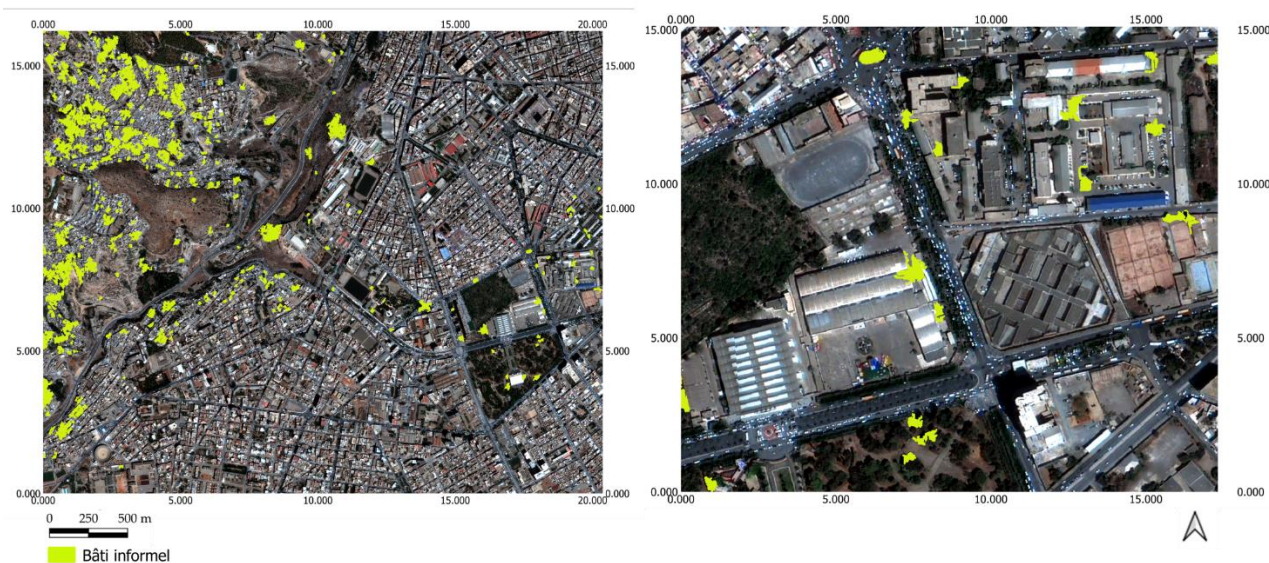


Figure 6- 16. Classification par proportion, seuil = 60%, (a) Zone 1, (b) Zone 2

La règle n° 7 : Elle stipule que les habitats informels sont regroupés de manière spécifique. Pour cela, nous avons calculé un indice de dispersion basé sur la distance au segment voisin le plus proche. Cet indice nous permet d'évaluer la répartition spatiale des segments dans notre classification des habitats. Nous avons défini des médianes pour cet indice de dispersion. Ces médianes servent de seuils pour sélectionner les segments moins dispersés. L'objectif est de conserver uniquement les segments présentant une cohérence spatiale élevée, c'est-à-dire ceux qui sont plus regroupés et moins dispersés.

-Zone 1 : **SI** la dispersion est supérieure à 6,66 pour le nombre de segments **ALORS** les segments sont largement dispersés, indiquant une hétérogénéité élevée ou une distribution irrégulière des segments à l'intérieur des parcelles.

SI la dispersion est supérieure à 6,46 pour le ratio de fragmentation **ALORS** les segments sont largement dispersés, indiquant une hétérogénéité élevée ou une distribution irrégulière des segments à l'intérieur des parcelles.

-Zone 2 : **SI** la dispersion est supérieure à 6,5 pour le nombre de segments **ALORS** les segments sont largement dispersés, indiquant une hétérogénéité élevée ou une distribution irrégulière des segments à l'intérieur des parcelles.

SI la dispersion est supérieure à 6,2 pour le ratio de fragmentation **ALORS** les segments sont largement dispersés, indiquant une hétérogénéité élevée ou une distribution irrégulière des segments à l'intérieur des parcelles.

Pour quantifier l'hypothèse 3, une mesure de distance euclidienne est calculée entre deux segments voisins. Si cette distance est supérieure à 6,66 pour le nombre de segments et à 6,46 pour le ratio de fragmentation dans la zone 1, cela indique que les segments sont dispersés.

De même, si cette distance est supérieure à 6,5 pour le nombre de segments et à 6,2 pour le ratio de fragmentation dans la zone 2, cela indique également que les segments sont dispersés. Les résultats obtenus ont ensuite été évalués en calculant la matrice de confusion pour chaque pourcentage exploré. Cette évaluation a permis de comparer les performances de chaque seuil et de déterminer la meilleure approche pour la classification des habitats informels.

Pour cela un jeu de données de validation a été créé pour deux zones distinctes. Dans la Zone 1, 67 polygones ont été digitalisés pour chaque classe d'habitat (formel et informel), ce qui représente un total de 134 polygones. Ce jeu de données a été établi sur une grille de dimensions 50 x 50 afin d'assurer une répartition équilibrée et représentative des habitats formels et informels, avec trois polygones par grille pour chaque classe. Dans la Zone 2, un jeu de données de validation a été constitué en digitalisant 43 polygones pour la classe formelle et 42 polygones pour la classe informelle, totalisant ainsi 85 polygones.

Les seuils sont explorés par analyse statistique des différents attributs calculés sur les îlots de validation.

Concernant l'approche basée sur le calcul du ratio de fragmentation les pourcentages ont été variés entre 40%, 50% et 60 %, pour déterminer celui qui fournirait les meilleurs résultats en termes de classification des habitats informels.

Ces résultats ont été validés par la matrice de confusion (Tableau 6-3). Sur les 67 échantillons classés comme informels, 12 ont été correctement identifiés tandis que 55 étaient en réalité formels, entraînant une erreur de commission élevée de 0,82, indiquant que 82 % des échantillons classés comme informels étaient incorrectement attribués. En revanche, pour la catégorie formelle, sur les 67 échantillons, 66 ont été correctement identifiés avec une erreur de commission très faible de 0,014, montrant une classification précise à 98,6 %. L'erreur d'omission pour les informels est de 0,076, et pour les formels, elle est de 0,45, ce qui signifie qu'une proportion significative d'échantillons informels a été omise. La précision globale de la classification est de 58,2 %, soulignant des problèmes notables dans la classification des échantillons informels et indiquant une performance globalement médiocre du modèle.

		Echantillons de validation			
Echantillons test		Informel	Formel	Total	Erreur de commission
	Informel	12	55	67	0,82
	Formel	1	66	67	0,014
	Total	13	121	134	
	Erreur d'omission	0,076	0,45		
	Précision globale	58,2%			

Tableau 6- 3. Matrice de confusion du nombre de segments supérieur à 9.

Le tableau ci-dessous (Tableau 6-4) montre que dans la catégorie informelle, sur les 67 échantillons classés comme informels, 14 ont été correctement identifiés tandis que 53 étaient

en réalité formels, ce qui donne une erreur de commission de 0,45, indiquant que 45 % des échantillons classés comme informels étaient incorrectement attribués. Pour la catégorie formelle, sur les 67 échantillons, 66 ont été correctement identifiés, avec une erreur de commission nulle, ce qui montre une précision de classification parfaite pour cette catégorie. L'erreur d'omission pour les échantillons informels est de 0, tandis qu'elle est de 0,45 pour les échantillons formels, signifiant qu'une proportion significative d'échantillons informels a été omise. La précision globale de la classification est de 59,7 %, ce qui indique une performance moyenne du modèle de classification.

		Echantillons de validation			
Echantillons test		Informel	Formel	Total	Erreur de commission
	Informel	14	53	67	0,45
	Formel	1	66	67	0
	Total	15	121	134	
	Erreur d'omission	0	0,45		
Précision globale	59,7%				

Tableau 6- 4. Matrice de confusion du ratio de fragmentation supérieur à 60% pour la zone1.

Sur la base de nos résultats, nous avons choisi d'utiliser le ratio de fragmentation comme critère principal pour la classification des habitats informels. Pour affiner nos résultats et optimiser la performance de la classification, nous avons testé différentes proportions de superficie à 40%, 50% et 60% pour déterminer les classes d'habitat formel et informel.

Les résultats de cette analyse ont montré que le seuil de 40% a produit de bons résultats, avec un taux de précision de 64,92% pour la zone 1. Lorsqu'appliquée à notre deuxième zone d'étude, cette méthode a donné un taux de précision de 75,29%. (Tableau 6-5).

		Echantillons de validation			
Echantillons test		Informel	Formel	Total	Erreur de commission
	Informel	15	16	54	0,9
	Formel	5	49	31	0,48
	Total	20	15	85	
	Erreur d'omission	0,75	0,75		
Précision globale	75,29%				

Tableau 6- 5. Matrice de confusion du ratio de fragmentation supérieur à 40% pour la zone2.

Concernant la deuxième zone d'étude, pour la catégorie informelle, sur les 54 échantillons classés, 15 ont été correctement identifiés tandis que 16 étaient en réalité formels, ce qui conduit

à une erreur de commission de 0,9. Cela signifie que 90 % des échantillons classés comme informels étaient incorrectement attribués. Pour la catégorie formelle, sur les 31 échantillons, 49 ont été correctement identifiés, mais 5 ont été incorrectement classés, entraînant une erreur de commission de 0,48. L'erreur d'omission est de 0,75 pour les deux catégories, ce qui indique une proportion élevée d'échantillons omis dans les deux cas. La précision globale de la classification est de 75,29 %, ce qui indique une performance acceptable du modèle, bien que l'erreur de commission particulièrement élevée pour les échantillons informels révèle des défis significatifs dans la classification correcte de cette catégorie.

En comparaison, le seuil de 50% a abouti à un taux de précision de 60,44% pour la zone 1 et de 72,94% pour la zone 2. Le seuil de 60% a présenté un taux de précision de 59,7% pour la zone 1 et de 72,94% pour la zone 2. (Tableau 6-6).

Ces résultats suggèrent que le seuil de 40% pour ratio de fragmentation est le plus approprié pour la classification des habitats informels dans notre étude. Cela indique que les zones avec un ratio d'au moins 40% de petits segments par rapport aux grands segments ont une plus grande probabilité d'être des habitats informels. Tous les tests sont disponibles en annexe D.

Taux de proportion	Pourcentage de classification	
	Zone 1	Zone 2
40%	64,92%	75,29%
50%	60,44%	72,94%
60%	59,7%	72,94%

Tableau 6- 6. Résultats de classification basée sur le ratio de fragmentation

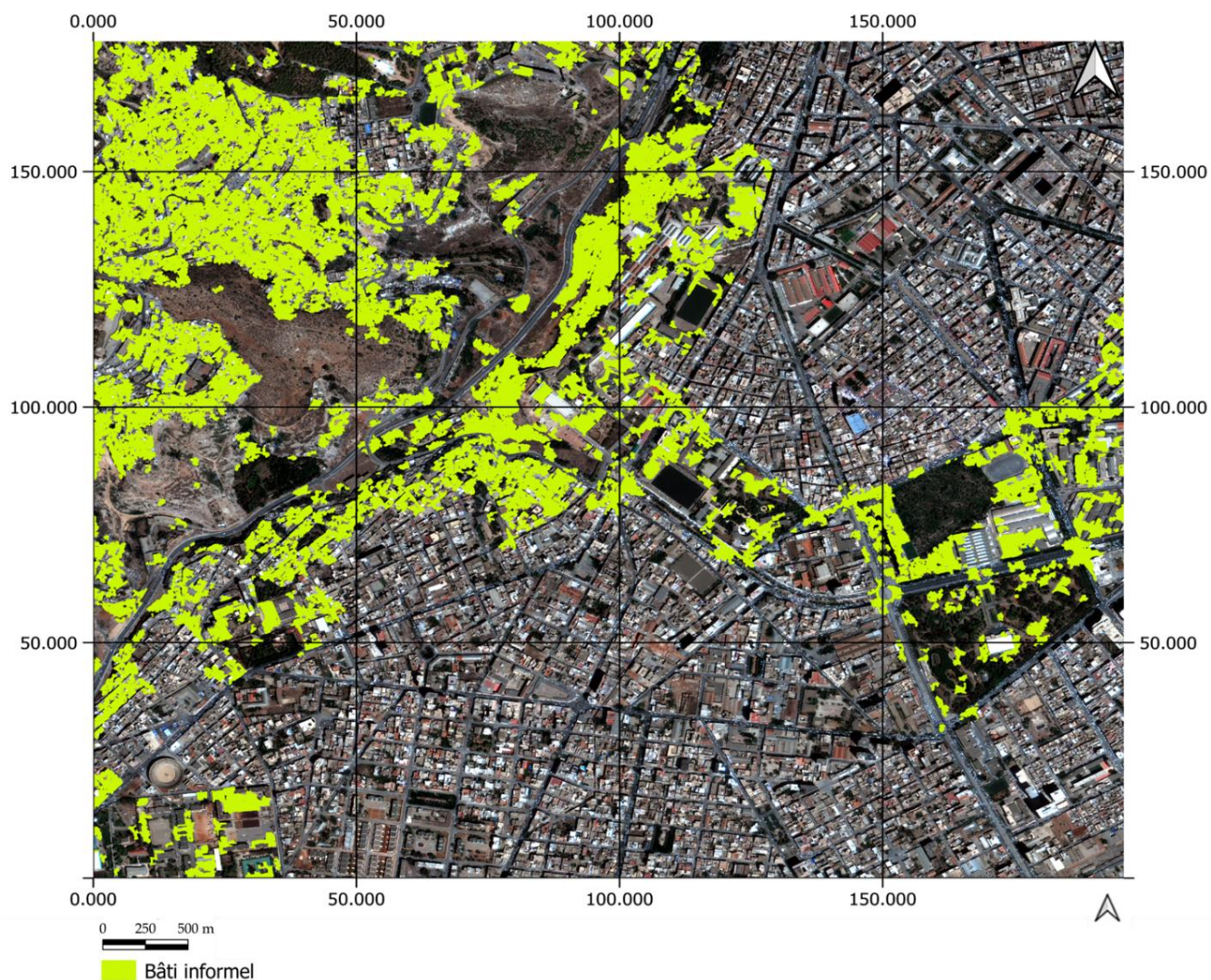


Figure 6- 17.Extraction du tissu urbain informel avec une superficie supérieure à 40% sur la zone 1.

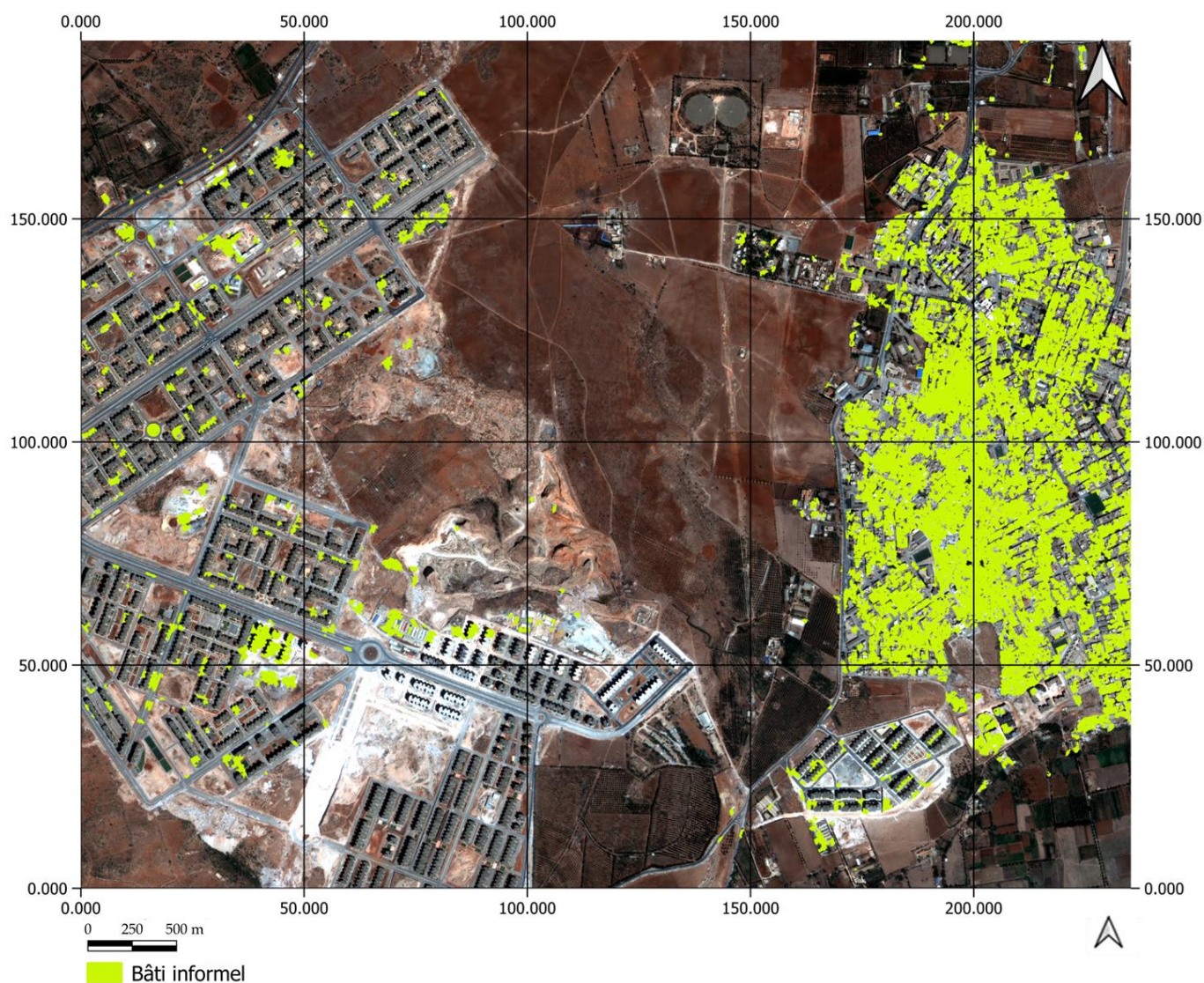


Figure 6- 18.Extraction du tissu urbain informel avec une superficie supérieure à 40% sur la zone 2.

Etape 5 : Post-traitement – filtrage des résultats sur la base du MNH

La dernière étape consiste à filtrer les résultats sur la base de la hauteur des bâtiments dérivées des MNS Pléiades. Nous avons montré dans le (chapitre 6 – section 6.1.2) que les hauteurs estimées à partir des images tri-stéréoscopiques Pléiades, sur des bâtiments de petites surfaces ont des incertitudes d'estimation plus importantes que sur des grands bâtiments. Pour cela, nous allons donc tester ici si la différence de hauteur entre formel et informel est significative avant d'appliquer une règle basée sur cet attribut. Un test de T de Student (Tableau 6-7) qui permet de déterminer si deux ensembles de données sont significativement différents l'un de l'autre est appliqué. Elle est particulièrement utile lorsque les échantillons sont petits et que la variance de la population n'est pas connue. La statistique t compare les moyennes de deux échantillons et tient compte de la taille des échantillons et de leur variance. Afin de vérifier cela nous avons constitué un jeu de données de 30 polygones (îlots urbains) représentant le tissu urbain formel et 30 polygones représentant le tissu urbain informel.

Des statistiques zonales des hauteurs estimées à partir de Pléiades ont été calculées (valeur médiane) et les histogrammes de distribution ont été analysés à l'aide de Modèle de Mélange fini (FMM). L'utilisation des modèles de mélange fini (FMM) est une approche pertinente pour explorer et évaluer les différences entre deux distributions de valeurs, comme l'ont montré (Bioresita et al., 2018) par exemple appliqués à l'analyse des distributions des surfaces en eau.

Si le résultat est concluant, c'est-à-dire que si la différence entre les hauteurs de l'habitat formel et informel est significative, une huitième règle sera introduite, avec un seuil de hauteur défini de manière statistique (selon la valeur médiane).

Règle n°8 : SI médiane hauteur des segments est inférieure à 3m **ALORS** le segment est considéré comme appartenant à un tissu informel.

Groupe	Moyenne (Hauteur)	Ecart-type	Médiane	Max	Taille de l'échantillon	Statistiques t	p-value
Formel	17,09	10,35	15,57	38,29	30	4,004	0,00023
Informel	2,75	0	2,75	2,75	30		

Tableau 6- 7. Résultat du test T de Student.

Les résultats du test T de Student (Tableau 6-7) révèlent une différence statistiquement significative entre les moyennes des valeurs des groupes formel et informel. La moyenne des valeurs pour le groupe formel est de 17.09, avec un écart-type de 10.35, indiquant une variabilité modérée dans les données. La médiane des valeurs pour ce groupe est de 15.57, et la valeur maximale observée est de 38.29. En revanche, le groupe informel présente une moyenne des valeurs de 2.75, avec un écart-type de 0.00, ce qui signifie que toutes les valeurs 'mean' pour ce groupe sont identiques à 2.75. La médiane et la valeur maximale pour le groupe informel sont également de 2.75. La statistique T obtenue est de 4.004, avec un p-value de 0.000230, bien inférieure au seuil de signification commun de 0.05. Cela indique que la probabilité que la différence observée entre les deux groupes soit due au hasard est extrêmement faible. Par conséquent, il est conclu que les valeurs pour le groupe formel sont significativement plus élevées que celles pour le groupe informel. Ces résultats suggèrent une disparité notable dans les valeurs entre les deux groupes, confirmant une différence significative dans les tendances observées.

Suite à ces résultats et afin de corriger les confusions, nous avons intégré le MNH dans notre méthodologie. Cela nous a permis de ne conserver que les tissus urbains informels. Ce processus consistait à fixer une hauteur maximale de 3 mètres, excluant ainsi toutes les valeurs supérieures à ce seuil. L'objectif était de conserver uniquement les tissus informels, caractérisés par des structures de faible hauteur. En éliminant les bâtiments plus élevés, généralement associés aux tissus urbains formels, nous avons pu mieux isoler les zones du tissu urbain informel. Avant l'application de ce filtre, les valeurs relevées étaient de 5 553 polygones pour la zone 1 et de 18 143 pour la zone 2. Après filtrage, ces valeurs ont été réduites respectivement à 3 104 et 8 067 (Figure 6-19 et Figure 6-20). Soit une réduction de 44% pour la première zone et de 55 % pour la seconde.

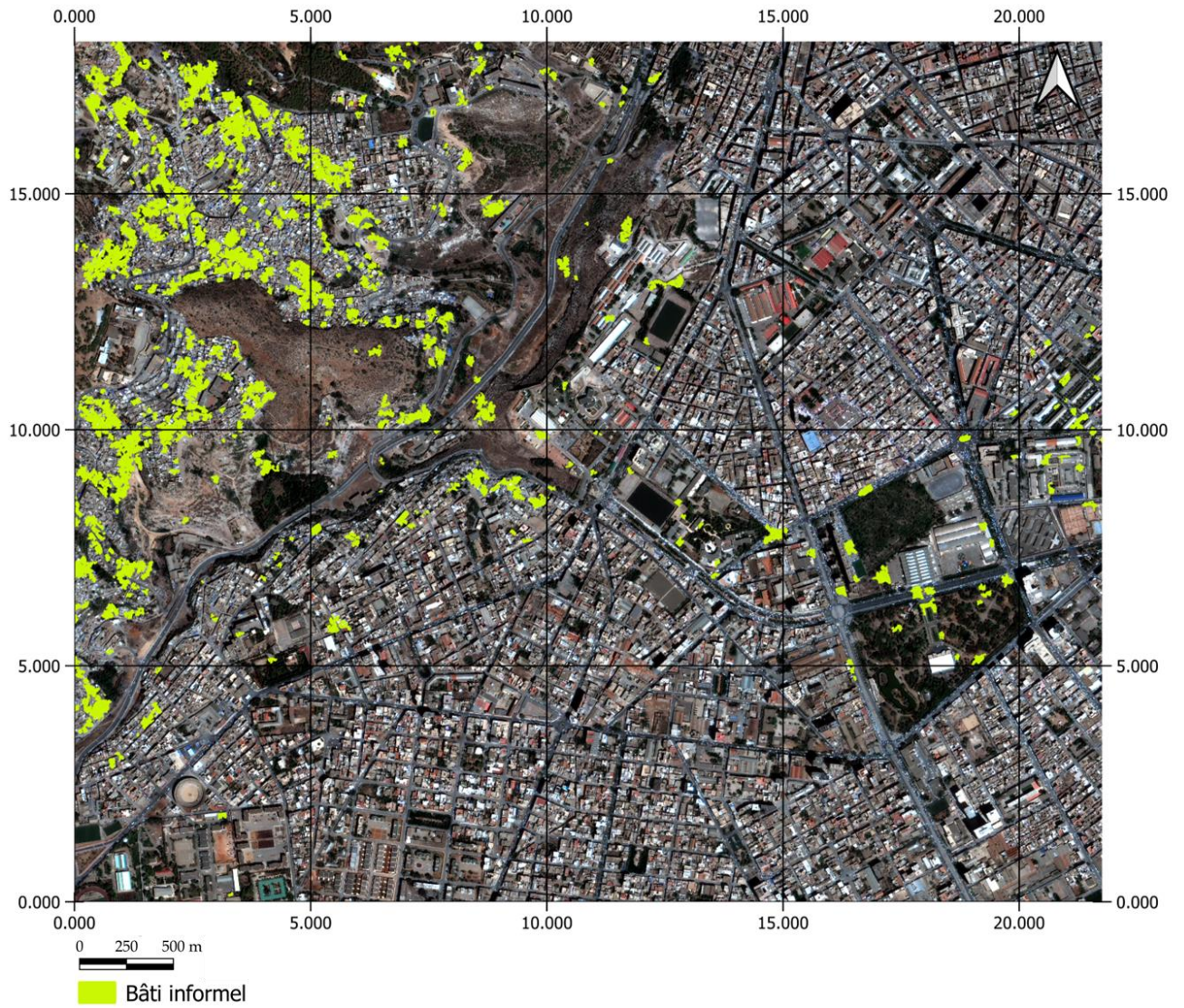


Figure 6- 19. Résultat final après filtrage selon le critère de hauteur du tissu urbain informel dans la zone1

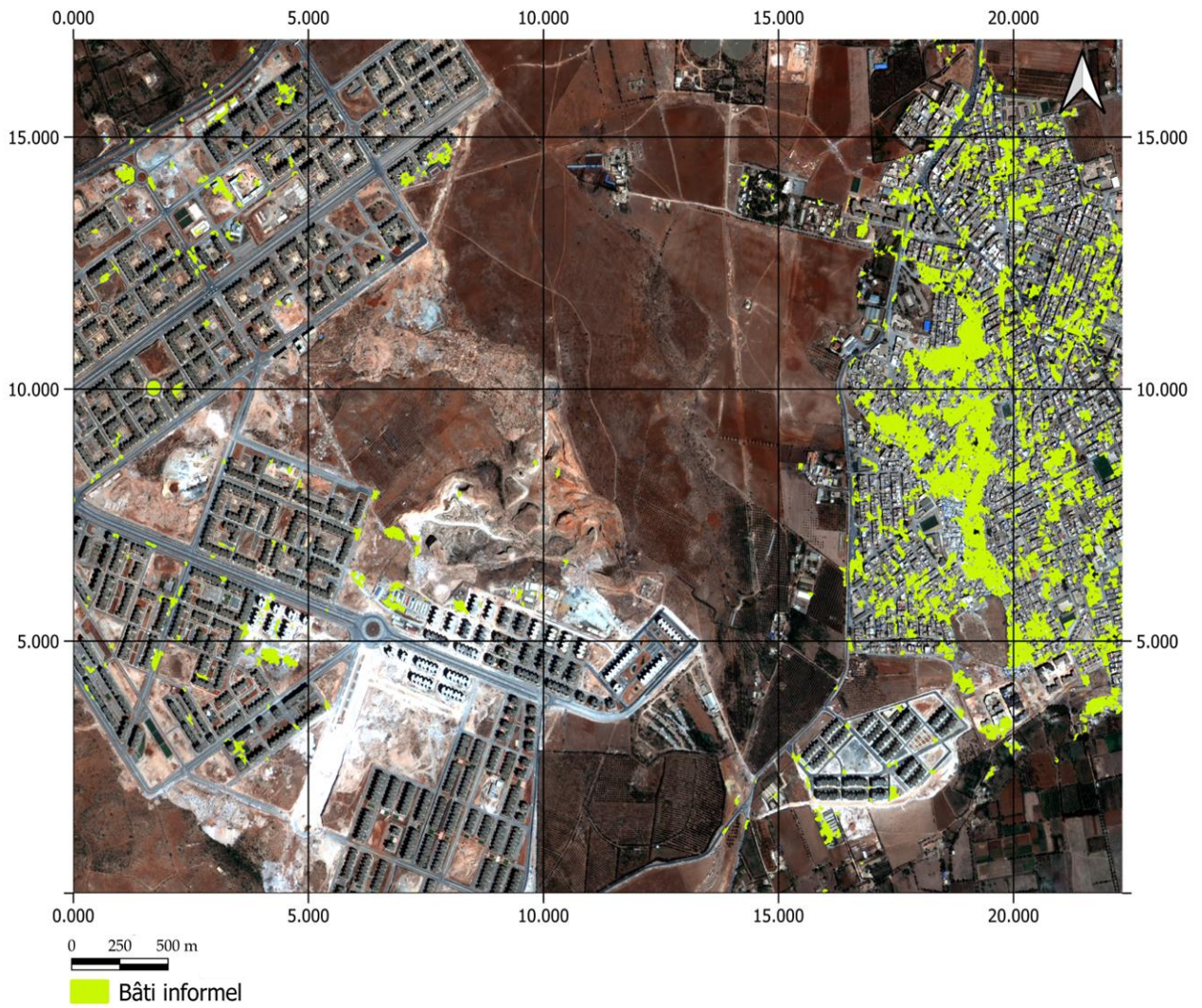


Figure 6- 20. Résultat final après filtrage selon le critère de hauteur du tissu urbain informel dans la zone2

L'ensemble des valeurs et observations des différentes étapes sont illustrées sur le Tableau 6-5.

Etapes de classification	Règles zone 1	Règles zone 2	Objectif
Etape 1	Superficie >40 000m ²	Superficie >10 000m ²	Garder les grandes surfaces
Etape 2	NDVI>0.22	NDVI>0.22	Séparer bâti/non bâti -
Etape 3	Complexité >0.5 Elongation<0.5	Complexité >0.28 Elongation<0.68	Garder les formes complexes et irrégulières
Etape 4	Nombre de segments>6 et Nombre de segments >9	Nombre de segments>6	Test sur nombre de segments - H3
	Ratio de fragmentation >60%	Ratio de fragmentation >60%	Ratio de fragmentation - H3
	Ratio de fragmentation >40%	Ratio de fragmentation >40%	Tissu urbain informel
Etape 5	MNH < 3 m	MNH < 3 m	Diminuer les confusions

Tableau 6- 8. Etapes de classification du tissu urbain informel.

Les différences et similarités dans les paramètres appliqués aux deux zones peuvent s'expliquer par les caractéristiques distinctes de chaque zone ainsi que par les objectifs de l'étude. Les similarités incluent l'utilisation d'un NDVI > 0,22 pour distinguer les zones bâties des non bâties, un ratio de fragmentation > 60% pour évaluer la dispersion des segments et identifier les habitats informels, et un MNH < 3 m pour diminuer les confusions liées à la hauteur des bâtiments. Ces critères universels sont efficaces pour les deux contextes. Les différences incluent la superficie minimale des grandes surfaces, avec un seuil de 40 000 m² pour la zone 1 et 10 000 m² pour la zone 2, reflétant des différences dans la taille typique des parcelles. La complexité et l'élongation sont également ajustées, avec la zone 1 utilisant un indice de complexité > 0.5 et une élongation < 0.5, tandis que la zone 2 utilise des seuils de 0.28 et 0.68, en raison des variations dans la structure des bâtiments. Enfin, la zone 1 impose un nombre de segments > 9 et un ratio de fragmentation > 60%, tandis que la zone 2 utilise > 6 segments et le même ratio, suggérant des perceptions différentes de la densité segmentaire et de la fragmentation des parcelles en fonction de la diversité des structures urbaines et de la répartition de l'espace.

6. 4 Conclusion

Notre étude s'est concentrée sur l'analyse et la classification des habitats formels et informels en utilisant des données géospatiales telles que les images stéréoscopiques Pléiades, les modèles numériques de terrain (MNT) et les modèles numériques de hauteur (MNH). L'objectif principal était d'extraire et de caractériser les habitats informels dans la région étudiée. Pour cela, nous avons exploité les données du MNT et DSM et utilisé les images

stéréoscopiques Pléiades pour pallier le manque de données sur les images ALSAT-2. Les données ont été prétraitées, corrigées, mosaïquées et fusionnées pour créer une image optimisée pour notre analyse.

Nous avons ensuite appliqué différentes méthodes de segmentation, telles que la croissance de région et le Meanshift, pour classifier les zones d'habitat formel et informel. Différentes combinaisons de paramètres ont été évaluées pour trouver la méthode et les paramètres optimaux produisant les meilleurs résultats de classification. En complément, des analyses supplémentaires, telles que le calcul de l'indice de dispersion et l'évaluation du MNH, ont été réalisées pour affiner nos résultats et vérifier la fiabilité de nos modèles. Ces analyses ont renforcé la confiance dans nos résultats et ont permis d'identifier d'éventuelles améliorations ou ajustements à apporter.

En conclusion, notre étude a abouti à la classification du tissu urbain informel avec un taux de classification de 75%. Ces résultats fournissent des informations cruciales pour la planification urbaine et la gestion des habitats informels à Oran. La méthode proposée, basée sur une approche déductive et à base de règles, combinée à une analyse orientée objet (OBIA), s'est révélée concluante, permettant une classification efficace malgré les défis posés par la complexité et l'hétérogénéité des environnements urbains. Ces résultats mettent en évidence la nécessité de méthodologies avancées, telles que l'utilisation de données à résolution plus fine, pour améliorer la précision des classifications urbaines et répondre efficacement aux défis de l'urbanisation rapide et des habitats informels en Algérie. Des travaux futurs devraient inclure des analyses plus approfondies et l'exploration d'autres méthodes de classification pour améliorer encore la précision de notre étude.

Conclusion générale et perspectives

Cette thèse a exploré en profondeur l'étalement urbain en Algérie, en se concentrant sur les villes d'Oran et de Tlemcen. En combinant diverses méthodologies telles que la télédétection, l'analyse spatiale et les techniques de classification avancées, nous avons cherché à comprendre les dynamiques urbaines complexes et les défis associés à l'urbanisation rapide et à la présence d'habitats informels. L'objectif principal de cette thèse était d'analyser l'étalement urbain à diverses échelles spatiales en examinant les évolutions dans l'occupation et l'utilisation des sols, tout en extrayant des données sur l'habitat informel. L'utilisation des images ALSAT-2 fournies par l'Agence Spatiale Algérienne a permis une cartographie précise de l'occupation des sols et de l'évolution urbaine. La classification par random forest (RF) a montré des résultats prometteurs avec une précision de 86% pour 2011 et de 93% pour 2018, permettant de suivre l'évolution des différentes classes d'occupation des sols et d'identifier des changements significatifs, tels que l'expansion urbaine et la transformation des zones forestières et des terres cultivées.

Un point central de notre analyse a été la caractérisation de la zone morphologique urbaine (ZMU) d'Oran, ainsi qu'une première tentative de classification des tissus urbains. En examinant les formes, les structures et les arrangements spatiaux, nous avons pu comprendre comment ces éléments interagissent pour former le tissu physique et visuel de la ville. L'analyse spectrale et texturale, ainsi que les tests de segmentation, ont été essentiels pour identifier les caractéristiques spécifiques et choisir la meilleure méthode de segmentation des îlots urbains. L'évaluation comparative de la ZMU d'Oran entre 2011 et 2018 a révélé une évolution significative vers des formes plus régulières et moins complexes en 2018. Cette évolution, et la transformation notable des zones rurales en zones résidentielles, reflète un développement urbain plus structuré et planifié. L'évaluation par les métriques d'écologie du paysage a montré une consolidation des zones urbaines, avec des patches plus grands et une connectivité accrue, indiquant une urbanisation croissante et un développement territorial intégré. Ces métriques peuvent être utilisées pour quantifier l'état initial des formes urbaines, elles peuvent être calculées chaque année pour suivre les changements et orienter les stratégies de planification urbaine. La méthode proposée pour créer la ZMU s'est avérée utile et adaptée pour comprendre et analyser les formes urbaines ainsi que leurs dynamiques à l'échelle de la ville. En offrant aux utilisateurs finaux un état initial (T₀), cette méthode permet d'établir une référence pour l'analyse des changements futurs.

Cependant, des défis ont été rencontrés lors de la classification des habitats en classes formelle et informelle. L'utilisation de données multispectrales à haute résolution (2,5 m) pour cette classification a rencontré des difficultés majeures. Bien que l'analyse des attributs texturaux et spectraux ait été approfondie, la distinction entre les habitats formels et informels s'est avérée complexe à cette résolution spatiale de 2,5 mètres. Nos résultats montrent qu'il est difficile de différencier les types de tissus urbains, surtout dans des environnements urbains denses et très hétérogènes. La classification supervisée appliquée à cette résolution a montré des résultats peu concluants avec des taux de bon classement très faibles et de nombreuses confusions. Ces résultats soulignent l'importance d'utiliser des données à résolution encore plus fine pour améliorer la précision de la classification. Suite à ces premiers résultats, nous

avons opté pour l'utilisation des images Pléiades avec une très haute résolution spatiale, ainsi que des données géospatiales telles que les images stéréoscopiques Pléiades, les modèles numériques du terrain (MNT) et les modèles numériques de hauteur (MNH).

Notre méthodologie a réussi à classifier l'habitat informel avec un taux de classification de 75%. Ces résultats fournissent des informations importantes pour la planification urbaine et la gestion des habitats informels à Oran. La méthode proposée, basée sur une approche déductive et à base de règles, combinée à une analyse orientée objet (OBIA), s'est révélée concluante. Elle a permis une bonne classification malgré les défis posés par la complexité et l'hétérogénéité des environnements urbains.

Cette étude a mis en évidence plusieurs avantages significatifs de la méthodologie utilisée. Les images ALSAT-2 et les méthodes de classification multi-échelles ont permis de mieux comprendre les dynamiques urbaines et d'offrir une cartographie précise et détaillée de l'occupation des sols et de l'étalement urbain. La méthode fondée sur une approche déductive basée sur des règles et l'analyse orientée objet (OBIA) a montré son efficacité pour caractériser et sélectionner les tissus urbains informels même dans des environnements urbains complexes et denses. L'utilisation des données Pléiades a fourni des informations essentielles pour la planification urbaine et la gestion des habitats informels. Ces résultats soulignent la nécessité de méthodologies avancées, telles que l'utilisation de données à résolution plus fine, pour améliorer la précision des classifications urbaines et répondre efficacement aux défis de l'urbanisation rapide et des habitats informels en Algérie. Les résultats de cette étude fournissent une base solide pour la compréhension et la gestion des dynamiques urbaines en Algérie. La recherche future devrait se concentrer sur l'amélioration des méthodologies et l'exploration de nouvelles approches pour répondre aux défis de l'urbanisation rapide et des habitats informels, contribuant ainsi à une meilleure gestion des ressources urbaines et à un développement urbain harmonieux et durable. Les perspectives de cette étude s'orientent vers l'intégration de techniques avancées pour améliorer l'analyse et la gestion des habitats informels. Une approche prometteuse consiste à utiliser des réseaux de neurones convolutionnels (CNN) pour la segmentation d'images à haute résolution, permettant ainsi une détection précise des zones urbaines informelles et une meilleure prise en compte de la complexité des structures. En complément, l'utilisation de réseaux antagonistes génératifs (GAN) pour la fusion de données multisources (satellite, LiDAR, photographies aériennes) pourrait permettre une modélisation plus réaliste et détaillée de l'évolution urbaine. Par ailleurs, des techniques d'apprentissage par renforcement pourraient être exploitées pour simuler et optimiser les stratégies de développement urbain durable, en tenant compte de l'évolution des habitats informels et des ressources disponibles. Ces méthodes de deep learning, combinées avec des systèmes d'information géographique (SIG), ouvrent la voie à une analyse plus dynamique et plus fine de l'urbanisation et des habitats informels, avec l'objectif d'intégrer ces zones dans un cadre de développement durable et intégré.

Cette étude offre des perspectives essentielles pour orienter les collectivités territoriales et améliorer les stratégies de planification urbaine en Algérie, face aux défis croissants de l'urbanisation rapide et de la prolifération des habitats informels. Les efforts à venir devront intégrer des données temporelles afin de mieux comprendre et gérer les dynamiques urbaines. Grâce aux résultats de cette étude, les responsables gouvernementaux seront en mesure de

prendre des décisions plus éclairées et de mettre en place des politiques visant à promouvoir une urbanisation durable tout en améliorant la qualité de vie des habitants

Références

- Aburas, M. M., Abdullah, S., Ramli, M. F., & Ash'aari, Z. H. (2015). Measuring Land Cover Change in Seremban, Malaysia Using NDVI Index. *Procedia Environmental Sciences*, 30, 238-243.
- Aguejda, R., & Hubert-Moy, L. (2016). Suivi de l'artificialisation du territoire en milieu urbain par télédétection et à l'aide de métriques paysagères. Application à une agglomération de taille moyenne, Rennes Métropole. *Cybergeo: European Journal of Geography, Cartografía, Iconografía, Didáctica*, documento 766, Publicado el 25 enero 2016.
- Aguilera, T. (2019). L'informalité urbaine aux marges de la connaissance. *Statistiques, cartographie et politiques des bidonvilles à Madrid. Anthropologica*.
- Alignier, A., & Aviron, S. (2017). Société Française d'Ecologie, Groupe thématique "Ecologie des Paysages" - Vue d'ensemble des acteurs de l'écologie des paysages en France. *Rencontres Ecologie des Paysages 2017, Oct 2017, Toulouse, France*. fhal-02735157f.
- Alparone, L., Aiazzi, B., Baronti, S., Garzelli, A., Nencini, F., & Selva, M., (2008). Multispectral and Panchromatic Data Fusion Assessment Without Reference. *ASPRS Journal of Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. 74. 193-200. 10.14358/PERS.74.2.193.
- Andan, E., & Routhier, J. (1995). Les formes de la croissance urbaine, Mai 1995 laboratoire d'économies des transport université lyon2.in <http://halshs.archives-ouvertes.fr.p1>.
- Apc oran <https://apc-oran.dz/>).
- Arama, Y. (2007). Péri-urbanisation, métropolisation, métropolisation et mondialisation des villes l'exemple de Constantine. Thèse de Doctorat.
- Arsanjani, J.J., Helbich, M., & Vaz, E.D.N. (2013). Spatiotemporal simulation of urban growth patterns using agent-based modeling: The case of Tehran. , 32, 33-42.
- Assefa, W.W., Eneyew, B.G., & Wondie, A. (2021). The impacts of land-use and land-cover change on wetland ecosystem service values in peri-urban and urban area of Bahir Dar City, Upper Blue Nile Basin, Northwestern Ethiopia. *Ecol Process* 10, 39, <https://doi.org/10.1186/s13717-021-00310-8>
- Atik, M., Bensaid, A., Bensafi, H., Bouslama, M., & Charef, M. (2020). Modélisation prédictive de l'étalement urbain des grandes métropoles du bassin méditerranéen sur l'espace agricole : application au secteur oriental de l'agglomération algéroise (Algérie). *Analele Universității București - Géographie*, 69, 80-105. ISSN: 1013-4115. Retrieved from <https://annalsreview.geo.unibuc.ro/2020/Atik.pdf>
- Barcelo, M. (1992). L'étalement urbain : qu'en est-il ? Le définir avant même de tenter de le gérer, in BUSSIERE Y., BONNAFOUS A., *Transport et étalement urbain : les enjeux, Actes du colloque éponyme*.

Bedidi, A., & Cervelle, B. Dynamique -temporelle de l'agglomération oranaise (Algérie) par télédétection et SIG.

Bekele, H. (2005). Urbanization and urban sprawl. Master of science thesis, no 294.

Bekkar, R. (1995). Les habitants bâtisseurs à Tlemcen, compétences et savoir-faire. In: Les Annales de la recherche urbaine, N°66. Régularisations de propriétés. pp. 61-71;doi : <https://doi.org/10.3406/aru.1995.1857>

Bendjelid, A. (1998). La fragmentation de l'espace urbain d'Oran (Algérie). Mécanismes, acteurs et aménagement urbain. Revue algérienne d'anthropologie et de sciences sociales.

Bendouina, K. (2008). Etalement Urbain évolution de l'urbaniste cas de la ville d'Oran, thèse de doctorat, université des sciences et de la technologie d'Oran.

Bendraoua, F., Bedidi, A., & Cervelle, B. (2011). Dynamique spatio-temporelle de l'agglomération oranaise (Algérie) par télédétection et SIG. Revue du comité français de cartographie, (209), 103-113. Retrieved from HAL Archives

Benlakhlef, B. L'aire métropolitaine, un nouveau champ d'analyse de la ville algérienne. L'exemple d'Annaba. 17.

Bensafir, Z. (2011). L'espace périurbain oranais et les « ZHUN », Cahiers Géographiques de l'Ouest, 2011.

Benslimane, M., Hamimed, A., El Zerey, W., Khaldi, A., & Mederbal, K. (2008). Analyse et suivi du phénomène de la désertification en Algérie du nord", Vertigo - la revue électronique en sciences de l'environnement [Online], Volume 8 Numéro 3. URL: <http://journals.openedition.org/vertigo/6782>; DOI: <https://doi.org/10.4000/vertigo.6782>

Bentkhici, N., & Yousfi, D. (2013). Analyse de l'étalement urbain de la ville de Mostaganem à l'aide des données satellites multi-dates. Bulletin des sciences géographiques n °28.

Benzeniar, H. (2021). In-orbit results from the attitude determination and control system of ALSAT-2B. The Aeronautical Journal. 125. 1-26. 10.1017/aer.2021.48.

Bessenouci E. (2012), Tlemcen Histoire et mémoire, Volume 1, numéro 1, pages 291-303

Billen, R. (2000). Géométrie de la spatiocarte : correction et validation. Bulletin de la société Géographique de Liège, 38, 2000/1, 25-42.

Bodo, T. (2019). Rapid Urbanisation: Theories, Causes, Consequences and Coping Strategies, Annals of Geographical Studies Volume 2, Issue 3, PP 32-45 ISSN 2642-9136

Boukhabla M., cours urbanisme, 2011.

Breiman L. (2001). Random Forests. pixel, 45, 5-32.

Breiman, L. (2001). Random Forests. Machine Learning, 45, 5-32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>.

Bruegmann R., (2005). Sprawl: A Compact History, USA: The University of Chicago Press.

- Chen, M., & Ye, C. (2014). Differences in Pattern and Driving Forces between Urban and Rural Settlements in the Coastal Region of Ningbo, China. *Sustainability*, 6, 1848–1867.
- Chi, Y., Sun, J., Liu, W., Wang, J., & Zhao, M. (2019). Mapping coastal wetland soil salinity in different seasons using an improved comprehensive land surface factor system. *Ecological Indicators*, 107, 105517.
- Chiusano, K. (2023). La rénovation urbaine, un levier pour les transitions. *Les Cahiers du Développement Social Urbain*, 77, 35-36. <https://doi.org/10.3917/cdsu.077.0035>.
- Clavé-Mercier, A., & Olivera, M. (2021). Habitats informels et migrations: 10 ans de résorption des bidonvilles en France (2011-2021). *Revue.org*. Retrieved from <https://journals.openedition.org/samaj/7745>.
- Darren, H., Mohd Hasmadi, I., Farrah Melissa M., & Alias, A. (2021). Evaluating the impacts of land use/land cover changes across topography against land surface temperature in Cameron Highlands. *PloS one*. 16. e0252111. [10.1371/journal.pone.0252111](https://doi.org/10.1371/journal.pone.0252111).
- Dechaichia, I. A., Ahmad, B., & Dar, M. A. (2014). Flood risk analysis: Causes and landscape-based mitigation strategies in Dire Dawa city, Ethiopia. *Geoenvironmental Disasters*, 1(1), 1-11. <https://doi.org/10.1186/s40677-014-0005-6>
- Dechaicha, A., Alkama, D. (2020). La détection du changement de l'usage du sol urbain au bas-sahara algérien : apport de la télédétection spatiale et des SIG. Cas de la ville de Biskra (Algérie). *Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection*.
- Dehghan, H., & Soille, P. (2022). Mathematical morphology: From theory to applications in image and signal processing. *Journal of Geophysical Research*, 14(5), 1150-1162. <https://doi.org/10.1093/jge/ggac1150>
- Diédhiou, I., Mering, C., Sy, O., Sané, T. (2020). Cartographie par télédétection l'occupation du sol et ses changements », *EchoGéo [En ligne]*, 54 | 2020, mis en ligne le 31 décembre 2020, consulté le 08 décembre 2023. URL : <http://journals.openedition.org/echogeo/20510> ; DOI : <https://doi.org/10.4000/echogeo.20510>
- Dipti, P., & Mridula, J. (2011). Feature based segmentation of color textured images using GLCM and markov random field model. *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 77, 108-113.
- Djebli, H. (2013). La mosaïque d'images. Mémoire de magister. Ecole Nationale Supérieure d'Informatique.
- Djerriri, K. (2012). Object-based Image Analysis and Data mining for Building Ontology of Informal Settlements, *Proc. SPIE 8537, Image and Signal Processing for Remote Sensing XVIII*, 85371I.
- Du, S., Zhang, F., & Zhang, X. (2015). Semantic Classification of Urban Buildings Combining VHR Image and GIS Data: An Improved Random Forest Approach. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 105, 107–119.
- Dubois-Taine, G., & Chalas, Y. (2000). *La ville émergente*, Paris, L'Aube, 232 p.

- Duda, R., Hart, P. & Stork, D. G. (2000) *Pattern Classification*. Wiley, New York
- Duque, J., Patino, J., & Betancourt, A. (2017). Exploring the Potential of Machine Learning for Automatic Slum Identification from VHR Imagery. *Remote Sensing*9, no9, 895. <https://doi.org/10.3390/rs9090895>
- Elodie, Ruch & Serradj, Aziz. (2016). Evolution spatiotemporelle de la tache urbaine à l'aide de cartes anciennes, d'images satellitaires et des Systèmes d'Information Géographique : le cas de Blida en Algérie. *géomatique expert*. 34-49.
- Tabourin, É., Andan, O., & Routhier, J.-L. (1995). Les formes de la croissance urbaine. *Revue du comité français de cartographie*. Retrieved from HAL Archives. European Environment Agency. (2006). *Urban sprawl in Europe: The ignored challenge*. European Commission. Retrieved from http://www.eea.europa.eu/publications/eea_report_2006_10.
- Fekih, K.(2017). *Comment la mobilité a généré les dynamiques urbaines, cas de la ville de Tlemcen*. Mémoire de magister, université de Tlemcen.
- Foody, G.M.; Mathur, A.; Sanchez-Hernandez, C.; & Boyd, D.S. Training set size requirements for the classification of a specific class. *Remote Sens. Environ.* 2006, 1, 1-14.
- Georgescu, B., Shimshoni, I., & Meer, P. (2003). Meanshift based clustering in high dimensions: A texture classification example. *Proceedings of the Ninth IEEE International Conference on Computer Vision*, 456-463.
- Gharbi-Abdellilah R. (2012). *Ville, acteurs sociaux et rapports à l'espace urbain*, thèse de doctorat en sociologie urbaine.
- Gilbertson, J.K. (2017). Effect of pansharpening multi-temporal Landsat 8 imagery for crop type differentiation using different classification techniques *Comput. Electron. Agric.*
- Gonzales, R. C., & Woods, R. E. (2002). *Digital Image Processing*. Prentice Hall.
- Hadjou, Z., Kerouicha, Y., & Rahal, F. (2015). *Le réaménagement de la mobilité dans le quartier de Gambetta à Oran, un prototype pour la lutte contre les gaz à effet de serre et le changement climatique*.
- Hallada, W. A., & Cox. S. (1983). Image Sharpening for Mixed Spatial and Spectral Resolution Satellite Systems. *Proceedings of the 17th International Symposium on Remote Sensing of Environment*, Ann Arbor, MI, 1023-1032.
- Hamma, W., Djedid, A., & Ouissi, M. N. (2016). *Délimitation du patrimoine urbain de la ville historique de Tlemcen en Algérie*.
- Hastie, T., Tibshirani, R. & Friedman, J. H. (2001). *The Elements of Statistical Learning : Data Mining, Inference and Prediction*. Springer Verlag.
- Hecht, R., Herold, H., Meinel, G., & Buchroithner, M.(2013). Automatic derivation of urban structure types from topographic maps by means of image analysis and machine learning, *26th International Cartographic Conference*.

- Heinrigs, P. (2020). Africapolis: understanding the dynamics of urbanization in Africa, *Field Actions Science Reports*, Special Issue 22 | 2020, 18-23.
- Hilal, M., Cavailhès, J., Brossard, T., Joly, D., & Tourneux, F. (2008). Les métriques paysagères utilisées pour déterminer le prix des paysages. 2. Journées de recherches en sciences sociales, Dec 2008, Lille, France. http://thema.univ-fcomte.fr/paysage-eco/rappdf/Hilal_INRA_SFER.pdf. fahal-02752985f.
- Hochreiter, S. (2014). *Supervised Techniques*. Institute of Bioinformatics, Johannes Kepler University Linz
- Hofmann, P., Strobl, J., Blaschke, T., Kux, H. (2006). Detecting Informal Settlements from Quickbird. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*.
- Huang, C., Davis, L.S., & Townshend, J.R.G. (2002). An Assessment of Support Vector Machines for Land Cover Classification. *Int. J. Remote Sens.*, 23, 725–749.
- Huang, C., Davis, L.S., & Townshend, J.R.G.(2002). An assessment of support vector machines for land cover classificatio. *International journal of remote sensing*, 23.4, p.725-749.
- Jain., A.K. (2010). Data clustering: 50 years beyond K-means, *Pattern Recognition Letters*.
- Jayanthi, J., & Maheswari, P.U. Comparative study: enhancing legibility of ancient Indian script images from diverse stone background structures using 34 different pre-processing methods. *Herit Sci* 12, 63 (2024). <https://doi.org/10.1186/s40494-024-01169-6>
- Jolliffe, I. T. (2002). *Principal Component Analysis for Special Types of Data*. Springer.
- Jones, S., Wallace, L., & Mitchell, D. (2022). Combining object-based machine learning with long-term time-series analysis for informal settlement identification. *Remote Sensing*, 14(5), 1226. <https://doi.org/10.3390/rs14051226>.
- Kadri, Y., & Madani, M. (2015). L'agglomération oranaise (Algérie) entre instruments d'urbanisme et processus d'urbanisation, *Echo G2o*, 34.
- Karakayacı, Z. (2016). The concept of urban sprawl and its causes. *The Journal of International Social Research* 9, 815-815.
- Karimi, Z.(2021). Confusion matrix.
- Kettaf, F. (2013). *La fabrique des espaces publics : conceptions, formes et usages des places d'Oran (Algérie)*, thèse de doctorat.
- Khodja, A. (2015). *Le mode de composition urbaine dans le document d'urbanisme (POS) la cas d'Oran*, mémoire de magister.
- Kuffer, M., Pfeffer, K.; Sliuzas, R.(2016). Slums from Space – 15 Years of Slum Mapping Using Remote Sensing. *Remote Sens.* 8, 455.
- Kuffer, M., Wang, J., Nagenborg, M. et al. (2018b). The scope of earth-observation to improve the consistency of the SDG slum indicator. *ISPRS Int. J. GeoInf.* 7 (11): 428.

laboratoire d'économies des transport université lyon2.in <http://halshs.archives-ouvertes.fr.p1>.

Lagabrielle, E., Metzger, P., Martignac, C., Lortic, B. (2007). Les dynamiques d'occupation du sol à la Réunion (1989-2002). *M@ppemonde*, 2007, 86-2, pp.1-23. fhal-03817328

Lakjâa, A. (2009). Les périphéries oranaises : Urbanité en émergence et refondation du lien social. *Les Cahiers d'EMAM*, 18, 29-44. <https://doi.org/10.4000/emam.184>

Landis, J. R., & Koch, G. G. (1977). The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data. *Biometrics*, 33(1), 159-174. <https://doi.org/10.2307/2529310>

Laques, A., Mitja, D., Delaître, E., Cordeiro Thales, M., Izildinha de Souza, M, Coelho, R., and Neiva Sampaio, S. (2012). Spatialisation de la biodiversité en Amazonie brésilienne pour appréhender l'influence de la colonisation des terres et des politiques publiques. *Vertigo - la revue électronique en sciences de L'environnement*. <http://journals.openedition.org/vertigo/12501>; DOI:<https://doi.org/10.4000/vertigo.12501>.

Laugier R.(2012). L'étalement urbain en France. Synthèse documentaire. Centre de ressources documentaires.

Lauginie Lienou, M. (2009). Apprentissage automatique des classes d'occupation du sol et représentation en mots visuels des images satellitaires. Thèse, Télécom ParisTech.

Lekehal, A. L'urbanisation en Algérie : un essai de bilan statistique. In: *Villes Algériennes en parallèle*, n°36-37, décembre 2003. pp. 72-89;

Leonita, G., Kuffer, M., Sliuzas, R., & Persello, C. (2018). Machine Learning-Based Slum Mapping in Support of Slum Upgrading Programs: The Case of Bandung City, Indonesia. *Remote Sensing*, 10(15), 1522.

Loveland, T.R. (2000). Development of a global land cover characteristics database and IGBP DISCover from 1km AVHRR data. IN : *International Journal of Remote Sensing*, 21-7, p.1303-1330.

Ma, J., Cheng, J.C., Jiang, F., Chen, W., Zhang, J. (2020). Analyzing driving factors of land values in urban scale based on big data and non-linear machine learning techniques *Land Use Policy*, 94 (2020), Article 104537.

Marceau, D. J., Howarth, P. J. et Gratton, D. J. (1992). Étude du contenu spectral et spatial d'images numériques et de l'impact sur la classification automatisée d'un couvert forestier.

Marega, O., San Emeterio, J., Fall, A., Andrieu, J. (2021). Cartographie par télédétection des variations spatio-temporelles de la couverture végétale spontanée face à la variabilité pluviométrique au Sahel : approche multiscalaire », *Physio-Géo [En ligne]*, Volume 16 | URL : <http://journals.openedition.org/physio-geo/11977> ; DOI : <https://doi.org/10.4000/physio-geo.11977>

Maricato, E. (2000). Urbanismo na periferia do mundo globalizado: metrópoles brasileiras. *São Paulo em Perspectiva*, 14(1), 21-33.

- Mebirouk, H. (2018). Enjeux et instruments d'une politique urbaine, le logement évolutif comme alternative au quartier informel de Sidi-Harb d'Annaba (Nord-Est Algérien). *Cahiers de géographie du Québec*, 62(177), 445–458. <https://doi.org/10.7202/1068742ar>
- Missoumi, M. (2020). Périurbanisation à l'épreuve de l'intercommunalité dans les villes algériennes : cas d'Oran, Thèse de doctorat.
- Michel, J., Youssefi, D., Grizonnet M. (2015). Stable mean-shift algorithm and its application to the segmentation of arbitrarily large remote sensing images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*.53(2):952-964. doi:10.1109/TGRS.2014.2330857
- Missoumi, A., Desponds, D., Hadeid, M. (2018). Suivi de l'évolution de la tache urbaine à travers la classification multitudes de l'indice de cuirasse. Le cas d'Oran (Algérie) de 1987 à 2016. *Photo-Interprétation. European Journal of Applied Remote Sensing (PIEJARS)*, 54 (3-4). (hal-02013114)
- Mostari, A., Benabdeli, K., Ferah, T. (2021). Assessment of the impact of urbanisation on agricultural and forest areas in the coastal zone of Mostaganem, (western Algeria). *Ekológia (Bratislava)*, Vol. 40, No. 3, p. 230–239.
- Mubako, S. T., et al. (2018). Evaluating satellite imagery-based land cover classification methods. *Land*, 7(3), 103. <https://doi.org/10.3390/land7030103>
- Munyati, C.; Motholo, G.L. Inferring urban household socio-economic conditions in Mafikeng, South Africa, using high spatial resolution satellite imagery. *Urban Plan. Trans. Res.* 2014, 2, 57–71. [CrossRef].
- Nechbya T, Walsh J, Randall P. (2004). Urban Sprawl, *Journal of Economic Perspectives*, S. 18, s. 177-200
- Nedjai R., Bensaid A., Tuan V. N, Haouchiche A, Nasredine M. N., 2016, " Application of Remote Sensing and GIS to Assess the Construction Pressure on the Environment of Algiers (Algeria) During the Three Last Decades and Their Evolution by the Use of Markov Chain", *Journal of Remote Sensing & GIS*, Vol.5, Issue 2.10000161
- Nemmour H, Chibani Youcef. (2012). Support Vector Machines for Automatic Multi-class Change Detection in Algerian Capital Using Landsat TM Imagery. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*. 38. 585-591. 10.1007/s12524-011-0060-z.
- Nemouchi, H., Zeghiche, A. (2021). Oran: des terres agricoles sacrifiées pour un urbanisme sauvage », *Belgeo*.
- Noor, N.M., Rosni, N.A. (2013). Determination of spatial factors in measuring urban sprawl in Kuantan using remote sensing and GIS. *Proc Soc Behav Sci* 85:502–512
- OCDE, (2020). *Africapolis, une nouvelle géographie urbaine de l'Afrique*. Confins [Online], 46 | 2020, posto online no dia 29 junho 2020, consultado o 21 setembro 2023. URL: <http://journals.openedition.org/confins/31552>; DOI: <https://doi.org/10.4000/confins.31552>
- ONS, 2008. Office nationale des statistiques.

- Osman, T., Divigalpitiya, P., Arima, T. (2016). Driving factors of urban sprawl in Giza Governorate of Greater Cairo Metropolitan Region using AHP method. *Land Use Policy* 2016, 58, 21–31.
- Palsson, F., Sveinsson, J. R. , Ulfarsson, M. O., Benediktsson, J. A. (2015). Model-based fusion of multi-and hyperspectral images using PCA and wavelets. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 53, no. 5, pp. 2652–2663, 2015, doi: 10.1109/TGRS.2014.2363477.
- Paramasivam, Balamurugan & Arumugavelu, Illanthirayan. (2020). Urban Sprawl. 10.5772/intechopen.92383.
- Passy, P. (2024). Briques de géomatique.
- Pelletier, C. (2017). Cartographie de l'occupation des sols à partir de séries temporelles d'images satellitaires à hautes résolutions. Thèse de doctorat, Université de Toulouse.
- Pelletier, C., Valero, S., Innes, J. L. (2017). The use of the confusion matrix to assess the accuracy of spatial simulation models. *Ecological Modelling*, 204(3-4), 303-309. DOI:10.1016/j.ecolmodel.2007.01.013
- Pereira , E, T., Filho M, Simoes M,. (2022). Automatic detection of deprived urban areas using Google Earth™ images of cities from the Brazilian semi-arid region, urbe. *Revista Brasileira de Gestão Urbana*, vol. 14, pp. 1-16.
- Petremand, M., Louys, M., Collet, C., & Flitti, F. (2005). Représentation couleur d'images multispectrales astronomiques - Color display for multiwavelength astronomical images. *Traitement du Signal*, 21(5).
- Puissant, A., Lachiche, N., Skupinski, G, Braud, A., Perret, J.(2011). Classification et évolution des tissus urbains à partir de données vectorielles. *Revue Internationale de Géomatique*, 2011, 21 (4), pp.513-532. ff10.3166/RIG.15.513-532ff. ffhal-03766249f
- Rahal F., Hadjou Z., Blond N., Aguejdad R. (2018). Croissance urbaine, mobilité et émissions de polluants atmosphériques dans la région d'Oran, Algérie", *Cybergeog: European Journal of Geography [Online]*, Cartography, Images, GIS, document 850.
- Rahal, F., Hadjou, Z., Blond, N., Aguejdad, R. (2018). Croissance urbaine, mobilité et émissions de polluants atmosphériques dans la région d'Oran, Algérie », *Cybergeog : European Journal of Geography [En ligne]*, Cartographie, Imagerie, SIG, document 850, DOI : 10.4000/cybergeog.29111.
- RGPH 2008, Recensement Général de la Population et de l'Habitat – 2008 –
- Richards, J.A. (1986). Supervised Classification Techniques. In: *Remote Sensing Digital Image Analysis*. Springer, Berlin, Heidelberg.
- Robert, C. L'apprentissage automatique, une perspective probabiliste. *Chance* 20142014, 27, 62-63.

Rougier, S. (2016). Zarah Servadio. Apports de l'imagerie à haute résolution couplées à des données géographiques multi-sources pour l'analyse des espaces urbains. Thèse de doctorat. Laboratoire Image, Ville et environnement. Université de Strasbourg.

Ruch E., Serradj A. (2016). Evolution spatiotemporelle de la tache urbaine à l'aide de cartes anciennes, d'images satellitaires et des Systèmes d'Information Géographique : le cas de Blida en Algérie".

Sahraoui, L., Bada, Y. (2021). La planification urbaine et la gestion foncière en Algérie : quelle durabilité ? Cas de la ville de Blida. *Cybergeo : European Journal of Geography* [En ligne], Aménagement, Urbanisme, document 968.

Saidi Y, N., Mouaziz B, N. (2022). Les immeubles de rapport à Tlemcen, un patrimoine en péril. 10. 149 - 169.

Sangnier, M. (2015). Outils d'apprentissage automatique pour la reconnaissance de signaux temporels. Apprentissage [cs.LG]. Université de Rouen, 2015. Français. ffNNT : 2015ROUES064ff. fftel-02269592f

Sapucci, G.R., Negri, R.G.(2019). Hierarchical clustering and stochastic distance for indirect semi-supervised remote sensing image classification. *SN Appl. Sci.* 1, 272. <https://doi.org/10.1007/s42452-019-0278-x>

Schaaf, C., Strahler, A., Hodges, J., Gao, F., Reed, B., Huete, A., Zhang, X., & Friedl, M. (2003). Monitoring vegetation Phenology using MODIS. *Remote Sensing of Environment*, 84, 471-475.

Schlaepfer, R. (2006). Conservation de la biodiversité biologique Utilisation de métriques paysagères. Ecole polytechnique polyvalente de Lausanne.

Sebari, I., Morin, D. (2010). Développement et défis de la télédétection urbaine. *Cahiers de géographie du Québec*, 54(151), 117-132. <https://doi.org/10.7202/044369ar>

Sensier, J. Nouvelles dynamiques d'urbanisation en périphérie des villes brésiliennes : le cas d'un quartier de grands ensembles populaires dans la banlieue de São Paulo. *Sciences de l'Homme et Société*. 2015. ffdumas-01266798f

Senthilnath, J., Kumar, D., Benediktsson, J.A., Zhang, X.(2016). A novel hierarchical clustering technique based on splitting and merging. *International Journal of Image and Data Fusion*. V.7, n01, p-19-41. Taylor and Francis.

Serrano, J.(2005). Quel équilibre entre urbanisation et préservation des espaces agricoles périurbains ? Le cas d'une agglomération moyenne, *Développement durable et territoires*, Dossier 4 - La ville et l'enjeu du Développement Durable, <http://developpementdurable.revues.org/1605>], 11 p.

Servadio, Z. (2011). Apports de l'imagerie à haute résolution spectrale et spatiale dans les bilans de volume et bilans radiatifs au Piton de La Fournaise. *Sciences de la Terre*. Université de la Réunion, 2011.

Shettigara, V.K., 1992. A generalized component substitution technique for spatial enhancement of multispectral images using a higher resolution data set. *Photogrammetric*

Smail, F. (2017). Ressources en eau et urbanisation cas du groupement urbain Tlemcen, mémoire de magister, université de Tlemcen.

Smith, J., Johnson, A., & Brown, L. (2017). Development of an automated algorithm for the detection of informal urban settlements. *Journal of Urban Planning and Development*, 143(2), 123-135. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)UP.1943-5444.0000376](https://doi.org/10.1061/(ASCE)UP.1943-5444.0000376)

Springer: Berlin, Germany, 2008; pp. 531–553.

Sylla, D. (2022). Introduction de l'anacardier en zone soudanienne et évaluation de son impact sur la dynamique de l'occupation des sols de 1986 à 2022 (Côte d'Ivoire). *International Journal of Advanced Research (IJAR)*.

Taubenböck, H., Weigand, M., Esch, T., Staab, J., Wurm, M., Mast, J., & Dech, S. (2019). A new ranking of the world's largest cities – Do administrative units obscure morphological realities?. *Remote Sensing of Environment*, 232, 111353.

Taubenböck, H., Debraya, H., Qiub, C., Schmittb, M., Wang, Y., & Zhua, X. (2020). Seven city types representing morphologic configurations of cities across the globe.

Trache, S.M. (2011). Mobilités résidentielles et périurbanisation dans l'agglomération oranaise, Thèse de doctorat en géographie, université d'Oran.

Trisciuglio, M., Barosio, M., Ricchiardi, A., Tulumen, Z., Crapolicchio, M., & Gugliotta, R. (2021). Transitional Morphologies and Urban Forms: Generation and Regeneration Processes – An Agenda. *Sustainability*, 13(11), 6233. <https://doi.org/doi:10.20944/preprints202104.0037.v1>

Turmine, V., Binet, T., Failler, P. (2011). L'usage de la télédétection pour l'évaluation économique des écosystèmes marins : application à l'aire marine protégée de Tristão en Guinée. *Vertigo - la revue électronique en sciences de l'environnement*, Volume 11 Numéro 3 | décembre 2011, Online since 18 September 2012, connection on 12 October 2023. URL: <http://journals.openedition.org/vertigo/12234>; DOI: <https://doi.org/10.4000/vertigo.12234>

UN -HABITAT, Issue Papers 22 – Informal Settlements. In *Proceedings of the United Nations*.

UN-Habitat (2018). SDG Indicator 11.1.1 Training Module: Adequate Housing and Slum Upgrading. United Nations Human Settlement Programme (UN-Habitat), Nairobi.

UN-Habitat. (2015). *Informal Settlements*; UN-Habitat: New York, NY, USA, pp. 1–8.

Valle, M.E. Reduced Dilation-Erosion Perceptron for Binary Classification. *Mathematics* 2020, 8, 512. <https://doi.org/10.3390/math8040512>.

Vapnick, V. N. (1995). *The Nature of Statistical Learning Theory*. Springer Verlag New York.

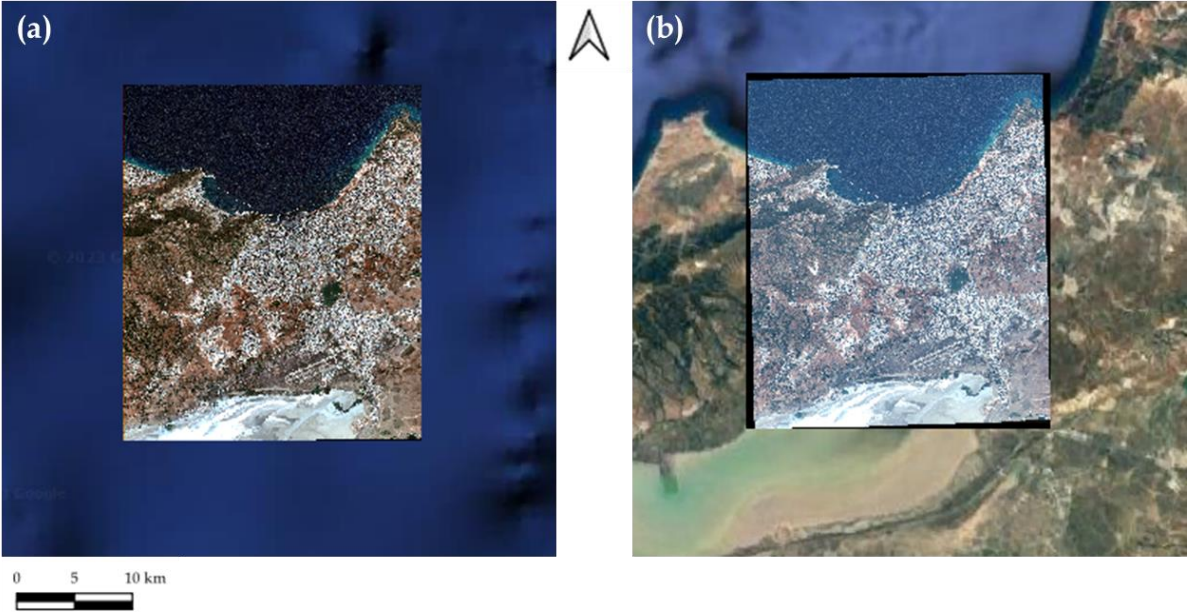
Vapnick, V. N. (1995). *The Nature of Statistical Learning Theory*. Springer Verlag New York.

- Vázquez-Jiménez, R., Romero-Calcerrada, R., Ramos-Bernal, R. N., Arrogante-Funes, P., & Novillo, C. J. (2021). An Alternative Method for the Generation of Consistent Mapping to Monitoring Land Cover Change: A Case Study of Guerrero State in Mexico. *Land*, 10(7), 731.
- Costemalle, V., Oujia, S., Guillot, C., & Chauvet, A. (2020). Le zonage en unités urbaines. Document de travail, INSEE.
- Wang, S., Cao, J. (2021). AI and deep learning for urban computing. *Urban Informatics*, 815-844.
- Wendl, C., Bris, A. L., Chehata, N., Puissant, A., Postadjan, T. (2018). Decision Fusion of Spot6 And Multitemporal Sentinel2 Images For Urban Area Detection," *IGARSS 2018 - 2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Valencia, Spain, 2018, pp. 1734-1737, doi: 10.1109/IGARSS.2018.8517476.
- Wilson, H.G., Boots, B., Millward, A. (2002). A comparison of hierarchical and partitional clustering techniques for multispectral image classification. 1624 - 1626 vol.3. 10.1109/IGARSS.2002.1026201.
- Wurm, M., Weigand, M., Schmitt, A., Geiß, C.; Taubenböck, H.(2017). Exploitation of textural and morphological image features in Sentinel-2A data for slum mapping. In *Proceedings of the 2017 Joint Urban Remote Sensing Event (JURSE)*, Dubai, UAE.
- Xu, H. A. (2013). Remote sensing urban ecological index and its application. *Acta Ecologica Sinica*, 33, 7853-7862.
- Yahiaoui, I., Bradaï, A., Douaoui, A., Abdennour, M. (2021). Performance of random forest and buffer analysis of Sentinel-2 data for modelling soil salinity in the Lower-Chelif plain (Algeria), *International Journal of Remote Sensing*, 42:1, 148-171, DOI: 10.1080/01431161.2020.1823515 .
- Yang, J., Rahardja, S., & Fränti, P. (2021). Mean-shift outlier detection and filtering. *Pattern Recognition*.
- Yong, G., Hexiang, B., Jinfeng, W., Feng, F. (2012). Assessing the quality of training data in the supervised classification of remotely sensed imagery: a correlation analysis. *Journal of Spatial Science*. 57. 10.1080/14498596.2012.733616.
- Zakari S. (2018). Application de la télédétection et du SIG au suivi des formations végétales. *European Scientific Journal*, 14(15), 450-465. <https://doi.org/10.19044/esj.2018.v14n15p450>.
- Zebhi, S., Aghabozorgi, S., Masoud, R., Sadeghi, M. (2012). Image Fusion Using Pca in Cs Domain. *Signal & Image Processng*. 3.
- Zeng, Y., Xu, Y., Li, S., He, L., Yu, F., Zhen, Z., & Cai, C. (2012). Quantitative analysis of urban expansion in central China.
- Zhou, J., D.L. Civco et J.A. Silvander, (1998). A wavelet transform method to merge Landsat TM and SPOT panchromatic data, *International Journal of Remote Sensing*, vol. 19, N°4 : 743-757.

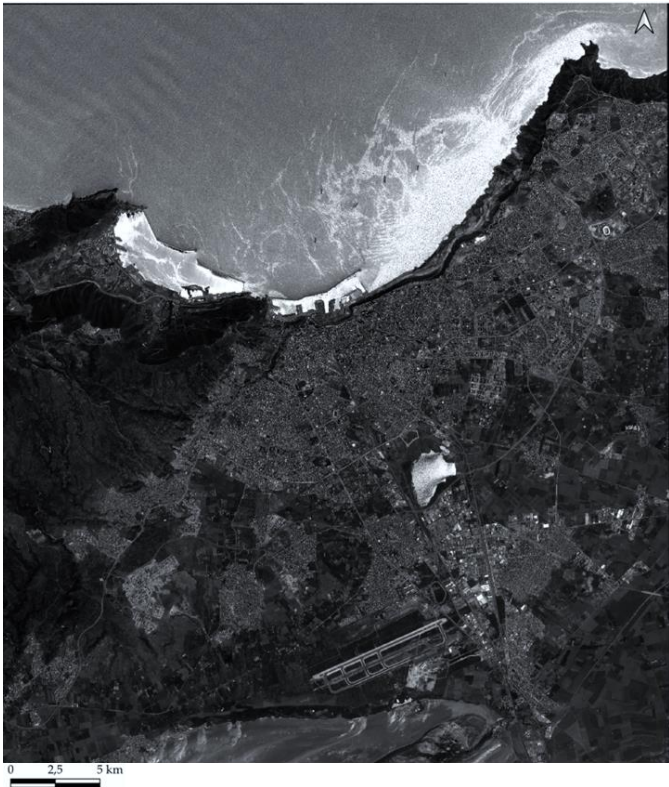
Zouad, R., Remmas M A, Hamidi Z.(2019). Diagnostic marketing territorial de la wilaya d'Oran. Revue Internationale du Marketing et Management Stratégique, Volume 1, N°1, Janvier-Mars 2019 Page 123.

Annexe A

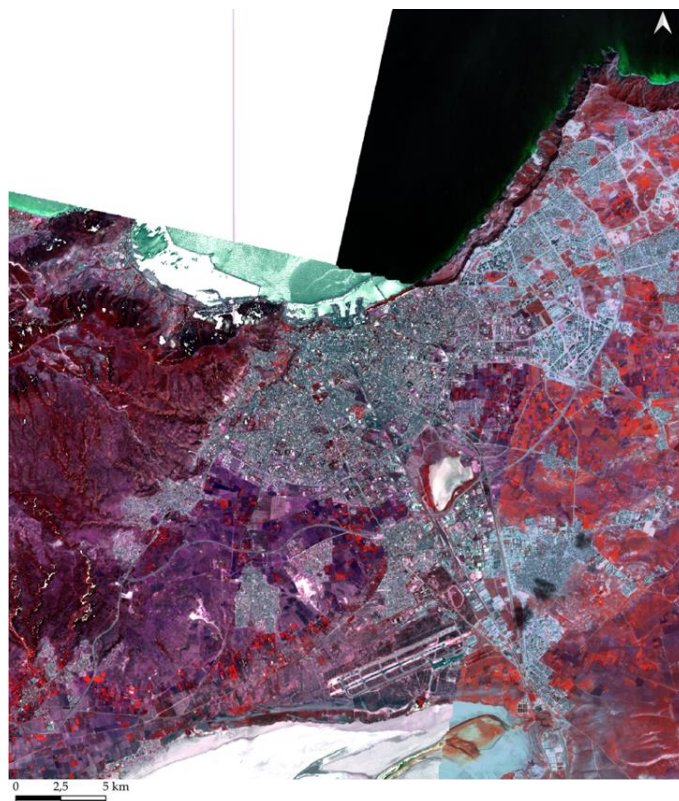
1. (a) Image ALSAT -2A couvrant la région Ouest d'Oran avant ortho rectification (b) Images Pléiades après ortho rectification.



2. Etape de mosaïquage de l'image ALSAT-2 Pan d'Oran de 2018



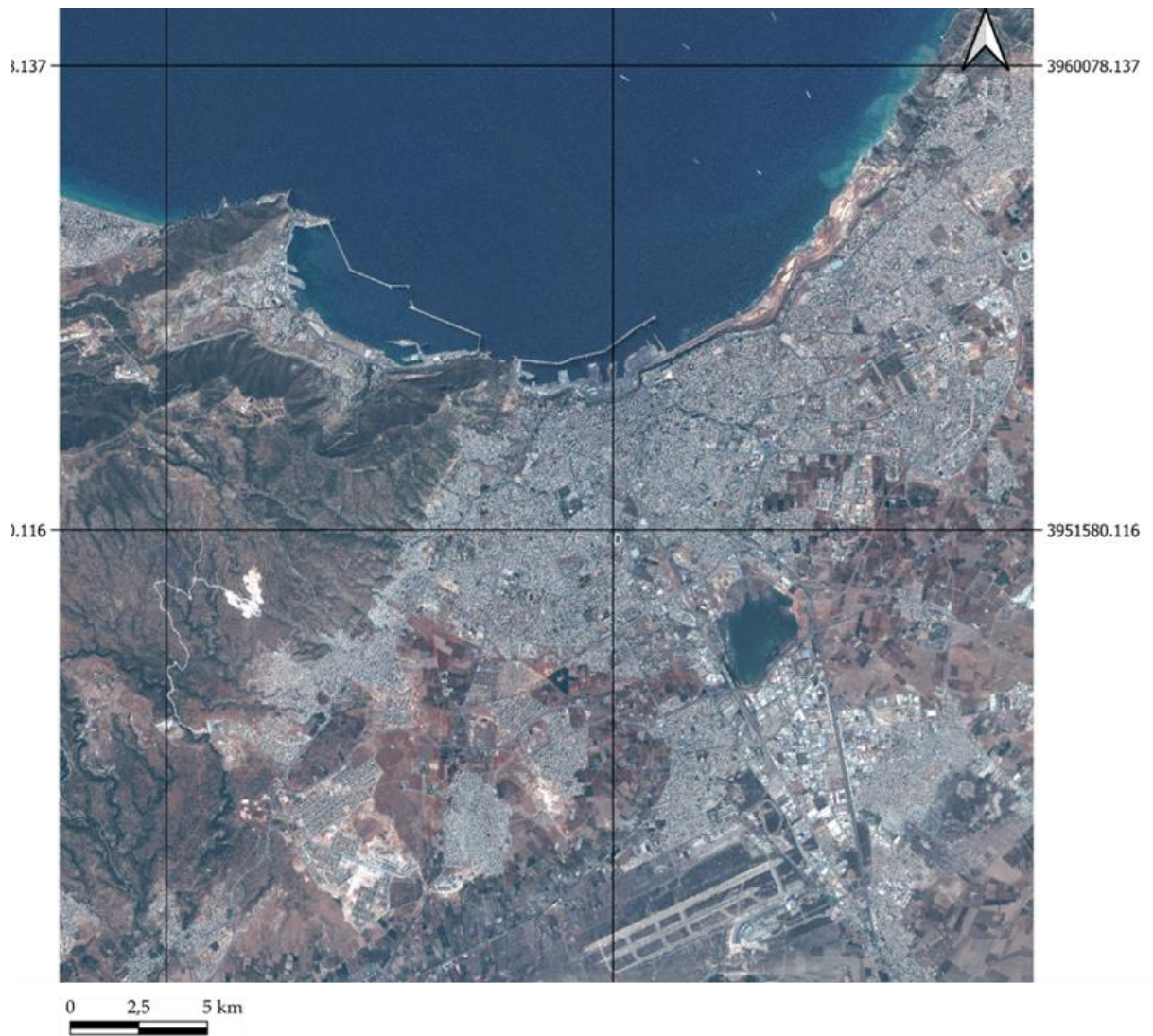
3. Etape de mosaïquage de l'image ALSAT-2 MS d'Oran de 2011



4. Etape de mosaïquage de l'image ALSAT-2 Pan d'Oran de 2011



5. Etape de mosaïquage de l'image Pléiades d'Oran 2022



Annexe B.

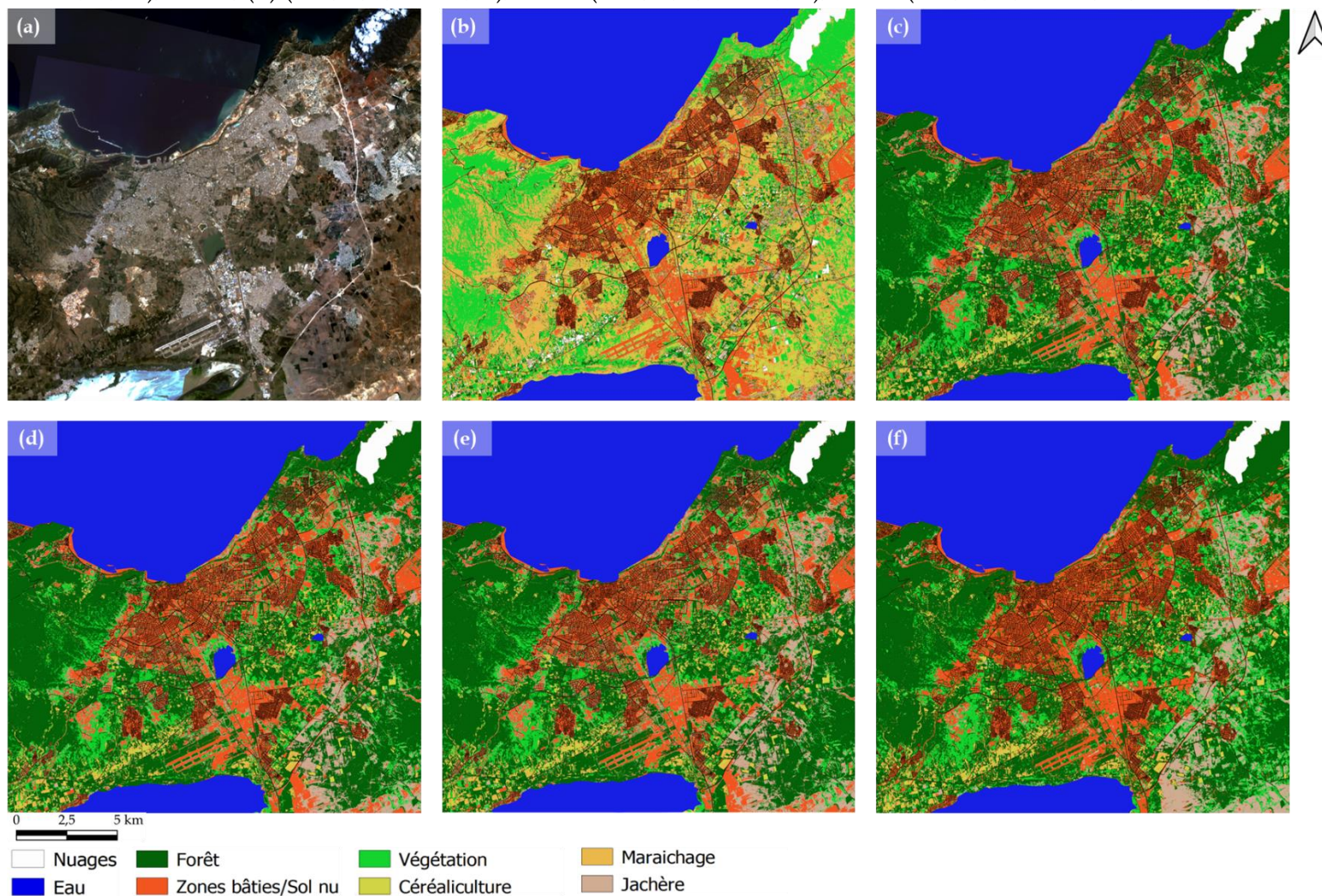
1. Test 7 / CP1 - Matrice de confusion - ville d'Oran 2018.

		Echantillons de validation en %							
Echantillons de test en %		UR	VG	CR	JA	MR	FO	Total	Erreur de commission
	UR	35,67	0	0	0,24	0	0	35,91	0.006
	VG	0	12,33	0,24	0	0	1,81	14,38	0.14
	CR	0	0,6	7,37	0	0,6	0	8,46	0.14
	JA	0,12	0,12	0	14,99	0	0,24	15,47	0.03
	MR	0	0	1,2	0	13,3	0	14,51	0.09
	FO	0,36	1,2	0,12	0,12	0	9,31	11,12	0.16
	Total	36,15	14,26	8,94	15,35	13,9	11,36	100	
Erreur d'omission	0.98	0.86	0.82	0.97	0.04	0.81			

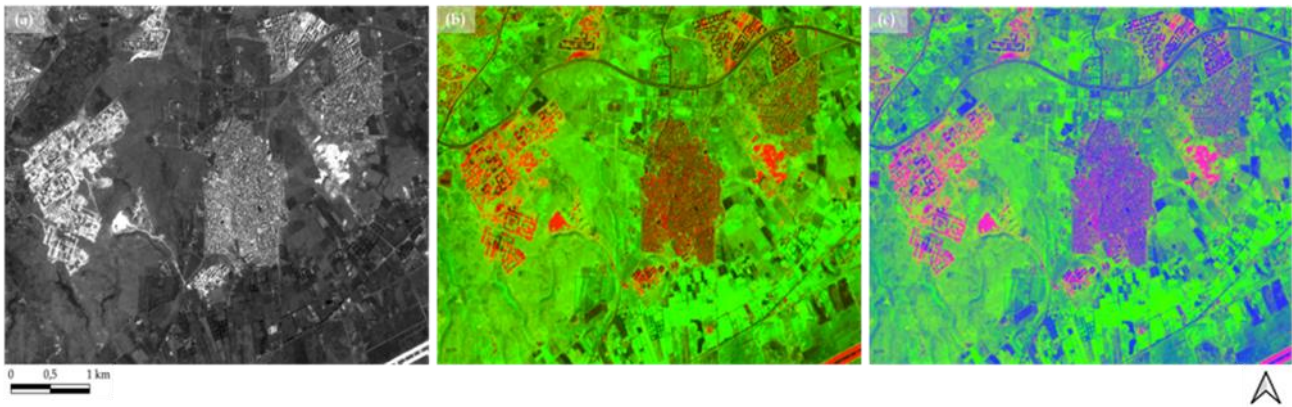
2. Test 7/ 2CP-Matrice de confusion ville d'Oran

		Echantillons de validation en %							
Echantillons de test en %		UR	VG	CR	JA	MR	FO	Total	Erreur de comission
	UR	25,99	2,66	1,33	2,41	1,08	1,69	35,18	0.73
	VG	2,66	7,98	0,84	1,33	0,24	0,72	15,11	0.52
	CR	1,33	0,36	4,47	0	1,81	1,57	9,06	0.49
	JA	2,41	1,2	0	11,36	0	0,12	15,47	0.28
	MR	1,08	0,36	1,33	0,12	10,64	0,48	13,31	0.8
	FO	1,69	1,81	0,6	0,12	0,72	6,52	11,85	0.55
	Total	35,18	14,3	8,58	15,47	14,5	11,12	100	
Erreur d'omission	0.73	0.44	0.47	0.25	0.26	0.82			

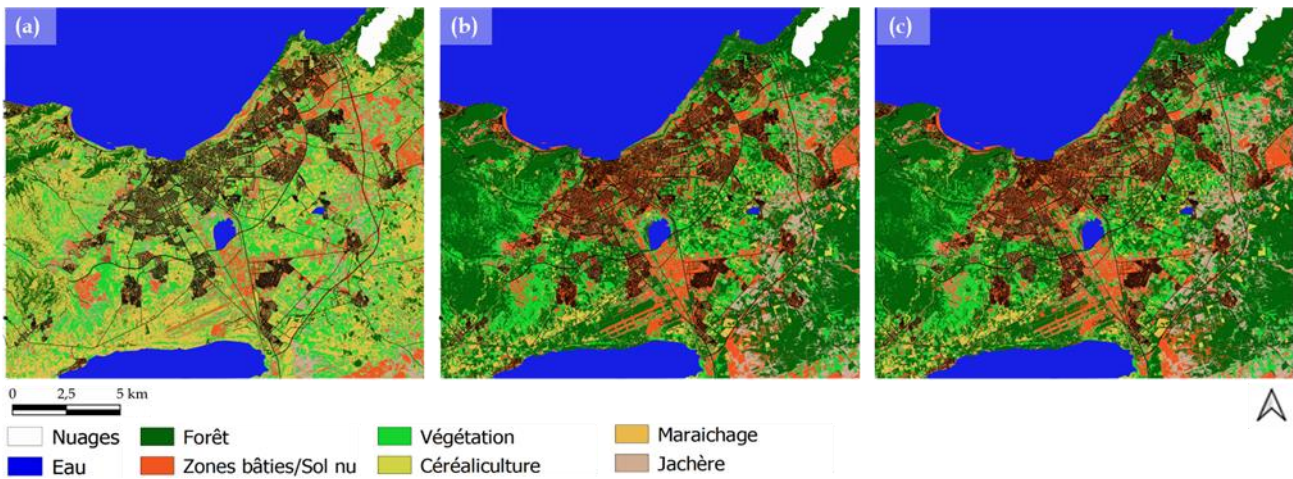
3. Résultats de classification SVM : (a) Bandes spectrales : Rouge, Vert et Proche infrarouge – Test 1, (b) (PIR, R, V, NDVI) - Test 2, (c) (PIR, R, V, IB), Test 3, (d) (PIR, R,V, NDVI,IB), Test 4 (PIR, R,V, NDVI, IB), Test 5 (PIR, R, V, NDVI, IB, HOM, ENT



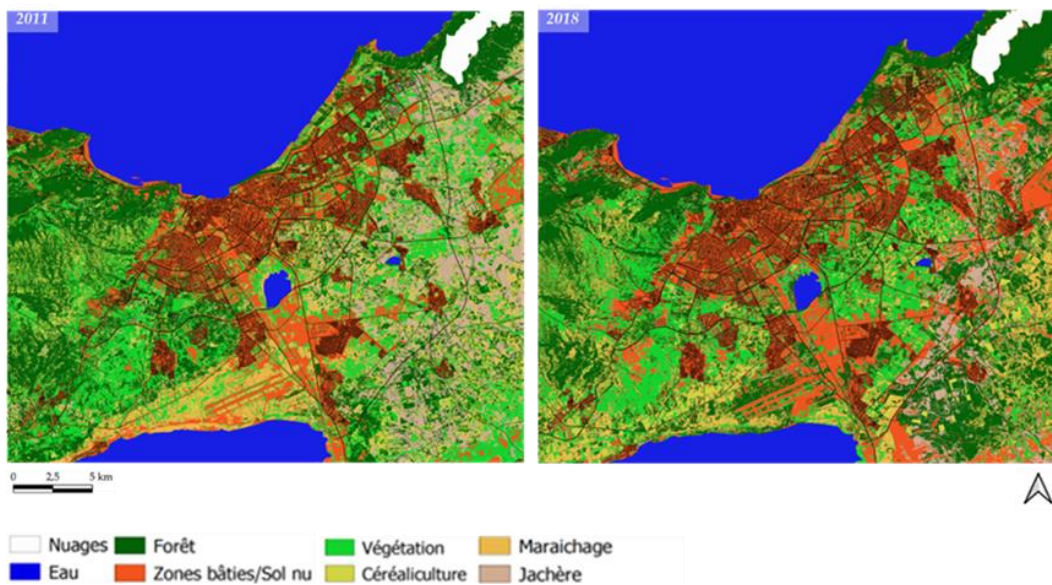
4. Application de l'ACP sur l'image d'Oran 2018, (a) 1CP, (b) 2CP, (c) 3CP.



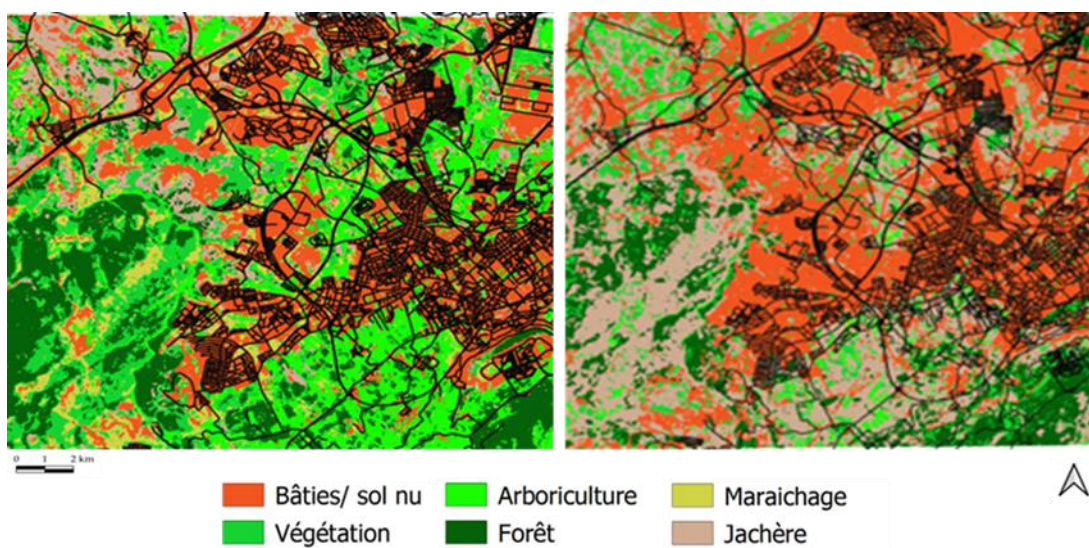
5. Classification par RF sur l'image d'Oran 2018 utilisant 1CP, 2CP et 3CP



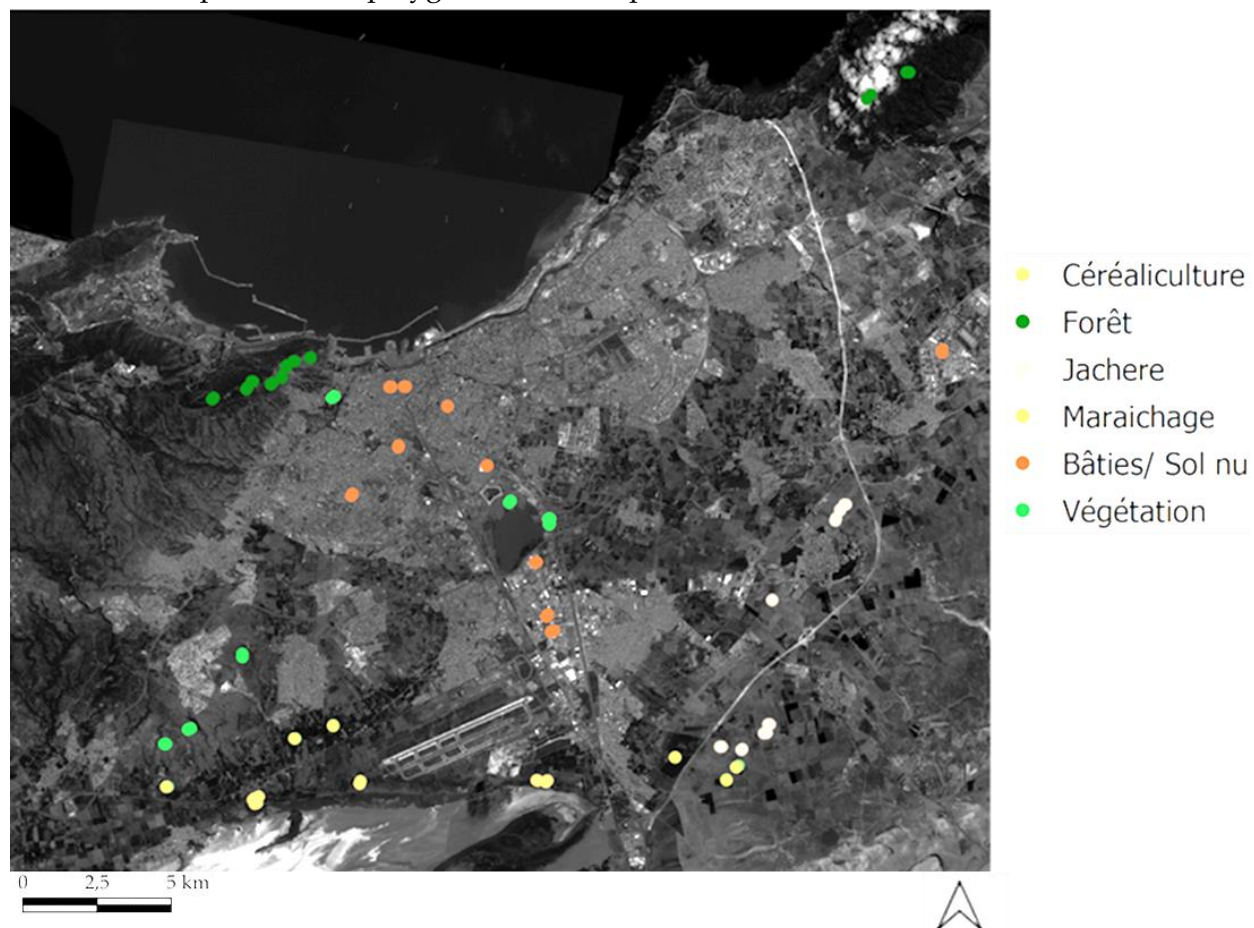
6. Classification par RF sur l'image d'Oran de 2011 et 2018 utilisant 3 CP.



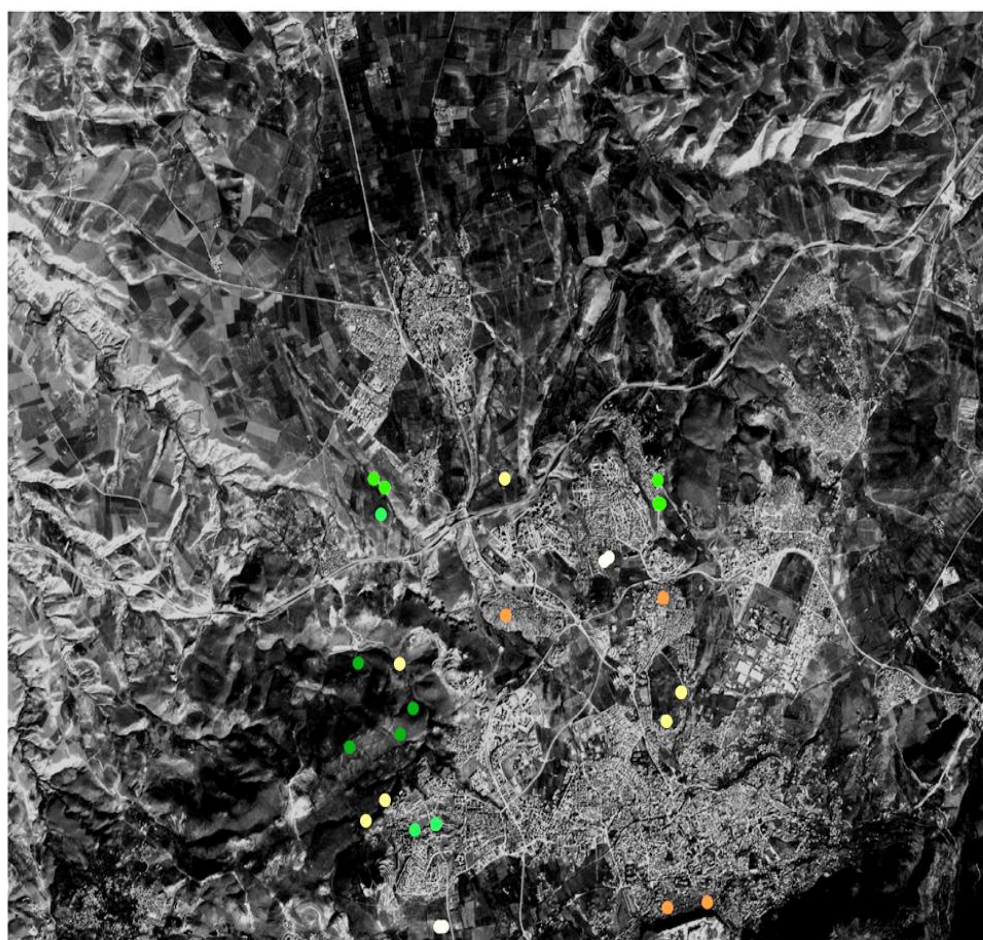
7. Classification par RF sur l'image Tlemcen de 2011 et 2017.



8. Distribution spatiale des polygones utilisés pour la classification de la ville d'Oran.



9. Distribution spatiale des polygones utilisés pour la classification de la ville de Tlemcen



- Arboriculture
- Forêt
- Jachere
- Maraichage
- Bâties/ Sol nu
- Végétation

0 1 2 km





Annexe C

1. Table d'attributs du réseau routier sélectionné

osm_id	name	ref	type	oneway	bridge	maxspeed	layer	path
32905978	2 ^À me Bouleva...	NULL	primary	0	1	0	Primaires	D:/Thèse/Classification/Partie 1/Classification_Oran/...
32905977	Avenue Mekki ...	NULL	primary	1	0	0	Primaires	D:/Thèse/Classification/Partie 1/Classification_Oran/...
32905973	Rue Harouni Bo...	NULL	secondary	0	0	0	Secondary	D:/Thèse/Classification/Partie 1/Classification_Oran/...
32905972	NULL	NULL	primary	1	0	0	Primaires	D:/Thèse/Classification/Partie 1/Classification_Oran/...
32905971	NULL	NULL	primary	1	0	0	Primaires	D:/Thèse/Classification/Partie 1/Classification_Oran/...
32905966	NULL	RN 4	trunk	1	0	40	NULL	NULL
32905964	NULL	RN 4	trunk	1	0	50	NULL	NULL
32905963	Ø'Ø±Ø±Ø' Û'Ù...	NULL	secondary	1	0	50	Secondary	D:/Thèse/Classification/Partie 1/Classification_Oran/...
32905962	Ø'Ø±Ø±Ø' Û'Ù...	NULL	secondary	1	1	0	Secondary	D:/Thèse/Classification/Partie 1/Classification_Oran/...
32905959	NULL	NULL	secondary	0	0	0	Secondary	D:/Thèse/Classification/Partie 1/Classification_Oran/...
32905958	Ø'Ø±Ø±Ø' Û'Ù...	NULL	secondary	1	0	0	Secondary	D:/Thèse/Classification/Partie 1/Classification_Oran/...
32905956	Rue Dr Jean-Ma...	NULL	residential	1	0	0	residentiell	D:/Thèse/Classification/Partie 1/Classification_Oran/...
32905953	NULL	NULL	tertiary	1	0	0	Tertiaires	D:/Thèse/Classification/Partie 1/Classification_Oran/...
32905373	Boulevard Colo...	NULL	primary	1	0	0	Primaires	D:/Thèse/Classification/Partie 1/Classification_Oran/...
32905369	Ø'Ø±Ø±Ø' Ø'Ù...	NULL	primary	1	0	50	Primaires	D:/Thèse/Classification/Partie 1/Classification_Oran/...
32905368	NULL	CW 35	secondary	0	0	0	Secondary	D:/Thèse/Classification/Partie 1/Classification_Oran/...
32905367	NULL	CW 35	secondary	0	1	0	Secondary	D:/Thèse/Classification/Partie 1/Classification_Oran/...
32905366	Rue Talha Larbi	NULL	secondary	1	0	0	Secondary	D:/Thèse/Classification/Partie 1/Classification_Oran/...
32905365	NULL	NULL	residential	1	0	0	residentiell	D:/Thèse/Classification/Partie 1/Classification_Oran/...
32905362	2 ^À me Bouleva...	NULL	primary	1	0	0	Primaires	D:/Thèse/Classification/Partie 1/Classification_Oran/...
30318808	NULL	NULL	residential	1	0	0	residentiell	D:/Thèse/Classification/Partie 1/Classification_Oran/...

2. Dictionnaire de types d'habitats de l'agglomération d'Oran

Type d'habitat	Image ALSAT-2A (2,5m)	Réalité terrain	Description
Habitat collectif (nouvelle construction) immeuble de quelques étages			Immeuble à configuration rectangulaire
Habitat collectif (nouvelle construction) immeuble de plusieurs étages, type tour			Immeuble à configuration rectangulaire
Habitat individuel Type villa 1 ou 2 niveaux			Généralement de forme rectangulaire
Habitat collectif (ancienne construction) : type haussmannien			Immeuble à configuration rectangulaire ou triangulaire, en L, en U, C ou H

<p>Habitat individuel Type hawch_rdc</p>			<p>Maison à configuration individuelle</p>
<p>Tissu urbain informel</p>			<p>Maison sans forme spécifique</p>

Annexe D

1. Matrice de confusion du nombre de segments supérieur à 6 sur la zone 1

		Echantillons de validation			
Echantillons test		Informel	Formel	Total	Erreur de commission
	Informel	16	51	67	0,76
	Formel	7	60	67	0,1
	Total	23	111	134	
	Erreur d'omission	0,3	0,45		
Précision globale	56,7%				

2. Matrice de confusion de la superficie supérieur à 40% sur la zone 1

		Echantillons de validation			
Echantillons test		Informel	Formel	Total	Erreur de commission
	Informel	20	47	67	0,701
	Formel	0	67	67	0
	Total	20	114	134	
	Erreur d'omission	0,7	0,41		
Précision globale	65%				

3. Matrice de confusion de la superficie supérieur à 50% sur la zone 1

		Echantillons de validation			
Echantillons test		Informel	Formel	Total	Erreur de commission
	Informel	14	53	67	0,82
	Formel	0	67	67	0
	Total	14	122	134	
	Erreur d'omission	0	0,43		
Précision globale	60,45				

4. Matrice de confusion de la superficie supérieure à 50% de la zone 2

		Echantillons de validation			
Echantillons test		Informel	Formel	Total	Erreur de commission
	Informel	12	19	31	0,61
	Formel	5	49	54	0,09
	Total	17	68	85	
	Erreur d'omission	0,29	0,27		
	Précision globale	71,76			

5. Matrice de confusion de la superficie supérieure à 60% de la zone 2

		Echantillons de validation			
Echantillons test		Informel	Formel	Total	Erreur de commission
	Informel	13	18	31	0,58
	Formel	5	49	54	0,09
	Total	17	68	85	
	Erreur d'omission	0,27	0,26		
	Précision globale	72,94%			

**Apport des images ALSAT-2
pour le suivi de l'étalement
urbain et des images Pléiades
pour la caractérisation du
tissu urbain informel**

Résumé

L'urbanisation rapide représente un défi majeur du XXI^e siècle. Depuis 2008, la population urbaine mondiale dépasse la population rurale, et le taux de croissance urbaine, selon l'ONU-Habitat, atteindra 90 % dans les pays à faible et moyen revenu d'ici 2050. En Afrique, l'urbanisation a bondi de 14 % en 1950 à 40 % en 2018, portée par des migrations et des facteurs socio-économiques. L'Algérie illustre ce phénomène avec un taux d'urbanisation passé de 31,4 % en 1966 à 72,63 % en 2018. Cependant, cette croissance pose des défis : gestion des ressources, infrastructures et mobilité. Oran, par exemple, connaît une densification excessive et une fragmentation urbaine. Malgré les programmes de contrôle, l'étalement urbain persiste. Cette thèse analyse ces transformations via des images satellitaires ALSAT-2 et Pléiades, identifiant des habitats informels et proposant des méthodologies pour mieux comprendre et gérer l'étalement urbain, en vue d'une meilleure planification.

Mots clés : Urbanisation, Expansion urbaine, Cartographie, ALSAT-2, Pléiades, Tissus urbains informels.

Résumé en anglais

Rapid urbanization represents a major challenge of the 21st century. Since 2008, the global urban population has exceeded the rural population. According to UN-Habitat, the urban growth rate will reach 90% in low- and middle-income countries by 2050. In Africa, urbanization surged from 14% in 1950 to 40% in 2018, driven by migration and socio-economic factors. Algeria exemplifies this trend, with an urbanization rate increasing from 31.4% in 1966 to 72.63% in 2018. However, this growth presents challenges in resource management, infrastructure, and mobility. Oran, for instance, experiences excessive densification and urban fragmentation. Despite control programs, urban sprawl persists. This thesis analyzes these transformations using ALSAT-2 and Pléiades satellite images, proposing methodologies to better understand and manage urban sprawl while identifying informal settlements to support improved planning.

Keywords: Urbanization, Urban Expansion, Mapping, ALSAT-2, Pléiades, Informal Urban Fabrics.