

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique



Ecole Nationale Polytechnique
Département d'électronique
Laboratoire signal & communications



Thèse de doctorat en Electronique

**Utilisation de l'imagerie satellitale pour la
modélisation et le suivi de l'évolution des systèmes
oasiens: Application à l'agglomration de Laghouat**

Mme BENKOUIDER Fatiha,

Magister en Electronique (Option Contrôle)-USD, Blida

Sous la direction de Mme Latifa HAMAMI, Professeur à l'ENP
Mr Abdelkader ABDELAOUI, Professeur à l'université Paris XII, France.

Présenté et soutenu publiquement le 08/12/2019

Composition du Jury:

Président	: Mme GUERTI Mhania	Professeur	ENP, Alger
Directeur de thèse	: Mme HAMAMI Latifa	Professeur	ENP, Alger
Co-Directeur	: Mr ABDELLAOUI Abdelkader	Professeur	Univ. Pris XII, France
Examineurs	: Mme BENBLIDIA Nadjia	Professeur	USD, Blida
	: Mr BACHARI Nour El Islam	Professeur	USTHB, Alger
	: Mr AMROUCHE Abderrahmane	Professeur	USTHB, Alger



Ecole Nationale Polytechnique
Département d'électronique
Laboratoire signal & communications



Thèse de doctorat en Electronique

**Utilisation de l'imagerie satellitale pour la
modélisation et le suivi de l'évolution des systèmes
oasiens: Application à l'agglomration de Laghouat**

Mme BENKOUIDER Fatiha,

Magister en Electronique (Option Contrôle)-USD, Blida

Sous la direction de Mme Latifa HAMAMI, Professeur à l'ENP
Mr Abdelkader ABDELAOUI, Professeur à l'université Paris XII, France.

Présenté et soutenu publiquement le 08/12/2019

Composition du Jury:

Président	: Mme GUERTI Mhania	Professeur	ENP, Alger
Directeur de thèse	: Mme HAMAMI Latifa	Professeur	ENP, Alger
Co-Directeur	: Mr ABDELLAOUI Abdelkader	Professeur	Univ. Pris XII, France
Examineur	: Mme BENBLIDIA Nadjia	Professeur	USD, Blida
Examineur	: Mr BACHARI Nour El Islam	Professeur	USTHB, Alger
Examineur	: Mr AMROUCHE Abderrahmane	Professeur	USTHB, Alger

Dédicace

A mes parents,

*A mes fils: Rachid, Rafaa, Mohamed et
Yucef pour mes absences durant mes stages
à l'étranger ou de silence de maman pendant
ses périodes de recherche.*

Remerciements

Mes remerciements et ma profonde gratitude vont au Professeur Madame Hamami Latifa, Directrice de cette thèse pour les approches méthodologiques qu'elle m'a proposées de la confiance qu'elle m'a témoignée et de ces encouragements. Son appui scientifique et ses qualités humaines m'ont fort marqué et je lui en suis infiniment reconnaissante. Merci aussi pour les aspects administratifs qui cadrent avec cette thèse.

Tout mes remerciements et ma profonde gratitude au Professeur Abdellaoui Abdelkader, Professeur à l'université Paris XII (France) , Co-Directeur de cette thèse pour toutes les approches méthodologiques qu'il m'a proposé dès le début de mes recherches doctorales. Son appui scientifique, son suivi permanent, sa compréhension et ses qualités humaines m'ont fort marqué et je lui en suis infiniment reconnaissante. Je le remercie de ses efforts pour m'intégrer dans le projet de coopération internationale de la Wallonie (Projet CNES n°122) et d'autres projets nationaux et de m'avoir permis des rencontres scientifiques nationales et internationales intéressantes et variées. Sans bien sûr oublier les jours de ses vacances sacrifiés pendant nos séances de travail en Algérie. J'en suis particulièrement très reconnaissante.

Mes remerciements vont plus particulièrement à Madame Gerti Mhania, Professeur au département d'électronique (ENP) qui m'a fait l'honneur de présider le jury de cette thèse. Son soutien moral, ses encouragements et ces qualités humaines ont été pour moi d'une grande importance. Je lui dois beaucoup de respect pour les efforts qu'elle a fournis pour réussir cette soutenance. Qu'elle trouve ici l'expression de ma profonde gratitude.

Je tiens aussi à exprimer mes sincères remerciements aux membres de jury qui m'ont fait l'honneur de bien vouloir étudier avec attention mon travail: Madame Benblidia Nadjia, Professeure au département d'électronique (USDB), Monsieur Amrouche Abderrahmane, Professeur au département d'électronique (USTHB), ainsi qu'à Monsieur Bachari Nour el Islam, Professeur à la faculté des sciences biologiques (USTHB), de l'honneur qu'ils m'ont fait en acceptant d'être examinateurs de cette thèse.

Toute ma reconnaissance à:

- Mes parents, qui m'ont toujours soutenu.
- A ma chère mère qui a joué le rôle de maman pendant toutes mes absences.
- A mon frère Aissa et ma sœur Fatima pour leurs soutient et leurs encouragements.

Je tiens à exprimer ma reconnaissance au Professeur André OZER du laboratoire géomorphologie et télédétection de l'université de Liège (Belgique). Sa détermination, son dévouement et sa vocation d'homme de sciences conciliant savoir, savoir être et savoir faire. Pour ces qualités humaines, les visites touristiques et les rencontres avec les chercheurs dans le domaine. Qu'il trouve ici l'expression de ma gratitude pour les images SPOT du projet ISIS/CNES fournies pour l'établissement de ce travail.

Au Docteur Marc Salmon, de tout mon cœur, je lui dois beaucoup de respect pour m'avoir formé en télédétection et surtout pour ses qualités humaines dont une disponibilité jamais démentie.

Je remercie également Monsieur Yves Cornet, professeur de photogrammétrie et de télédétection de l'unité Géomatique de l'université de Liège (Belgique) pour son accueil au laboratoire de Géomatique, université de Liège (France).

Mes remerciements vont aussi au Docteur Aziz Serradj, chercheur au laboratoire Image, Ville et Environnement (LIVE) de l'université de Strasbourg pour l'accueil et les conditions de travail privilégiées qui m'ont été offertes, pour ces qualités humaine et scientifique, ces remarques constructives et tout particulièrement de m'avoir permis des rencontres scientifiques intéressantes et variées avec les chercheurs du laboratoire LIVE et du laboratoire ICUBE.

Je remercie le docteur Rahim Aguejda chercheur au TETIS CNRS Montpellier (France) pour son soutien et pour les échanges scientifiques et les conseils prodigués lors de nos rencontres.

Sans oublier le Professeur Paul Gañçarski du laboratoire ICUBE (université de Strasbourg) pour son accueil et ces orientations scientifiques.

عرفت مدينة ل () مثلها مثل المدن الجزائرية الأخرى الشبه قاحلة ، تحضرأ واسعا بلغ معدله 92.83 %
و زحفاً عمرانياً مقيداً بالتضاريس ، الهيدرولوجيا و عملية التجديد الداخلي للمناطق الحضرية. تحاول هذه
فهم () من خلال صور الأقمار الصناعية
20 سنة أي ما بين 1987 2007. و قد ركزنا اهتمامنا على ثلاثة نقاط معينة و هي: (1)
مبنية (2) تحليل تطوره
3) حيث تحليل تطوره
الارتباطية الطبولوجية الشبكات العصبية الاصطناعية عن الطرقات بطريقة شبه آلية من
صور الأقمار الصناعية ، في مرحلة ثانية تم اقتراح مؤشر جديد يسمح
يل المورفولوجيا الحضرية بواسطة تحليل الكسريات ، و في الأخير تم تحليل

الكلمات المفتاحية : المبنية، مؤشر الارتباطية الطبولوجية، الشبكات العصبية
الاصطناعية تحليل الكسريات

Abstract

Laghouat city (Algeria), like all semi-arid cities of Algeria, has experienced an urbanization rate of 92.83% and urban sprawl constrained by topography, hydrology and the process of internal urban renewal. This thesis attempts to understand the evolution of the oasian system (case of Laghouat, Algeria) through multi-resolution and multi-source satellite imagery over a period of 20 years, between 1987 and 2007. We are interested in three particular points: (i) road network, (ii) built-up and (iii) vegetation. Firstly, road networks have been integrated in a geographic information system and its evolution has been carried out using topological connectivity indices. A semi-automatic method for road detection from satellite imagery and artificial neural networks has been proposed. Secondly, a new built-up index was proposed for the built-up detection at several dates, the analysis of the urban morphology was carried out by fractal analysis. Thirdly, a diachronic analysis of the vegetation was carried out from vegetation index.

Key words: Built-up index, Road networks, Connectivity index, Artificial Neuronal networks, Fractal analysis, Vegetation index

Résumé

La ville de Laghouat (Algérie), comme toutes les villes semi-arides d'Algérie, a connu un taux d'urbanisation de 92,83% et un étalement urbain contraint par la topographie, l'hydrologie et le processus de renouvellement urbain interne. Le travail de cette thèse tente de comprendre l'évolution du système oasien (cas de Laghouat, Algérie) au travers de l'imagerie satellitale intégrée à des données multi-résolution et multi sources sur une période de 20 ans, entre 1987 et 2007. Nous nous intéressons à trois points particuliers : i) le réseau routier, ii) le bâti et iii) la végétation. Premièrement, les réseaux routiers ont été intégrés dans un système d'information géographique et leur évolution a été analysée à partir des indices de connectivité topologique. Une méthode semi automatique par réseaux de neurones artificiels pour la détection des routes à partir des images satellitales a été proposée. Dans une deuxième étape, un nouvel indice de bâti a été proposé pour l'extraction du bâti à plusieurs dates. L'analyse de la morphologie urbaine a été réalisée par analyse fractale. Finalement, l'analyse diachronique de la végétation par l'indice de végétation.

Mots clés: Indice de bâti, Réseaux routiers, Indice de connectivité, Réseaux de neurones artificiels, Analyse fractale, Indice de végétation.

Table des matières

Liste des tableaux	
Liste des figures	
Liste des photos	
Liste des abréviations	
Liste of abreviation	
Introduction générale	16

Chapitre 1. Le contexte de l'étude

1.1 Introduction.....	21
1.2 Contexte général.....	21
1.3 Le système oasien: l'eau, l'homme, l'habitat et la terre.....	24
1.4 Description de la zone d'étude.....	26
1.4.1 Site et situation de la zone d'étude.....	26
1.4.2 Caractéristiques du milieu.....	33
1.5 Les données images utilisées.....	34
1.5.1 Prétraitement.....	35
1.6 Les données cartographiques.....	38
1.7 Conclusion.....	39

Chapitre2. Le réseau routier, un indicateur de la dynamique urbaine

2.1 Introduction.....	41
2.2 Réseaux routiers.....	42
2.2.1 Définition.....	42
2.2.2 Structures des réseaux routiers	43
2.3 Analyse topologique des réseaux.....	44
2.3.1 Les indices de connectivité.....	46
2.4 Système d'information géographique.....	47
2.4.1 L'information géographique.....	50
2.4.2 Modèles de stockage de l'information géographique.....	51
2.4.3 Logiciel SIG utilisé.....	52
2.5 Méthodologie.....	52
2.6 Résultats et interprétations.....	39
2.7 Conclusion.....	60

Chapitre 3. Extraction de routes à partir d'imagerie satellitale

3.1 Introduction.....	62
3.2 Les routes: rappels et concepts.....	64
3.2.1 variabilité des routes.....	64
3.2.2 Caractéristiques communes aux réseaux routiers.....	66
3.3 Les méthodes d'extraction des routes: état de l'art.....	66
3.3.1 Les méthodes locales.....	67
3.3.2 Les méthodes globales.....	67
3.3.3 Les méthodes semi-automatiques.....	69
3.3.3.1 Méthode de suivi.....	70
3.3.3.2 Méthode de filtrage.....	71
3.3.3.3 Théorie de l'information.....	72
3.3.3.4 Contours actifs.....	72

3.3.3.5 Programmation dynamique.....	73
3.3.4 Les méthodes automatiques.....	74
3.3.4.1 Les réseaux de neurones artificiels.....	
3.3.4.2 La morphologie mathématique.....	75
3.3.4.3 Les champs de Markov sur graphe	76
3.3.4.4 Les cartes auto-organisatrices.....	77
3.3.4.5 La texture et la décomposition de l'espace de représentation.....	78
3.3.4.6 Les méthodes de classification.....	79
3.3.4.7 Système d'interprétation et de valorisation d'image.....	79
3.3.4.8 Méthodes fondées sur l'analyse multi-échelle (multi-résolution).....	79
3.3.4.9 Processus objet.....	80
3.4 Extraction de routes à partir de l'image satellitaire.....	82
3.4.1 Caractéristiques des routes sur les images SPOT.....	82
3.4.2 Extraction des routes par opérateur spécifiques.....	84
3.4.2.1 Opérateur DUDA.....	86
3.4.2.2 La morphologie mathématique et le chapeau haut de forme(CHF).....	90
3.4.2.3 Les contours actifs.....	96
3.4.2.4 Transformée de Hough.....	99
3.5 Approche neuronale pour l'extraction de routes.....	101
3.5.1 Principe des réseaux de neurones multicouches.....	101
3.5.2 Evaluation de la précision.....	103
3.5.3 Construction du modèle.....	103
3.5.3.1 Structure du modèle 1 (PMC-RVB).....	105
3.5.3.2 Structure du modèle 2 (PMC-ACP).....	108
3.5.4 Cartographie du réseau routier.....	109
3.6 Conclusion.....	111

Chapitre 4. Extraction du bâti à partir d'images satellitaires

4.1 introduction.....	113
4.2 La classification en télédétection.....	114
4.2.1 L'algorithme de maximum de vraisemblance.....	115
4.2.2 Cartographie de l'espace urbain.....	116
4.3 Proposition d'un nouvel indice spectral de bâti (MBAI).....	121
4.3.1 Construction du MBAI.....	123
4.3.2 Validation du MBAI.....	125
4.4 Analyse de la morphologie urbaine par analyse spectrale.....	129
4.4.1 Extraction du bâti sur les images multitudes.....	130
4.4.2 Analyse fractale du tissu urbain.....	131
4.5 Conclusion.....	134

Chapitre 5. Analyse spatio-temporelle de la végétation

5.1 Introduction.....	137
5.2 Les indices de végétation.....	138
5.3 Analyse diachronique de la végétation.....	140
5.3.1 Outils et méthode.....	140
5.3.1.1 Les données images.....	140
5.3.1.2 Méthode.....	140
5.4 Conclusion.....	145

Conclusion générale	148
Références bibliographiques	153
Contribution de l'auteur	164
Annexe A	167
Annexe B	173

Liste des Tableaux

Tableau	Titre	Page
Table 1.1	Evolution du périmètre urbain da Laghouat depuis 1962.....	31
Table 1.2	Population de la ville de Laghouat.....	32
Table 1.3	Les principales sources de données utilisées.....	36
Table 2.1	Données cartographiques utilisées.....	53
Table 2.2	Les indices topologiques.....	55
Table 3.1	Revue bibliographiques des principales méthodes d'extraction de routes	81
Table 3.2	Matrice de corrélation entre les différentes bandes.....	85
Table 3.3	Variations et vecteurs propres.....	85
Table 3.4	Paramètres du DRO.....	89
Table 3.5	Evaluation des précisions du PMC-RVB.....	108
Table 3.6	Evaluation des précisions du PMC-PCA.....	109
Table 4.1	Matrice de confusion de la classification par MVS de Laghouat en %...	119
Table 4.2	Matrice de confusion de la classification par MVS de Msila en %.....	119
Table 4.3	Coefficients de Kappa pour les principaux thèmes de l'espace urbain pour Laghouat et Msila.....	121
Table 4.4	Coefficients de corrélation du bâti entre les indices SAVI et MNDW	126
Table 4.5	Evaluation de la précision du bâti et non bâti.....	129
Table 4.6	Dimension fractale.....	132
Table 5.1	Caractéristiques des images Landsat7.....	140
Table 5.2	Valeurs minimales et maximales des seuils utilisés.....	143

Liste des figures

Figure	Titre	Pag e
Figure 1.1	Contraintes et outils d'extraction du réseau routier.....	23
Figure 1.2	Situation géographique de la ville de Laghouat.....	27
Figure 1.3	Représentation 3D de la ville de Laghouat en 2007.....	27
Figure 1.4	Laghouat à la fin du XVIII.....	29
Figure 1.5	Histogramme des surfaces bâties.....	33
Figure 1.6	Evolution du bâti de la ville de Laghouat.....	33
Figure 1.7	Carte Bioclimatique de l'Algérie.....	34
Figure 1.8	Les données images de la ville de Laghouat.....	37
Figure 1.9	Carte topographique 1911	38
Figure 1.10	Carte topographique 1957.....	39
Figure 1.11	Carte topographique 1963, dérivation de la route nationale vers l'extérieure de la ville.....	39
Figure 2.1	Les composantes d'un réseau.....	42
Figure 2.2	Structures des réseaux routiers.....	44
Figure 2.3	Données et réalité, 'Les systèmes d'information géographiques.....	48
Figure 2.4	Différents types de modèles géographiques.....	51
Figure 2.5	Modèle en cascade.....	54
Figure 2.6	Evolution du réseau routier de la ville de Laghouat.....	55
Figure 2.7	Laghouat après 1852.....	56
Figure 2.8	Evolution des indices (N1, N2, α , β et γ) en fonction du temps.....	57
Figure 2.9	Réseaux routier de la ville de Laghouat en 2005....	59
Figure 3.1	Apparence des routes sur différents types d'images satellitaires selon la résolution du capteur.....	64
Figure 3.2	Exemples de réseaux routiers dans différentes milieux (ville de Laghouat).....	65
Figure 3.3	Classification générale des méthodes d'extraction.....	69
Figure 3.4	Extraite l'image SPOT Panchromatique de la ville de Laghouat.....	83
Figure 3.5	Profil transversal d'un tronçon de route type vallée.....	83
Figure 3.6	Profil longitudinal d'un tronçon de route type vallée	83
Figure 3.7	Profil transversal d'un tronçon de route type toit	84
Figure 3.8	Profil longitudinal d'un tronçon de route type toit	84
Figure 3.9	Composition fausses couleur des ACP.....	86
Figure 3.10	Les quatre masques du DRO...	86
Figure 3.11	Réponse du DRO et du DROM à un profil idéal et un profil lissé par une gaussienne.....	88
Figure 3.12	Réseau routier extrait par DRO	89
Figure 3.13	Approche morphologique du traitement d'images.....	91
Figure 3.14	Erosion,(a) image en niveau de gris, (b) érosion avec B carré de taille 6.....	92
Figure 3.15	Dilatation,(a) image en niveau de gris, (b) dilatation avec B carrée de taille 6....	92
Figure 3.16	Fermeture,(a) image en niveau de gris, (b) fermeture avec B carrée de taille 6...	93
Figure 3.17	Ouverture,(a) image en niveau de gris, (b) ouverture avec B carré de taille 6	93
Figure 3.18	Principe du Chapeau Haut de Forme.....	95
Figure 3.19	Réseaux linéiques extraits par CHF appliqué à la 1ere ACP, (a) ACP1, Résultat du CHF pour : (b) un SE=1 ; (c) SE=2 ; (d) SE=3.....	95
Figure 3.20	Application du contour actif à l'ACP.....	98
Figure 3.21	Réseau routier extrait par transformée de Hough.....	100
Figure 3.22	Topologie du réseau de neurones artificiel à une couche cachée	102
Figure 3.23	Architecture du réseau neuronal pour la détection des routes.....	106

Figure 3.24	Réseau routier extrait par Réseau de Neurone Artificiel (PMC-RVB).....	107
Figure 3.25	Algorithme global d'extraction de routes.....	107
Figure 3.26	Cartographie de réseau routier.....	110
Figure 4.1	Site d'étude, image de Laghouat et de Msila, composition colorée.....	118
Figure 4.2	Carte d'occupation du sol (a) Laghouat, (b) Msila.....	120
Figure 4.3	Reflectance de la végétation du sol nu et de l'eau.....	124
Figure 4.4.	Profils spectraux des principaux types de surfaces de Laghouat.	124
Figure 4.5	Diagrammes de dispersion montrant la relation du MBAI avec le SAVI et le MNDWI.....	125
Figure 4.6	Zone bâti de la ville de Laghouat, (a) Image SPOT, (b) Classification de l'image par MVS, (c) NDBI, (d) IBI, (e) BUI, (f) MBAI.....	127
Figure 4.7	Zone bâti de la ville de M'Sila, (a) Image SPOT, (b) Classification de l'image par MVS, (c) NDBI, (d) IBI, (e) BUI, (f) MBAI.....	128
Figure 4.8	L'extension urbaine de la ville de Laghouat.....	131
Figure 4.9	Courbes du comportement scalant de Laghouat (1987 et 2007).....	133
Figure 5.1	Spectre électromagnétique de la végétation chlorophyllienne.....	138
Figure 5.2	Description de la méthode.....	141
Figure 5.3	Les trois indices de végétations appliquées aux images multidates.....	142
Figure 5.4	Images SAVI correspondant aux trois images ETM.....	142
Figure 5.5	Images SAVI binarisée correspondant aux trois images SAVI.....	143
Figure 5.6	Codage des images SAVI binaires.....	144
Figure 5.7	Cartographie de la végétation.....	145

Liste des photos

Photos	Titre	page
Photos 1	La palmerai de Laghouat.....	25
Photos 2	La construction au jardin.....	25
Photos 3	Laghouat, vue aérienne générale.....	28
Photos 4	Laghouat à la fin du XVIII siècle.....	29
Photos 5	Panorama de Laghouat en 1900.....	30
Photos 6	Laghouat dans les années 40.....	30
Photos 7	Oasis sud, vue à partir du fort Morand.....	31

Liste des Abréviations

Acronyme	Signification
INCT	Institut National de Cartographie
SPOT	Système Pour l'Observation de la Terre
MNT	Modèle Numérique du Terrain
ANAT	Agence Nationale d'Aménagement du Territoire
ISIS	Incitation à l'utilisation Scientifique des Images Spot
CNES	Centre National D'Etudes Spatiales
DHW	Direction Hydraulique de la Willaya
POS	Plan d'Occupation du Sol
SIG	Système d'Information Géographique
MVS	Moyenne de Vrai Semblance
CHF	Chapeau Haut de Forme
HRS	Haute Résolution Spatiale
MCMC	<i>Markov</i> Chain Monte Carlo
RNRP	algorithme de type rétro-propagation
CAO	Conception Assistée par Ordinateur
MCMC	Chaîne de Markov cachée
RBF	Réseau de neurone de fonction à bases radiales
SVM	vecteur à support machines
CHFB	Le chapeau haut de forme blanc
CHFN	Le chapeau haut de forme blanc
TH	Transformée de Hough
RNMC	réseaux de neurones multicouches
CNES	Centre National d'Etudes Spatiale
RNRP	Réseau Neuronal par algorithme de type rétro-propagation
EQM	Erreur Quadratique Moyenne
ACP	Analyse en Composante Principale
SIG	Système d'information géographique

List of abréviations

Acronym	Signification
TM	Thematic Mapper
MSS	Multispectral Scanner System
HRVIR	High Resolution Visible Infra Red
AVHRR	Advanced Very-High-Resolution Radiometer
IKONOS	(Greek for image) was one of the first commercial satellites based imagining
HRV	High Resolution Visible
UML	Unified Modeling Language
OMT	Object Modeling Technique
OOSE	Object Oriented Software Engineering
OMT	Object Modeling Technique
DRO	Duda Road Operator
WTH	White Top Hat
BTH	Black Top Hat
WTH	White Top Hat en anglais
MLP	Multi layer Perceptron
BCC	Background correctness coefficient
RCC	Road correctness coefficient
CNN	Conventional neuronal net
MLC	Maximum Likelihood Classifier
MBAI	Modified Built-up Area Index
NDVI	Normalized Difference Vegetaion Index
NDBI	Normalized Difference Built-up Index
MNDWI	Modified Normalized Difference Water Index
SAVI	Soil Adjusted Vegetation Index
DFPS	Double Window Flexible Pace Search
BBIOLI	Bare soil built up Index for OLI images
RNDSI	A ratio normalized difference soil index
NDVI	Normalized difference Vegetation Index
NDWI	Normalized Difference Water Index
NOAA	National Oceanic and Atmospheric Administration
NASA	National Aeronautics and Space Administration
TVI	Transformed Vegetation Index

Introduction générale

Introduction générale

Contexte

Le phénomène urbain est à l'heure actuelle un enjeu important à l'échelle planétaire. L'urbanisation, tel un phénomène social et une transformation physique des paysages, est la plus puissante, irréversible et visible des transformations humaines sur la terre [1]. L'étude, l'analyse, le suivi et la modélisation du phénomène de la croissance urbaine jouent un rôle important pour la modélisation et la planification de l'étalement urbain [2,3]. L'étude de l'évolution de la morphologie des espaces urbains à partir de l'analyse des voies de communications a fait l'objet de plusieurs recherches [4,5]. Avant l'apparition de la très haute résolution spatiale, les méthodes d'extraction développées dans la littérature portaient sur les images satellites dont la résolution est au mieux de 10 m. A ces résolutions, les routes sont représentées par des lignes d'une épaisseur de 1 à 3 pixels, et ces méthodes amènent à une extraction d'un réseau de type linéique (axes routiers) [6-9]. Au de là de cette résolution on parle de méthodes d'extraction d'un réseau de type surfacique (routes apparaissant comme des rubans de radiométrie homogène) où l'application des méthodes de segmentation sont utilisées [10-20].

Les systèmes oasiens au Maghreb, et notamment en Algérie, ont subi des mutations profondes et accélérées depuis la décennie 1950, sous la pression conjuguée d'une augmentation rapide et importante de la population d'une part et, d'autre part, d'un système organisationnel (administration, statut juridique, politique) et d'un contexte social particulier (différents stades d'évolution à ruptures brutales et dus au contexte politique et au poids de la tradition notamment) [21]. Durant ces transformations, l'environnement oasien a basculé vers une configuration de complexe urbain dont la morphologie et la structure ne répondent pas toujours aux normes architecturales et urbanistiques: disparition ou transformation des espaces végétalisés (palmeraie, jardins), apparition de nouveaux espaces urbanisés différemment organisés et construits avec des matériaux et selon des architectures diverses, souvent en rapport avec les phases d'évolution, la structure sociale des populations, l'évolution même des modes de vie et des mœurs [22]. La disponibilité des images satellitaires à haute résolution spatiale au-dessus de zones urbaines est récente. Elle constitue potentiellement un très grand apport pour la cartographie des villes à des échelles de l'ordre du 1/10 000. Ces images restent cependant de coût relativement élevé et d'utilisation encore limitée, au niveau opérationnel.

Laghouat, comme toutes les villes semi-arides d'Algérie, a connu en 2012 un taux d'urbanisation¹ de 92,83% [23] et un étalement urbain contraint par la topographie, l'hydrologie et le processus de renouvellement urbain interne. Le développement industriel, l'exploitation du champ gazier de Hassi R'mel dans les années 60 et l'exode rural a induit un taux d'accroissement annuel moyen de l'ordre de 4,5% bien supérieur au taux moyen national de 2% [24]. Cette évolution est marquée par une disparition des espaces végétalisés. Pour appréhender sa croissance rapide, l'imagerie satellitale représente un outil puissant d'analyse. Le présent travail tente de comprendre cette évolution au travers de l'imagerie satellitale intégrée à des données multi sources dans un système global d'information à référence spatiale.

Objectifs

Dans cette recherche, nous nous intéressons à trois points particuliers : i) le réseau routier, ii) le bâti et iii) la végétation.

Le premier concerne l'étude de l'évolution du réseau routier, menée en deux étapes : a) suivi du réseau routier par cartographie ancienne où l'imagerie satellitale est absente et b) extraction des routes à partir de l'imagerie satellitale. Nous nous intéressons ici à l'étude de l'évolution de la morphologie des espaces urbains à partir de l'analyse des voies de communications. La haute résolution spatiale (1 à 5m) permet une représentation réelle des voies de communications, mais engendre une augmentation significative des artefacts. Ces images restent cependant de coût relativement élevé et d'utilisation encore limitée, au niveau opérationnel notamment en Algérie. Pour avoir une idée globale de l'évolution du réseau routier sur une longue période (à partir du début des années 1900), nous nous intéressons, dans un premier temps au suivi de l'évolution du réseau routier de la ville de Laghouat à partir de cartographies (1911-1963) et dans un deuxième temps aux images moyennes résolution (10, 20 ou 30m).

Le deuxième problème est lié à l'extraction de l'espace bâti à partir des images satellitales multi dates et multi résolution (entre 1987 et 2007). Ces images nous ont été fournies par le laboratoire de Géomorphologie et de télédétection de l'université de Liège et à l'analyse de la morphologie du tissu urbain par analyse fractale. La détection de l'emprise urbaine a été réalisée par classification supervisée. Cette méthode reste valable pour une résolution moyenne

¹ Le Taux d'urbanisation est défini comme étant le rapport ACL/AT

ACL: population installée en agglomération Chef-lieu

AS: population installée en agglomération secondaire

EN: population installée en zone éparse (construction isolée plus les nomades)

$AT=ACL+AS+ EN$

et ne donne pas un résultat précis lorsqu'il s'agit des images de résolution inférieure (20 ou 30 mètres) du fait qu'un pixel peut représenter à ce niveau une mixture de réponses spectrales qui induit une confusion dans la phase d'apprentissage. Pour résoudre ce problème nous avons créé un nouvel indice basé bandes spectrales et qui donne une meilleure discrimination du tissu urbain.

Le troisième point reste lié au suivi de l'évolution des espaces végétalisés à partir des images multi-dates et des indices de végétation.

En fin et à la lumière des résultats trouvés nous proposons: i) une première analyse de la morphologie urbaine de la ville de Laghouat par analyse fractale; ii) une démarche utilisant les différents thèmes de l'espace urbain créés (les routes, bâti, végétation) pour la modélisation du système oasien.

Pour le présent travail, nous nous fixons cinq objectifs principaux :

- i. la réflexion sur une approche d'analyse de la mutation des espaces géographiques de vie des populations; nous nous concentrons de manière particulière aux milieux semi arides exposés aux risques de dégradations multiples à la fois naturels et anthropiques;
- ii. la réalisation d'une cartographie du réseau routier ancien, soit entre 1911 et 2005 et la création des indices de connectivités permettant ainsi d'analyser l'évolution du réseau routier;
- iii. l'élaboration puis la mise en œuvre d'une méthode complètement automatique permettant de répondre à la problématique de l'extraction des routes à partir d'images satellitaires ;
- iv. le développement d'une méthode robuste et automatique, permettant l'extraction de l'espace bâti par la création d'indices spectraux suivi par une analyse de la morphologie urbaine par géométrie fractale;
- v. L'étude de l'évolution de la végétation de la ville de Laghouat sur une période de vingt ans soit entre 1987 et 2007

Organisation du document de thèse

Le présent document est structuré en cinq chapitres:

1. Le premier chapitre présente le contexte de l'étude et la description de la zone d'étude aux points de vue géographique, phénologique et historique.
2. Dans le deuxième chapitre, nous proposons d'analyser l'évolution de la ville à partir de son réseau routier. Nous proposons une méthode basée sur la structure topologique du

réseau routier qui permet le calcul des indices de connectivité à partir de la reconstruction du réseau routier utilisant des documents cartographiques entre 1911 et 2005.

3. Le chapitre 3 présente l'état de l'art des méthodes d'extraction des routes à partir d'images satellitaires et décrit la méthode d'extraction du réseau routier à partir des images SPOT, et sa cartographie.
4. Le chapitre 4, présente les méthodes d'extraction du bâti à partir d'images satellitaires et la description d'un nouvel indice de bâti.
5. Le chapitre 5 concerne l'évolution spatiotemporelle de la végétation ce dernier point est lié à la transformation de l'oasis.
6. Le chapitre 6, est consacré l'analyse de la morphologie urbaine de la ville de Laghouat par géométrie fractal utilisant les images bâti multidates extraites et les perspectives sur la modélisation du système oasien à partir des données de télédétection.

Chapitre 1.

Le contexte d'étude

Contenu	Page
<i>1.1 Introduction.....</i>	21
<i>1.2 Contexte générale</i>	21
<i>1.3 Le système oasien : l'eau, l'homme, l'habitat et la terre.....</i>	24
<i>1.4 Description de la zone d'étude.....</i>	26
<i>1.5 Les données images utilisées.....</i>	34
<i>1.6 Les données cartes.....</i>	38
<i>1.7 Conclusion.....</i>	39

1.1 Introduction

Les systèmes oasiens en Algérie, et particulièrement à Laghouat, ont subi des mutations profondes et accélérées depuis la décennie 1950 [23]. Certaines périodes et événements de l'histoire ont marqué de façon particulière et notable cette évolution : sédentarisation forcée des populations nomades fin de décennie 50 et début de la décennie 60, découverte de gisements d'hydrocarbures attirant une main d'œuvre venue du pays tout entier, changement du statut d'administration des communes sur les décennies 80 et 90, conditions sécuritaires des années 90, la croissance démographique démesurée de la population, l'extension de l'armature urbaine des différentes agglomérations, ..., tels sont les principaux aspects des multiples mutations que l'espace oasien connaît et qui ont eu pour conséquence la rupture des équilibres sur lesquels étaient bâties les oasis.

Le développement des villes a naturellement suivi celui des routes. Les recensements successifs de la population montrent que les régions sahariennes ont gagné des habitants, essentiellement des citadins. Ainsi, la densité d'urbanisation de la ville de Laghouat est passé de 107,00 Habitants/ Km² en 1977 à 332.23 habitants/Km² en 2007 soit un facteur de multiplication de trois en trois décennies [24].

Le présent travail tente de comprendre l'évolution de l'espace urbain à partir de l'imagerie satellitale et de données multi sources cartographiques.

1.2 Contexte général

Au sujet des villes sahariennes, Marc Côte écrivait: "C'est là une catégorie à part, faisant référence d'une part au climat aride, d'autre part à l'enclavement au sein d'étendues vides, deux traits qui leur ont donné une forte spécificité [22]. Ces villes sont nées de la fonction de relais sur les grands axes caravaniers d'autrefois; elles ont pris la forme de ville/oasis, l'eau et la palmeraie assurant le support de cette fonction de relais. Ayant été négligées, elles n'ont pas connu à l'époque coloniale de dédoublement urbain, mais elles ont été récupérées par l'Etat indépendant, qui les a utilisées comme base de contrôle territorial, d'où leur croissance récente. Ces extensions sont généralement réalisées en rupture complète avec les modes de constructions traditionnelles; l'on a là des villes du Nord transposées dans le Sud, ce qui ne va pas sans problème d'habitabilité". Nous retiendrons donc ici que les villes sahariennes, en particulier notre terrain d'étude, représentent une catégorie à part née d'une fonction relais et transformée comme base de contrôle territorial.

Dans ces milieux, le réseau urbain trouve ses racines loin dans l'histoire. Yaël Kouzmine [21] note à ce propos : « *ce réseau est en partie hérité des mouvements caravaniers qui animèrent*

le Sahara dès le VIII^e siècle. Déterminés par la présence d'eau potable, les pôles de peuplement constituaient autant de relais sur ces parcours dont la raison d'être ne tenait qu'à un mot : l'échange ».

Au XIX^e siècle, alors que le nombre de caravanes déclinait, la pénétration française relança la dynamique des villes dans le désert. Il fallait à l'armée des routes et des places fortes. La maîtrise de l'espace saharien passait par un désenclavement des oasis. Plus tard, l'Algérie indépendante mettra sur pied le projet de route transsaharienne. Il ne s'agit pas d'un axe unique, mais d'un réseau routier destiné à relier l'Algérie à ses voisins pour dynamiser les échanges régionaux.

La ville de Laghouat sous l'effet de la poussée démographique a connu des formes d'extension urbaine ayant conduit à l'étalement urbain et au mitage du milieu rural. Ces formes d'extension urbaine sont clairement visibles à partir des différents modes d'occupation de l'espace et des typologies de constructions variées : traditionnelle, coloniale et contemporaine, planifiées soient-elle ou spontanées.

Aujourd'hui, une nouvelle forme d'extension urbaine fait son apparition; c'est la ré-urbanisation¹. Ce nouveau phénomène a généré un tissu urbain disloqué et sans limites claires entre l'urbain et le rural, ce qui a produit une ville éparpillée, diffuse résultant d'une conurbation² [25].

En Algérie, les données cartographiques (INCT³) sont souvent dépassées (les cartes sont souvent des mises à jour partielles des campagnes aériennes 1956-1961) offrant un historique du réseau routier jusqu'à l'apparition des images satellitaires en 1972. Actuellement, la cartographie du réseau de routes est essentiellement effectuée par interprétation d'images avec un apport de mesures de terrain. Par contre l'imagerie satellitaire ne permet pas de faire un suivi historique du réseau routier vu la faible résolution spatiale des premières images satellitaires, mais elle permet une vision globale, par un traitement automatique et rapide. La disponibilité d'images urbaines à très haute résolution spatiale constitue un apport indéniable pour l'étude du milieu urbain et sa cartographie. La figure 1.1 résume quelques contraintes et outils d'extraction du réseau de route.

¹ Cette définition, correspond à la diffusion dans l'espace rural de formes d'habitations, d'infrastructures et d'activités en rapports avec le mode de vie urbain. Du livre de G. Bauer [26].

² Cette définition correspond à une Agglomération urbaine formée de plusieurs villes qui se sont rejointes au cours de leur croissance, mais qui ont conservé leur statut administratif.

³ INCT: Institut National de Cartographie

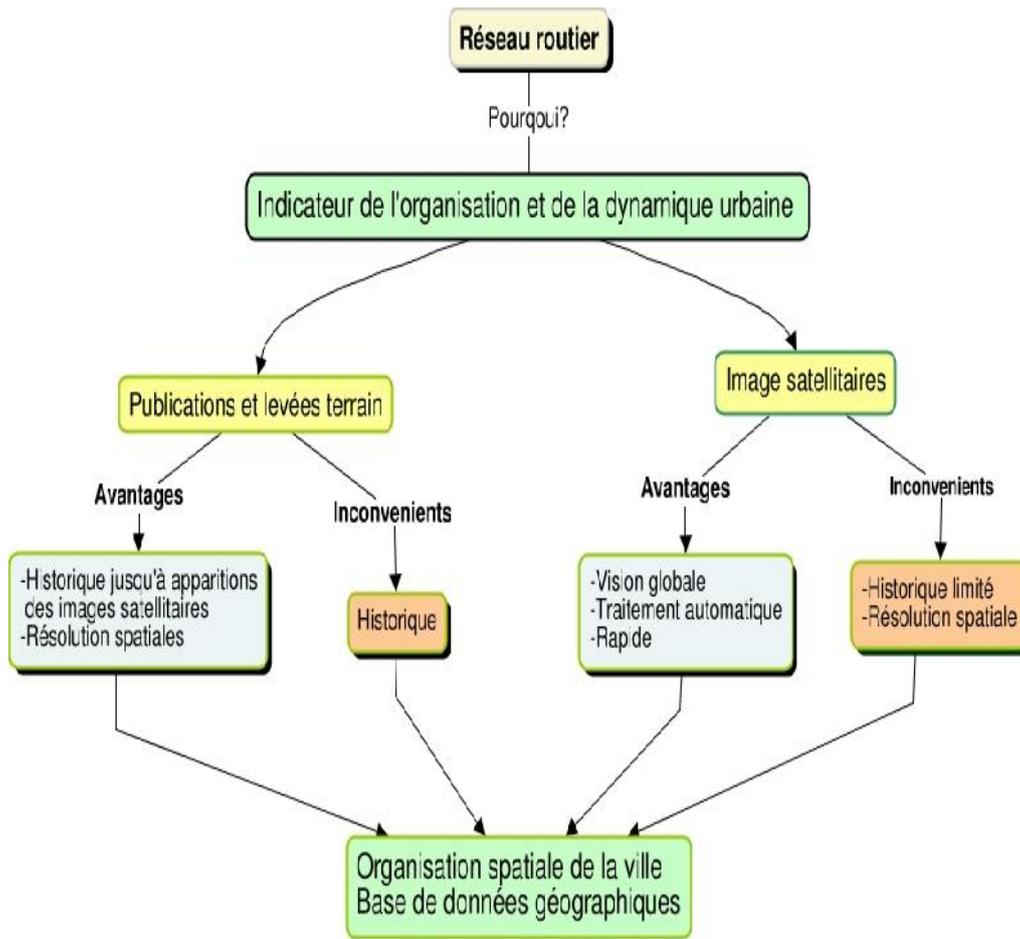


Figure 1.1 Contraintes et outils d'extraction du réseau de route

Les réseaux ont été objet de plusieurs études dans les années 1960 à partir de la théorie des graphes et de l'analyse topologique. K.J. Kansky [27] définit le réseau comme un ensemble de lieux géographiques interconnectés dans un système par un nombre de liens. La géométrie topologique étudie les réseaux en privilégiant les liens et les nœuds et leurs positions relatives, données essentielles de l'analyse spatiale, mais ne tenant pas compte des distances, des formes des liens et des surfaces.

L'imagerie satellitaire présente de nombreux avantages par rapport aux autres sources d'observation du sol. Les satellites fournissent un très grand nombre d'images de la Terre utilisées dans des domaines très variés avec des forts enjeux scientifiques, économiques et stratégiques. La mise en évidence d'objets thématique par un traitement approprié de l'image satellitaire nécessite la prise en compte de plusieurs facteurs : contexte de la date d'acquisition de l'image, type d'image traitée, spécificités de la zone d'étude.

1.3 Le système oasien : l'eau, l'homme, l'habitat et la terre

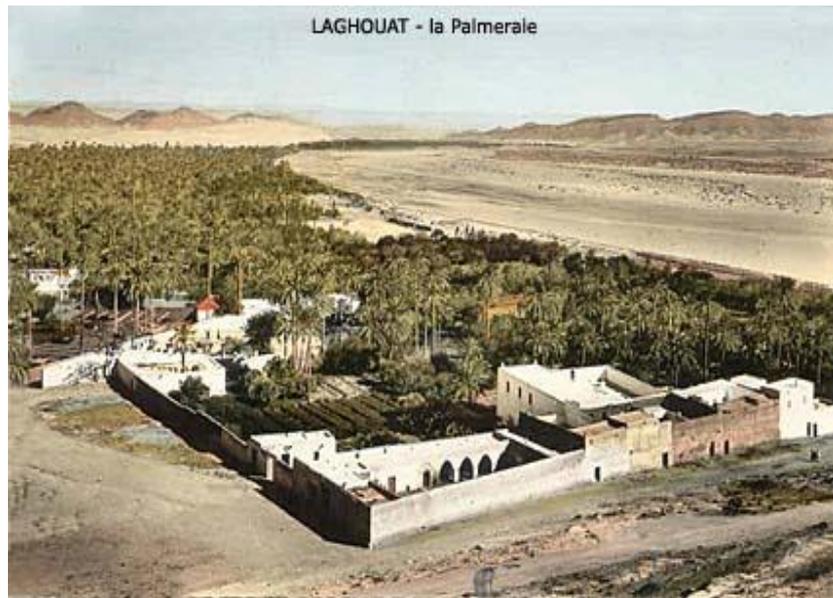
Au-delà des spécificités physiques et topographiques qui fondent le particularisme saharien, la forme, la structure et le fonctionnement des pôles du peuplement saharien se caractérisent par une terminologie porteuse de sens, de pratiques et de configurations spatiales. Lévy et Lussault [28] considèrent d'une manière générale, l'oasis comme un « *lieu habité isolé dans un environnement aride ou plus généralement hostile dont la localisation est liée à la possibilité d'exploiter une ressource, notamment l'eau, pour la pratique de l'agriculture irriguée* ». Cependant « *l'eau ne saurait suffire* » à la définition de l'oasis comme le précisent Lévy et Lussault et que la « *contrainte de la distance s'impose avant la contrainte écologique* » pour caractériser ces entités géographiques. Bensaad [29] affirme que « l'eau n'est pas à la source de la vie au Sahara ».

Si l'eau représente en effet un facteur explicatif, le commerce transsaharien est considéré comme un autre facteur. En effet, les logiques d'implantation de foyers de peuplement dans des milieux si hostiles ne peuvent être appréhendées pertinemment en dehors de toute référence au contexte des échanges commerciaux qui animèrent le Sahara entre le VIIe et le XIXe siècle. Dubost [30] définit l'oasis comme un « *espace de sédentaires, qui associait la ville 'médina' ou village 'ksar' à sa ceinture nourricière, la palmeraie* », inscrit dans un système relationnel et circulatoire nomade.

L'ensemble des oasis s'est fondé sur le triptyque eau-habitat-palmeraie qui forme un tout cohérent et fortement interdépendant, (photos n°1 et n°2). Si l'oasis constitue un système, le ksar⁴ comme un élément de ce système est caractérisé par une forme typique d'habitat très concentré, construit en matériaux traditionnels (pisé ou toub), généralement cernée d'une enceinte⁵ à vocation défensive et qui par extension marquait une rupture symbolique avec l'extérieur, la mosquée, parfois une zaouïa, les places publiques, le fort, et les marchés.

⁴ Qui signifie étymologiquement palais.

⁵ En arabe el çour.



Source [<https://www.delcampe.net/>]

Photos 1. La palmeraie de Laghouat



Source:[<https://www.delcampe.net/>]

Photos 2. La construction au jardin

Les *ksours* représentent la grande majorité de l'habitat saharien traditionnel en Algérie, seules quelques cités sahariennes émergèrent avant la phase d'urbanisation massive du XX^e siècle. De manière générale les grandes cités sahariennes, telles que Biskra, Laghouat, Touggourt, Ghardaïa, etc., se localisaient aux extrémités des réseaux transsahariens. Véritables places commerçantes et pôles d'interface, elles constituaient les principaux « *ports du désert* » [30]. Cette accumulation de richesses économiques en a fait des lieux majeurs de concentration du

pouvoir politique, religieux. Leur poids au sein de l'armature urbaine saharienne n'a cessé de se développer, malgré la régression puis la disparition du grand commerce transsaharien. Elles demeurent aujourd'hui parmi les plus grandes agglomérations sahariennes.

1.4 Description de la zone d'étude

1.4.1 Site et situation de la zone d'étude

La ville de Laghouat (Algérie), chef lieu de wilaya depuis le découpage administratif de 1977 (8 daïras et 24 communes⁶) [25]. Elle fait partie du groupe des neufs (09) Wilayets pastorales du pays ainsi que des Wilayets du Sud. Elle est située à 400 km au sud d'Alger sur l'axe routier Alger Ghardaïa à une altitude moyenne de 751 m sur le flan sud de l'Atlas saharien, à une longitude de : 2°52'60 " E et latitude 33°47'50 N, (figure 1.2). Elle est bâtie sur les rives de l'Oued Mzi, le plus grand Oued du sud de l'Atlas saharien, est limitée au sud par une large zone pastorale qui s'étend jusqu'au Bordj de Tilghemt et s'étale sur une superficie de 400 km², figure 1.3. Laghouat occupe une position stratégique en tant que ville relais, entre le nord et le sud du pays. C'est le point de convergence des pistes sahariennes, qui en font l'une des portes du Sahara.

La ville forme deux amphithéâtres qui se font face, sur les flancs de deux mamelons du djebel Tisgarine allongés dans le sens Nord-est au Sud-ouest, et dont les sommets sont distants l'un de l'autre d'environ 1800 mètres; c'est entre ces deux mamelons que les canaux d'irrigation, amènent au moyen d'un barrage de 300 mètres de long sur 10 de large et 3 de profondeur, les eaux de l'oued Mzi et alimentent l'ancien ksar de Laghouat dans sa petite largeur, photos 3.

⁶ La loi n° 84-09 du 4 Février 1984 relative à l'organisation territoriale du pays porte : quarante huit (48) wilayas et mille cinq cent quarante et une (1.541) communes, au lieu de trente et une (31) wilaya et sept cent quatre (704) communes. Alger est la Capitale de l'Algérie

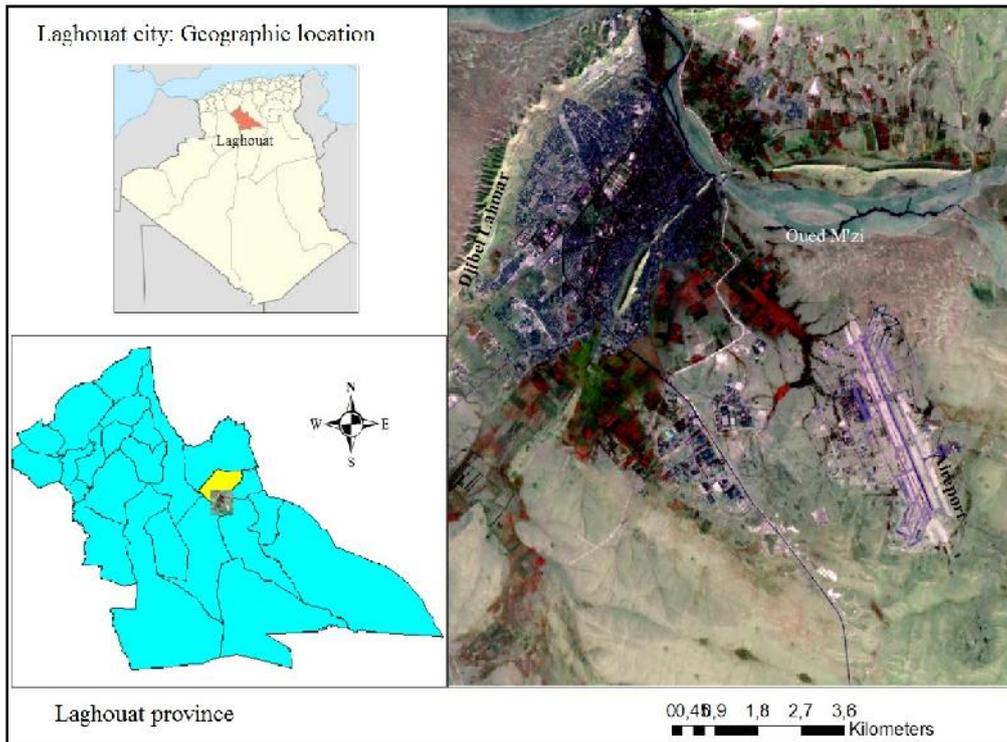


Figure 1.2 Situation géographique de la ville de Laghouat

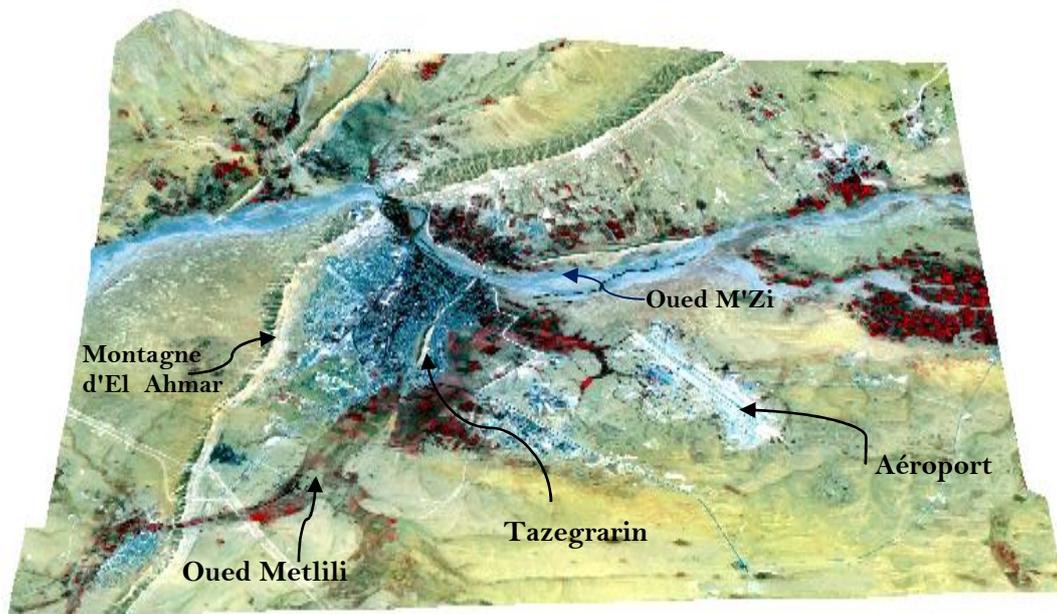
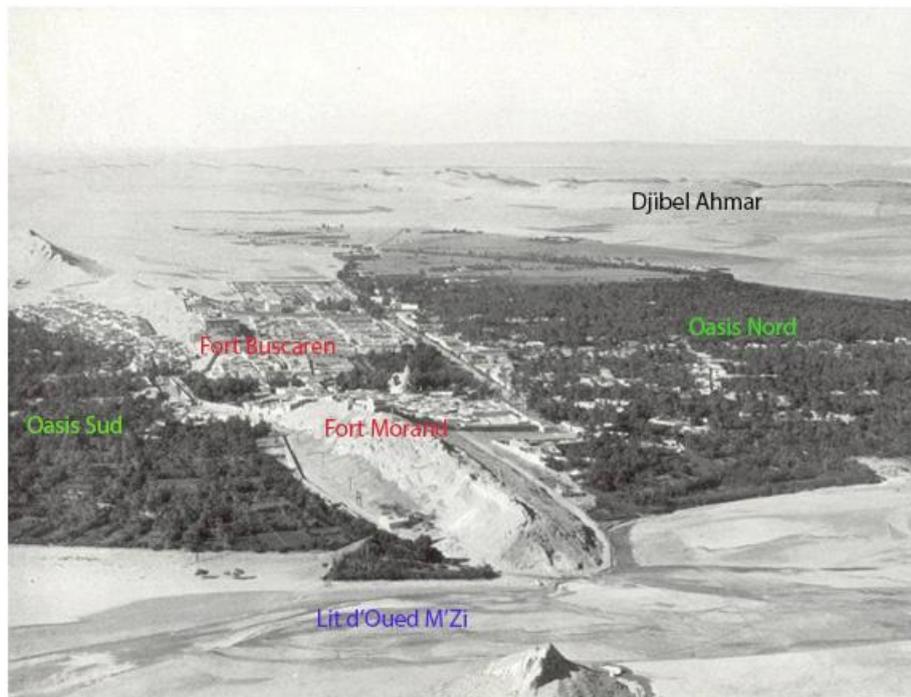


Figure 1.3 Représentation 3D de la ville de Laghouat en 2007 ⁷ (par F. Benkouider sous ENVI)

⁷ L'image SPOT (2D) a été drapée sur le sol comme on étend une couverture sur une surface irrégulière. Le sol est représenté par le modèle de terrain (MNT) avec une exagération verticale de 3 (multiplication de l'altitude par un facteur > 1)

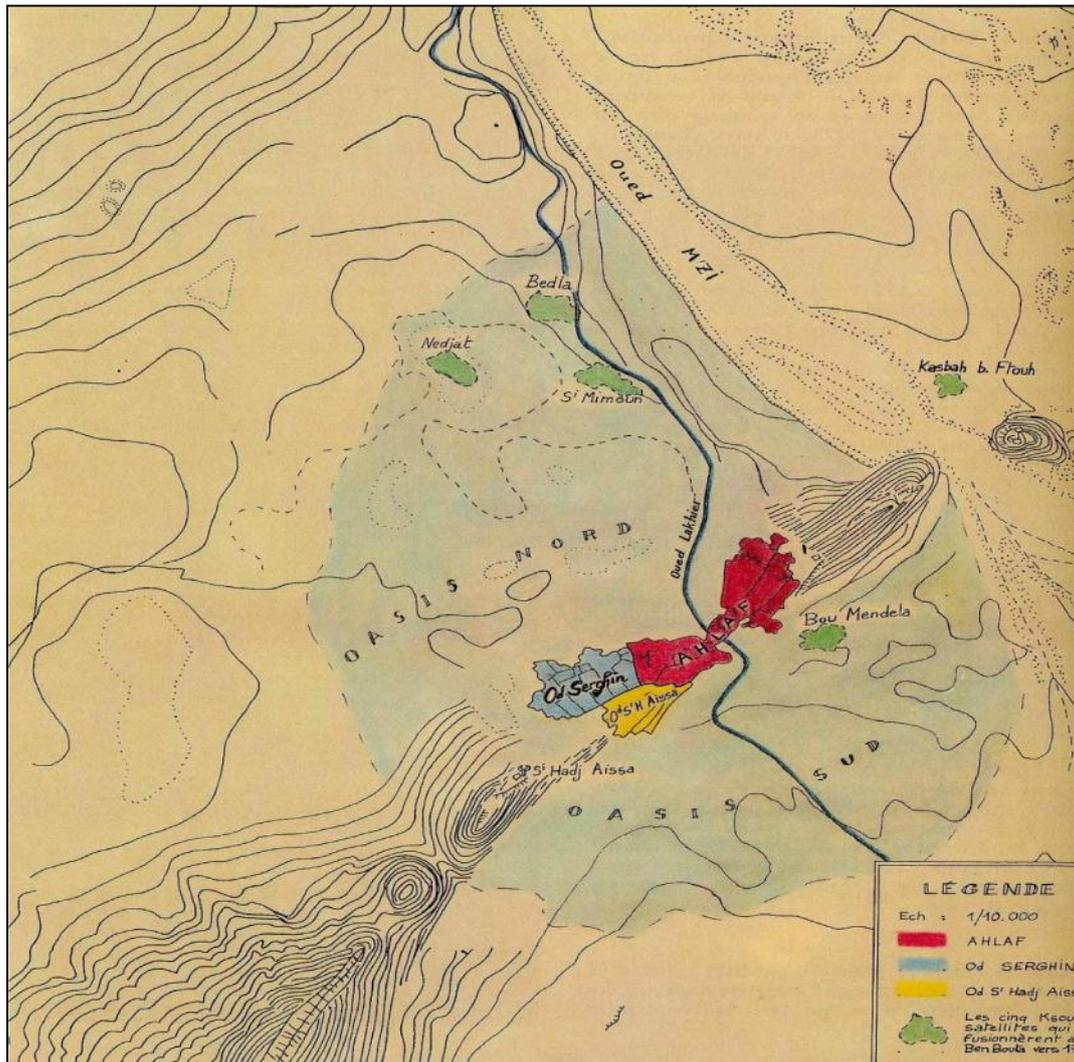


Source: [https://www.delcampe.net/]

Photos n°3. Laghouat, vue générale aérienne CPSM GM TBE Laghouat, les deux palmeraies

D'après Ibn Khaldoun⁸ [31], il semble bien que la fondation de la ville remonte bien à la date des premières années de l'invasion Hilalienne soit vers 1045. Plus de six siècles plus tard, le même auteur souligne l'existence de deux clans rivaux, Ouled Serghin et Ouled Hallaf qui se partageaient la ville et occupaient deux quartiers différents avec chacun son marché, sa mosquée et sa propre Djemaa. A l'instar de la majorité des ksours, la source de conflit entre eux fut le tour d'eau pour l'irrigation. Heureusement que vers 1708, Sidi - El - Hadj Aissa a pu convaincre les habitants de la nécessité d'unir les Ksours afin de mieux se défendre ensemble contre les intrusions des ennemis étrangers, figure 1.4. C'est alors que Laghouat vit sa formation à travers l'assemblage de villages et de maisons disséminées sur une étendue de deux à trois kilomètres et c'est de cette opération que la ville tira son nom El - Aghouat (qui n'est autre que le pluriel du mot 'Gaouth' désignant une maison entourée d'un jardin [31]. Cette imbrication de ruelles, de corridors et d'impasses selon un schéma qui consistait à diminuer l'espace au profit de l'ombre où s'enchevêtraient des maisons en brique de terre à cour intérieure.

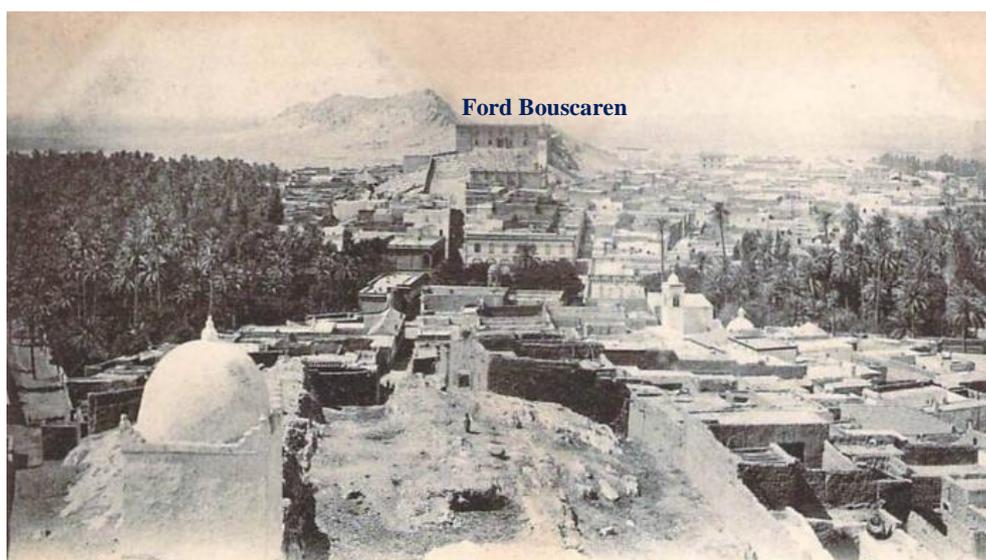
⁸ Ibn Khaldoun [1332-1406]: Philosophe, diplomate et homme politique d'Ifriqiya. Il a été l'un des premiers théoriciens de l'histoire des civilisations.



Source:[<https://dekerscomerce.blogspot.com>]

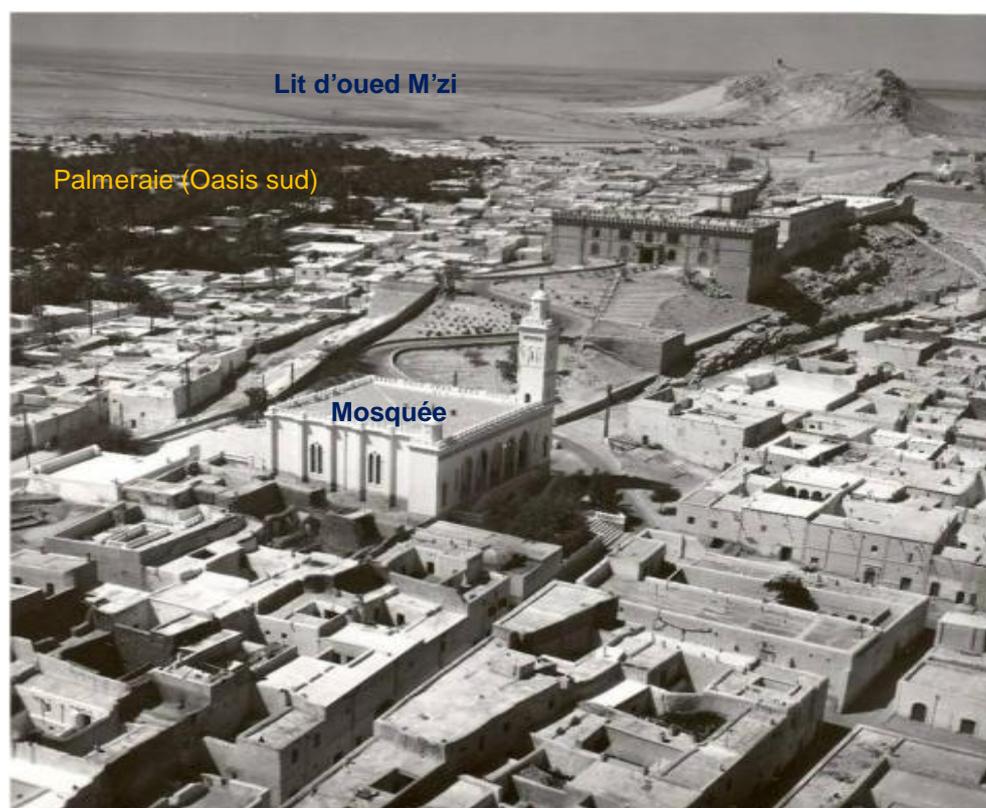
Figure 1.4 Laghouat à la fin du XVIII siècle

En 1852 après sa prise par les Français et dès leur installation à Laghouat, les Français ont entrepris des interventions sur la ville, à caractère militaire, photos 4. La ville est en grande partie effondrée à cause des bombardements, une des premières tâches de l'occupant fut de relever la vieille muraille de la ville, presque entièrement détruite lors de l'assaut. Cette nouvelle fortification était suivie par deux autres-forts solides érigés sur les hauteurs dominantes de la ville, le fort Morand à l'est et le fort Bouscaren à l'ouest, photos 5, 6 et 7. La ville s'ouvrait largement vers le Nord et vers le Sud et sa nouvelle vocation s'affirmait par la naissance des équipements administratifs. Elle fut reconstruite selon un tracé en damier simple sur les décombres du Ksar [31].



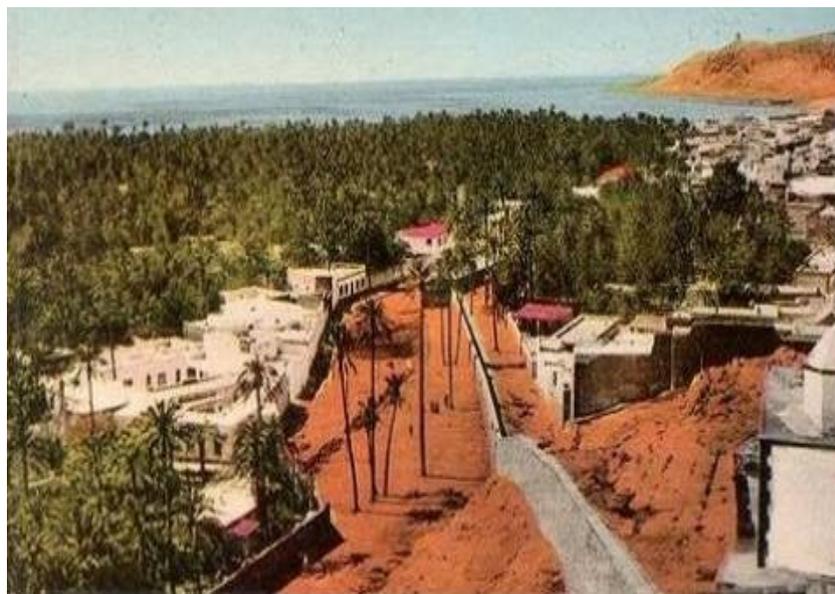
Source:[<https://www.delcampe.net/>]

Photos n°5. Panorama de Laghouat en 1900, vue prise du fort Morand coté ouest



Source:[<https://www.delcampe.net/>]

Photos n°6. Laghouat dans les années 40



Source: [Les archives de l'APC de la commune de Laghouat]

Photos n°7. Oasis sud, vue à partie du fort Morand coté est

Après l'indépendance, le développement urbain de la ville a connu une léthargie pendant plus d'une décennie. C'est à partir de 1974 que la ville a connu un développement urbain conséquent marqué par deux évènements :

- Le découpage territorial de 1974 suite auquel la ville a bénéficié d'un programme de développement important après sa promotion au rang de chef-lieu de wilaya qui devrait encadrer son territoire ;
- La situation sécuritaire au début des années quatre-vingt-dix qui a causé une ruée importante de la population vers la ville à la recherche de la sécurité.

Aujourd'hui, la ville s'étend sur un périmètre urbain dépassant les 2500 hectares, et qui n'a cessé de se développer depuis 1962, comme c'est illustré sur le tableau 1.1.

Tableau 1.1 Evolution du périmètre urbain de la ville de Laghouat depuis 1962 [32]

Année	Superficie (ha)	Longueur (km)
1962	587	12
1974	628	13,30
1990	1602	23,6
2015	2524	38,2

Le développement industriel, l'exploitation du champ gazier de Hassi R'mel dans les années 60 et l'exode rural a induit un taux d'accroissement annuel moyen de l'ordre de 4,5% bien supérieur au taux moyen national de 2% [23]. L'étalement urbain est actuellement en décalage avec les plans d'orientation et d'aménagement. Sa population est passée de 42800 habitants en 1977 à 132891 en 2007 soit une multiplication de plus de 3 en trente ans et avec une capacité maximale de 156096 habitants en 2010, tableau 1.2.

Tableau 1.2 Population de la ville de Laghouat (d'après monographie, RGPH)

Année	Population	Densité (Hab/Km ²)
1977	42800	107,00
1987	69435	173,58
1998	96342	240,85
2003	119043	297,60
2007	132891	332,23
2008	146307	365,76
2010	156096	390,24

Cette évolution galopante de la population a induit une évolution du bâti de la ville de Laghouat qui a pour effet une transformation profonde du paysage d'une période à l'autre (figure 1.5 et figure 1.6). Cette évolution est marquée par la création des espaces urbains discontinus et non organisés. On peut distinguer deux périodes principales : la période coloniale et la période d'après l'indépendance.

- Pour la période coloniale (1862-1963) l'occupant avait entrepris des grands travaux pour permettre le séjour aux européens comme les constructions européennes.
- La période d'après l'indépendance (1963-2017) a connue aussi une croissance des surfaces bâties dû à plusieurs raisons :
 1. Le fort taux de natalité résultat de l'explosion démographique.
 2. L'exode rural et la sédentarisation des nomades.
 3. La croissance du nombre d'habitat qui nécessite des projets de construction publique (l'université centrale et les trois pôles, l'hôpital universitaire et la nouvelle mosquée).

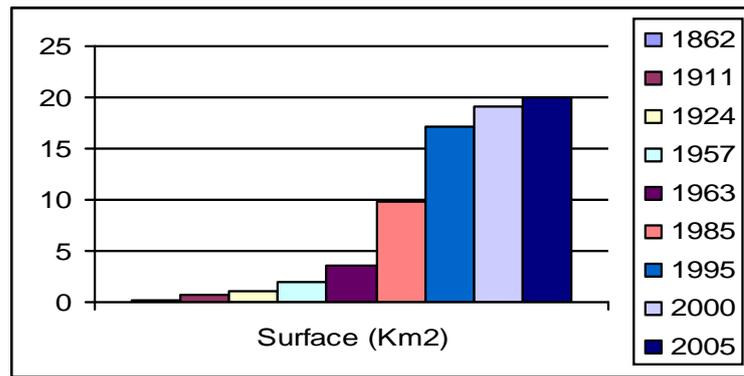


Figure 1.5 Histogramme des surfaces bâties, source: [auteur]

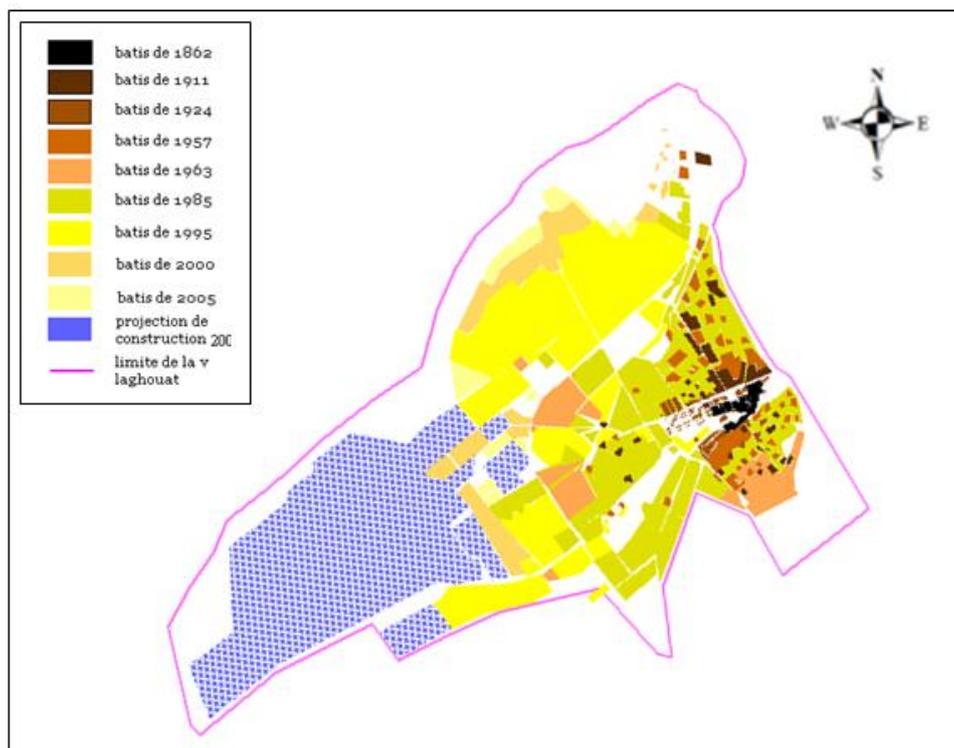


Figure 1.6 Evolution du bâti de la ville de Laghouat, D'après F. Benkouider, 2008

1.4.2 Caractéristique du milieu

• *Caractéristiques orographique*

Sur le plan naturel, Laghouat est constituée de deux zones distinctes : La zone de l'Atlas Saharien, et La zone des Hauts Plateaux. Les principaux éléments orographiques sont représentés par Djebel Ahmar (883m) au Sud-Ouest, Djebel Oum Deloua ou Djbel Lezreg (1023 m) au Nord-Ouest, et un peu plus au Nord-Ouest le grand synclinal du Milok, de direction atlasique, figure 1.3.

- **Réseau hydrographique**

Le principal cours d'eau qui traverse la zone Est Oued est l'oued M'zi d'orientation Nord-Ouest-Sud-Est, empruntant par la suite une direction globale sous-latitudinale, à partir de l'extrémité Sud-Ouest du Djebel Oum Deloua. Son affluent le plus important est Oued Metlili, avec un écoulement Sud-Ouest-Nord-Est. Cette zone comprend différentes formes et formations sableuses dont la disposition est tributaire des ensembles orographiques, de la topographie de détail et des directions du transport éolien, figure 1.3.

- **Le climat**

Découlant du relief, le climat est de type continental au Nord-Ouest avec une pluviométrie varie entre 150 mm et 50 mm au Sud. Les hivers sont caractérisés par des gelées blanches et les étés par une forte chaleur accompagnée de vents de sable. Le climat est de type saharien et semi aride, figure 1.7. Les températures moyennes varient entre 28°5 pour les mois les plus chauds de l'été (juillet, août) à -4c° pour les plus froids (décembre et janvier)⁹. La saison froide couvre environ cinq mois, de novembre à mars.

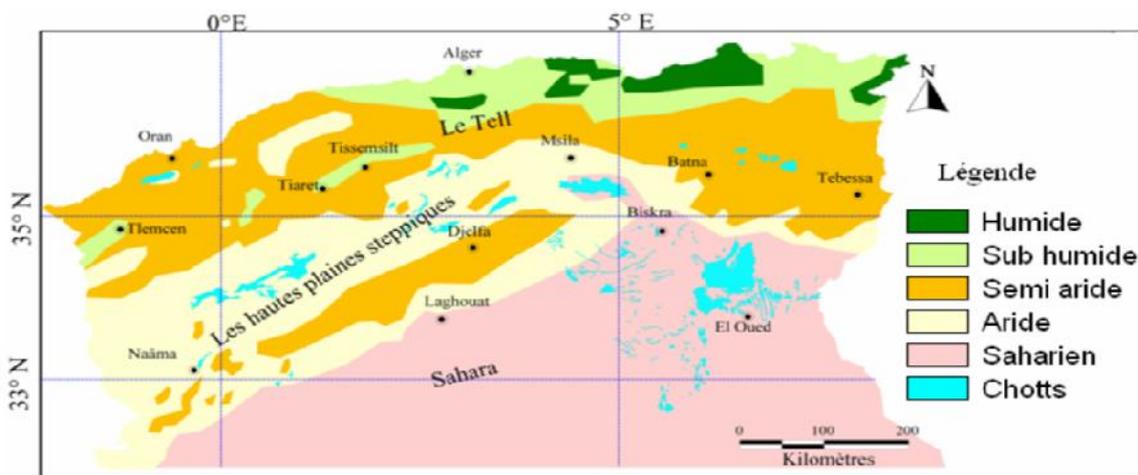


Figure 1.7 Carte Bioclimatique de l'Algérie, source: [ANAT¹⁰, 2004]

1.5 Les données images utilisées

La télédétection spatiale, dont l'objectif est l'observation de la Terre, est l'ensemble des connaissances et des techniques utilisées pour déterminer les caractéristiques de la surface et de l'atmosphère de la Terre, par des mesures effectuées à partir d'un engin spatial se trouvant à distance convenable de cette dernière (Annexe A).

⁹ Températures moyennes au Sahara (Source : Roux, 1993)

¹⁰ Agence Nationale d'Aménagement du Territoire

Les principales sources de données utilisées dans cette étude sont trois images (optiques) multispectrales SPOT, une image MSS et une image TM dont les caractéristiques sont représentées sur le tableau 1.3.

Ces images nous ont été fournies par le Projet ISIS du CNES N°122 établie par la commission mixte Algérie-Wallonie (2007-2013) sous la direction du professeur André Ozer Directeur du laboratoire de télédétection et géomorphologie de l'université de Liège (Belgique) où une partie de l'analyse et du traitement des images ont été effectués (Géoréférencement, correction géométrique et radiométriques).

Les scènes des satellites SPOT, MSS et TM couvrent notre zone d'étude. Elles sont acquises en mode multispectral et en mode panchromatique. Ces deux types de données complémentaires s'avèrent nécessaires pour aborder la problématique urbaine.

En mode panchromatique, SPOT enregistre une seule image couvrant l'essentiel du domaine visible mais avec une résolution portée à 10 mètres, donc deux fois plus fine qu'en mode XS. Avec ce canal panchromatique, c'est la finesse géométrique de l'image qui est privilégiée, ce qui est particulièrement intéressant dans le domaine urbain où les objets à identifier sont souvent de petite taille, surtout dans les villes de pays en développement. Un autre canal XS4 (moyen infra rouge) de résolution de 20m est ajouté au SPOT5 (HRVIR).

1.5.1 Prétraitement

Nous avons disposé pour une même date (26 mars 2007) l'image panchromatique et l'image multi spectrale géoréférencé, la scène XS a été systématiquement recalée et superposée sur l'image panchromatique après avoir été ré échantillonnée à 2.5 mètres. Le recalage a été fait à partir d'une série de points d'appui homologues sur les deux scènes (en moyenne une trentaine de points sont sélectionnés).

Un modèle de régression géométrique (de degré trois), puis un rééchantillonnage selon la méthode du "plus proche voisin" ont été utilisés. Dans l'ensemble, et bien que les angles de prises de vue soient parfois importants, le recalage obtenu est précis au pixel près. Nous avons appliqué la même procédure de recalage pour les autres images multi date (1972, 1987, 1998, 2001, 2007).

Pour améliorer les images recalées, nous avons fait une procédure de reprojection¹¹ (UTM, WSG 84 Nord, zone 31), Correction radiométriques¹² et un Géoréférencement¹³.

Tableau 1.3 Les principales sources de données utilisées

Image	Bande	Absorption	Longueur d'onde (µm)	Résolution spatiale (m)	Date d'Acquisition
MSS (LAN DSAT 4)	B1	Vert	0,5 - 0,6	30	13/11/1972
	B2	Rouge	0,6 - 0,7	30	
	B3	Proche infrarouge	0,7 - 0,8	30	
	B4	Proche infrarouge	0,8 - 1,1	30	
TM (LANDSAT)	TM1	Bleu	0,45 - 0,52	30	11/04/1987
	TM2	Vert	0,52 - 0,60	30	
	TM3	Rouge	0,63 - 0,69	30	
	TM4	Proche infrarouge	0,76 - 0,90	30	
	TM5	Proche infrarouge	1,55 - 1,75	30	
	TM6	Thermique	10,4 - 12,5	60	
	TM7	Moyen infrarouge	2,08 - 2,35	30	
SPOT (HVR)	B1	Vert	0,50 - 0,59	20	13/09/2001 19/03/1998
	B2	Rouge	0,61 - 0,68	20	
	B3	Proche infrarouge	0,79 - 0,89	20	
	B4	Moyen infrarouge	1,58 - 1,75	20	
	PAN	Panchromatique	0,61 - 0,68	10	
SPOTS (HRG)	B1	Vert	0,50 - 0,59	10	26/03/2007
	B2	Rouge	0,61 - 0,68	10	
	B3	Proche infrarouge	0,79 - 0,89	10	
	SWIR	Moyen infrarouge	1,58 - 1,75	20	
	PAN	Panchromatique	0,51 - 0,73	2.5	

¹¹ Projection des données sur une grille géographique de façon à pouvoir utiliser des coordonnées géographiques (latitudes/longitudes) au lieu des coordonnées images (colonne/ligne);

¹² Changements de la valeur radiométrique de points aberrants sont réalisées directement à la réception de l'image par réaffectation de codes correspondants aux pixels voisins du ou des points défectueux

¹³ Le Géoréférencement consiste à projeter dans le système de coordonnées souhaité une image raster dépourvue d'informations géographiques. Il peut, par exemple, s'agir d'une image scannée d'une ancienne carte papier, d'une planche cadastrale.

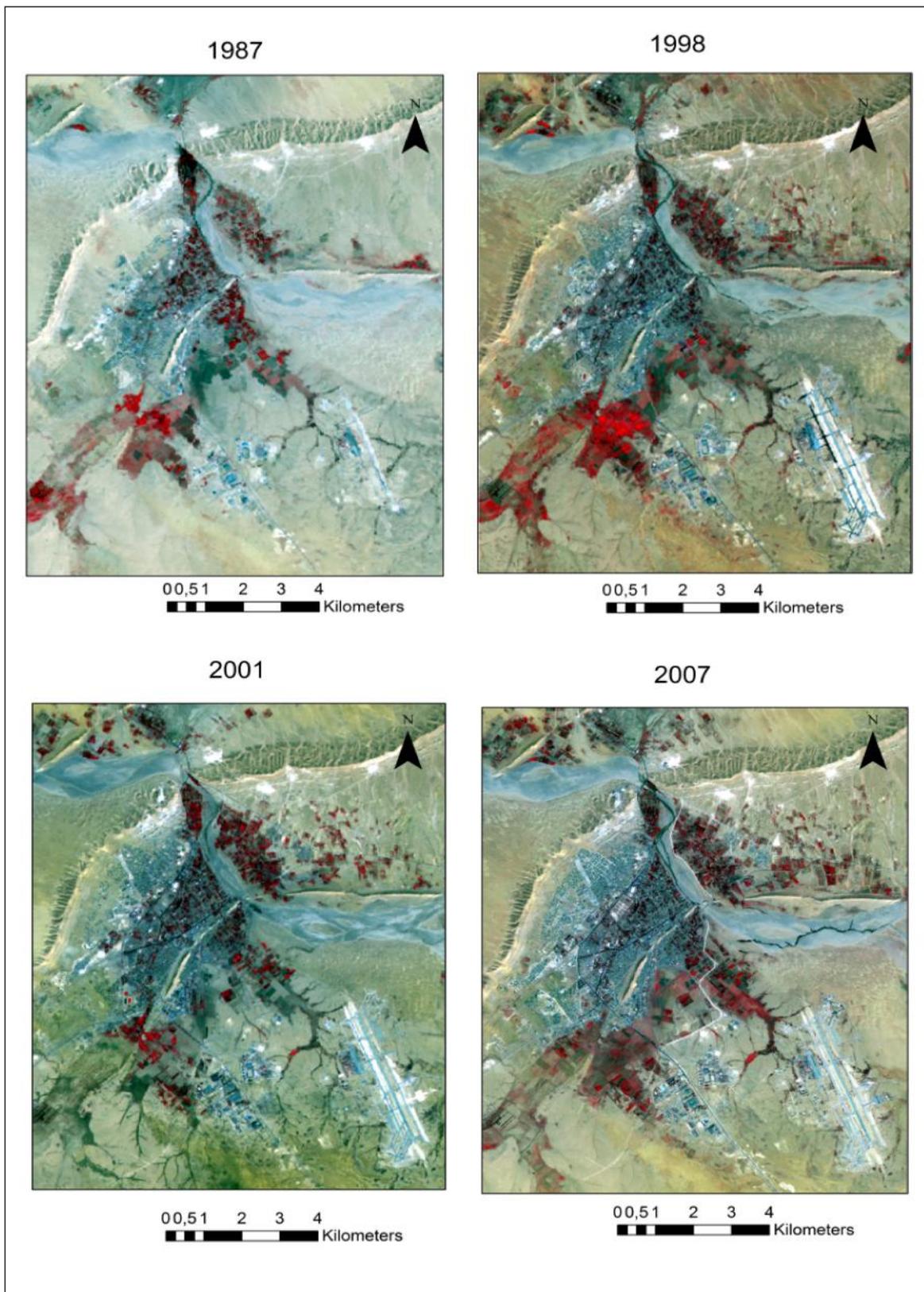


Figure 1.8. Les données images de la ville de Laghouat

1.6 Les données cartes

Une collecte des données cartographiques a été faite au prés de plusieurs organismes : Institut national de télédétection, musée de Laghouat, documents personnels de personnage historique...ect. Cette étape est la plus difficile pour deux raison : la première est du au manque de données et deuxièmement leurs procédure d'accès s'ils existent. Dans ce travail en plus des images satellitaires, nous avons utilisé les données cartographiques suivantes :

- Carte plan d'irrigation 1862 ; échelle 1/4000, source : [DHW¹⁴- Laghouat]
- Carte plan 1852 ; échelle 1/4000 [DHW- Laghouat];
- Carte topographique 1911, échelle 1/200 000, source: [Les archives de l'APC de la commune de Laghouat], figure 1.9;
- Carte plan 1924 ; Echelle 1/10 000 ; réalisé par le Capitaine Durand-Delacre, chef du bureau des affaires indigènes 'visite de Laghouat en 1925'.
- Carte topographique 1957 ; échelle 1/100 000; source: [INCT], figure 1.10;
- Carte topographique 1963 ; échelle 1/200 000; source: [INCT], figure 1.11;
- Carte plan 1985; échelle 1/10 000 ; source: [Les archives de l'APC de la commune de Laghouat]
- Plan d'Occupation du Sol (POS) de 2005, source:[Direction des travaux publics de Laghouat]



Figure 1.9 Carte topographique 1911¹⁵

¹⁴ La Direction d'Hydraulique de la Wilaya

¹⁵ Ministère des travaux public et de transport-dessiné et publié par l'Institut géographique national en 1964, couverture aérienne verticale 1957-1963, échelle 1/200 000 ; projection Lambert sud-Algérie.



Figure 1.10 Carte topographique 1957¹⁶ ; source: [INCT¹⁷]

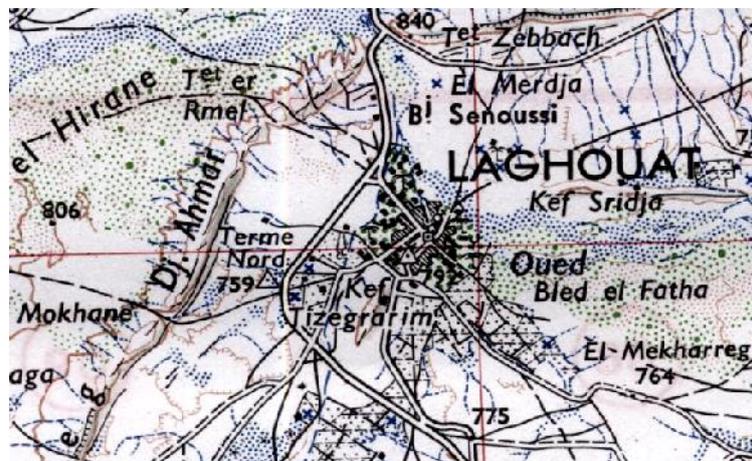


Figure 1.11 Carte topographique 1963, dérivation de la route nationale vers l'extérieure de la ville, Source: [INCT]

1.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit la définition du système oasien, la présentation de la zone d'étude, les contraintes naturelles de la ville, sa climatologie et l'évolution de sa population. Nous avons présenté les données images satellitaires et les documents cartographiques nécessaires au développement de notre approche qui consiste à l'étude et à l'analyse du système oasien par imagerie satellitaire et documents cartographiques anciens pour tracer dans une première étape l'évolution de son réseau routier.

Nous avons décrit le contexte général de notre étude et la présentation de la problématique, qui se résume dans l'approche choisie pour le suivi de l'évolution du réseau routier en milieu urbain et l'extraction des routes à partir des images satellitaires.

¹⁶ Ministère des travaux public et de transport-dessiné et publié par l'Institut géographique national en 1958, couverture aérienne verticale 1957, échelle 1/100 000 ; projection Lambert sud-Algérie.

¹⁷ INCT: Institut National de Cartographie et de Télédétection

Le réseau routier, un indicateur de la dynamique urbaine

Contenu	Page
<i>2.1 Introduction.....</i>	41
<i>2.2 Réseaux routiers.....</i>	42
<i>2.3 Analyse topologique des réseaux.....</i>	44
<i>2.4 Système d'information géographique.....</i>	47
<i>2.5 Méthodologie.....</i>	52
<i>2.6 Résultats et interprétations.....</i>	54
<i>2.7 Conclusion.....</i>	60

2.1 Introduction

L'étude du phénomène de la croissance urbaine jouent un rôle important pour la modélisation et la planification de l'étalement urbain par approches: systématiques; développement économique; approches métriques [33,34]; déformation temporelle dynamique à partir des séries temporelles [35], empirique, dynamique par automate cellulaire [36]. Ces méthodes sont basées généralement sur les classes du thème urbain (Bâti, routes, végétation ect..).

Les réseaux ont été objet de plusieurs études dans les années 1960 à partir de la théorie des graphes et de l'analyse topologique. Défini comme un « *espace à métrique topologique* », le réseau est alors mobilisé par ses propriétés géométriques offrant des possibilités de modélisation. Kansky (1963) [27] le définit comme « *l'ensemble de lieux géographiques interconnectés dans un système par un nombre de liens* ». La géométrie topologique étudie les réseaux en privilégiant les liens et les nœuds et leurs positions relatives, données essentielles de l'analyse spatiale, mais en ne tenant pas compte des distances, des formes des liens et des surfaces. La vitesse, accessibilité et l'étalement urbain ont fait l'objet des études: une approche systémique de la dynamique gravitaire ville-transport, répondant à la question de l'étalement urbain dans son rapport à la vitesse de circulation ou à l'accessibilité des lieux habités, a été abordée. Un modèle reliant la vitesse à la densité de population selon des principes dynamiques (modèle gravitaire); cette méthode à l'avantage d'être de formulation et d'utilisation simple, elle est adaptée au réel et les multitudes de formes qu'elle peut adopter. La reconstitution de la forme de l'ensemble des itinéraires empruntés par la poste aux chevaux dans la France de l'ancien régime à différentes dates, à l'aide d'un SIG a offert un terrain particulièrement utile pour l'étude de l'évolution d'un réseau et a révélé la force des contrastes d'équipement du territoire national[37].

Le réseau routier joue un rôle très important dans le processus de croissance urbaine, il constitue en effet un indicateur de la dynamique urbaine [23]. Pour mieux comprendre l'évolution de l'espace urbain de la ville de Laghouat (Algérie), nous proposons d'analyser l'évolution de son réseau routier par analyse topologique, plus particulièrement par les indices classique de Kansky(1963) [27]. Nous utilisons pour cela des données cartographiques (cartes géographiques, des plans d'occupation de sol et des cartes issues de livres et de documents historiques) de 1886 à 2005 intégrées dans un système d'information géographique permettant une visualisation spatiale dynamique des réseaux multi date ainsi que le calcul des indices topologiques de Kansky.

2.2 Les réseaux routiers

L'étude des réseaux en géographie est un domaine très vaste, tant les structures en réseau existant sur le territoire sont nombreuses et variées : réseaux de transport, réseaux d'énergie, réseaux d'eau, réseaux d'individus, etc. Il y a en effet « réseau » dès lors qu'il existe des « échanges ou, plus généralement, de(s) mises en relation entre les différents acteurs du territoire » [37]. En sociologie structurelle, l'idée de base est de représenter un groupe de personnes placé dans un cadre social ou organisationnel comme un graphe dont les nœuds sont les individus et les arcs les relations entre ces individus [38]; dans le domaine des transports, le réseau est défini avant tout par la structure sous-jacente organisant les échanges ou les relations sur le territoire ou sur la ville.

2.2.1 Définitions

Réseau : L'origine étymologique du terme vient du mot latin "Retis", signifiant "Filet". La simple observation du dessin d'un filet nous permet de relever les composantes d'un réseau: les lignes, les nœuds ou points, les mailles, (voir la figure 2.1). On peut donc définir un réseau comme un ensemble de lignes reliées par des nœuds ou points qui délimitent des aires ou mailles plus ou moins distendues.

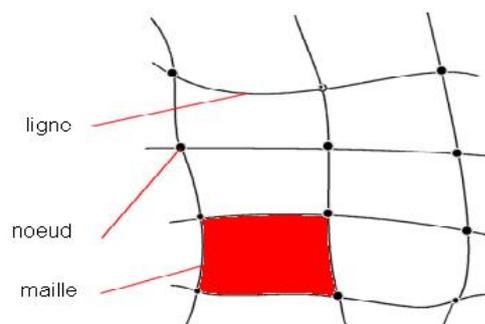


Figure 2.1 Les composantes d'un réseau [5]

- **Nœud** : point situé à la jonction d'au moins deux lignes, on dit nœud ou sommet.
- **Réseau routier** : Le réseau routier est l'ensemble des voies de circulation terrestres permettant le transport par véhicules routiers, et en particulier, les véhicules motorisés (automobiles, motos, autocars, poids lourds...). Le type de voirie d'une section du réseau

routier détermine le statut (aussi appelé le classement) de la section considérée et les responsabilités y afférant.

Le réseau routier est composé de :

- voies carrossables avec revêtement (rues, routes, voies express, autoroutes)
- voies carrossables sans revêtement (chemins de terre, pistes)

Il ne comprend pas:

- les espaces carrossables destinés à un autre usage que la circulation : aires de stationnement, aires de manœuvre...
- les voies non carrossables telles que les sentiers, sentes muletiers¹.

2.2.2 Structures des réseaux routiers

On distingue plusieurs structures des réseaux routiers, figure 2.2.

- la structure la plus simple se compose d'une route unique, souvent rectiligne, reliée à une route principale, figure 2.2(a);
- la structure en arête de poisson est constituée de pistes équidistantes et parallèles qui partent toutes d'une piste principale. Dans ce cas, les lots distribués sont de faible superficie, figure 2.2(b);
- la structure étoilée est formée de pistes orientées selon des angles à peu près égaux, l'unique liaison se faisant au niveau du centre de la structure, figure 2.2(c);
- la structure réticulée, la plus élaborée, est composée de pistes secondaires qui contournent un ensemble de lots puis se rejoignent à l'intersection de plusieurs secteurs adjacents. La dimension des lots peut être très uniforme, figure 2.2(d);
- les formes en damiers sont assemblées selon un nombre variable de perpendiculaires éloignées les unes des autres, la forme des réseaux routiers mis en place illustre la préférence faite aux dispositifs rectilignes, préférence qui se manifeste aussi dans la manière dont les lots de terre sont délimités, figure 2.2(e).

¹ Sentier ou chemin étroit, escarpé et tortueux, et à fort dénivelée, emprunté à l'origine par des mules et des mulets chargés de marchandises.

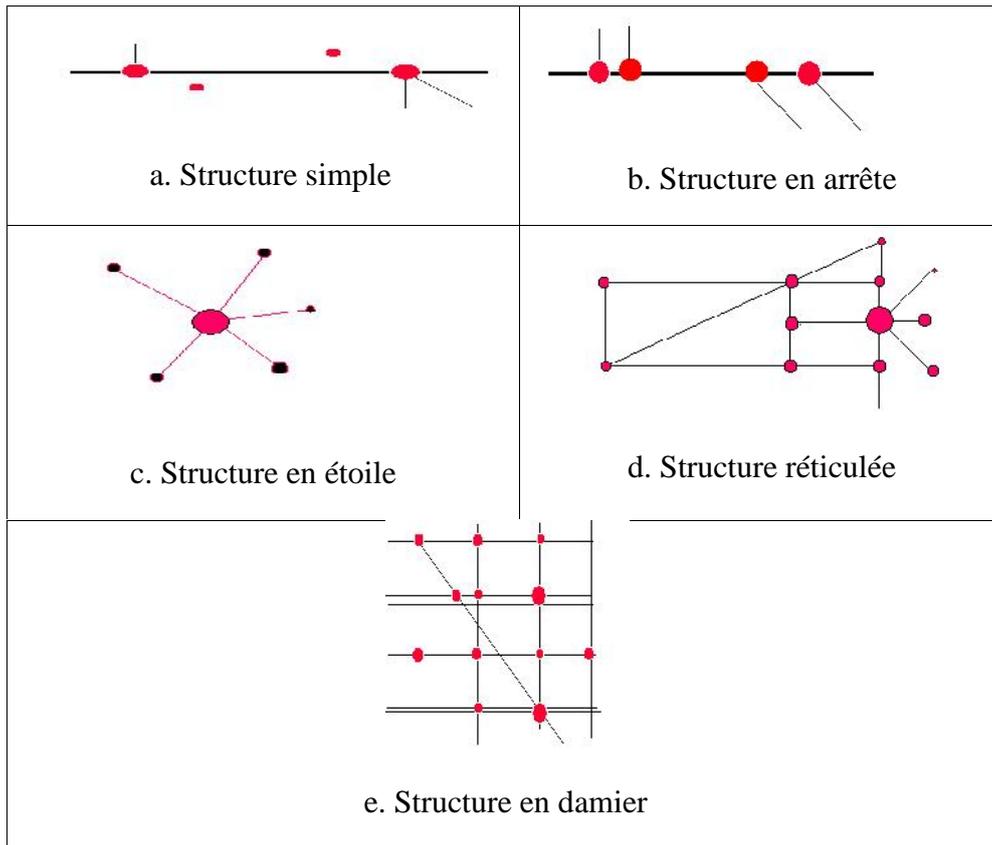


Figure 2.2 Structures des réseaux routiers [5]

2.3 Analyse topologique des réseaux

Sous l'influence des modélisateurs de la '*new geography américaine*' des années cinquante, et en réponse à des problématiques nouvelles, une école de géographie des transports voit le jour et une branche entière de la géographie avec un large éventail de problématiques et de méthodologies se développe. Dès lors, le réseau de transport, devient un objet d'étude. Défini comme un « *espace à métrique topologique* », le réseau est mobilisé par ses propriétés géométriques offrant des possibilités de modélisation.

Dans un réseau, la connectivité permet d'évaluer les possibilités de mise en relation entre différents nœuds (les pôles du réseau). Plus l'indice de connectivité est fort, plus le nombre de chemins possibles pour aller d'un nœud à un autre est élevé. Un réseau dans lequel il existe une liaison directe entre tous les nœuds bénéficie d'une connectivité maximum. Pour connaître objectivement et analyser la structure d'un réseau (sa topologie), il est nécessaire de

le représenter sous forme de graphe. L'étude topologique des réseaux s'appuie fondamentalement sur la théorie des graphes.

La connexité désigne, dans la théorie des graphes, l'intensité de la mise en relation des nœuds par les arêtes d'un réseau. Plus généralement, elle évalue son degré de connexion interne, elle indique s'il est possible, à partir de n'importe quel nœud, de rejoindre les autres. Par opposition aux relations de simple proximité (dites en continuité ou en contiguïté), les relations de connexité sont celles qui utilisent le support d'un réseau pour joindre deux lieux qui peuvent être très éloignés.

La connectivité décrit la multiplicité des liaisons assurées dans le système par le réseau. Ces liaisons formalisent non seulement les relations directes, mais également les relations alternatives induites par le jeu des connexions indirectes.

La théorie des graphes remonte aux problèmes célèbres concernant la recherche du parcours sur les réseaux sous des contraintes données, tels que les "pont de Königsberg" ou "le voyageur de commerce" résolu par Leonhard Euler en 1736. Il s'énonçait ainsi : est-il possible, en partant d'une zone de la ville, de retourner dans la même zone en traversant chacun de ses sept ponts une fois et une seule ? J.J. Sylvester (1822) introduit le mot "graphe" et, en 1936, paraît un premier livre sur la théorie des graphes écrit par D. König [39]. De nos jours, la théorie des graphes sert à représenter et à organiser spatialement des tâches (transports, tournées de livraison, par exemple mais tous les modes de communication peuvent être concernés) de manière optimale.

Un graphe est un ensemble de points (nœuds ou sommets) reliés ou non entre eux par des liens orientés (flèches pour un graphe dit 'orienté') ou non orientés (arêtes ou arcs). Les nœuds sont à l'origine d'une ou plusieurs lignes (confluence, bifurcation, carrefour). L'étude du graphe d'un réseau permet d'en déterminer les caractéristiques topologiques à partir de paramètres tels que le nombre de nœuds (N), de liens (L) et le nombre de ses composantes connexes (C).

Un graphe est dit complet lorsque deux sommets quelconques et distincts sont reliés par une et une seule arête. Il est dit connexe si l'on peut relier deux sommets quelconques du graphe par une suite continue d'arêtes : ainsi, la connexité indique la possibilité de se rendre de

chaque point du réseau à tous les autres par une série de liens. Enfin, la connectivité reflète la complexité d'un réseau lorsqu'il offre plusieurs choix pour aller d'un point à un autre.

2.3.1 Les indices de connectivité²

Appelés aussi *indices de Kansky* [27], Ils permettent d'évaluer les possibilités alternatives d'atteindre les divers sommets d'un réseau. Ils facilitent les comparaisons entre les réseaux et donnent une idée du degré d'achèvement d'un réseau ou des possibilités qui demeurent pour l'étoffer. Ces indices ont connu un succès foudroyant en géographie des transports et restent encore largement utilisés aujourd'hui [37, 39]. Ils représentent une mesure souvent utilisée en géographie, qui, s'intéresse à la densité des connexions au sein d'un réseau et surtout à l'existence d'itinéraires alternatifs entre deux mêmes sommets.

Les mesures de ces indices reposent sur les caractéristiques suivantes :

Le nombre de liens ou arêtes : N_l .

Le nombre des nœuds : N_n .

Le nombre de groupes de réseaux : G .

La longueur totale du réseau : L_t .

Le nombre de réseaux individualisés R .

Plusieurs indices peuvent être proposés [27, 37], nous retenons parmi lesquels :

- **L'indice de connectivité S ,**

Il exprime la complexité d'un réseau, qui s'élève avec le nombre de liens pour un nombre donné de nœuds. Il est donné par :

$$S = \frac{N_l}{N_n} \quad (2.1)$$

Dont les valeurs s'échelonnent de 0.5 à 3 indiquant une complexité croissante du réseau.

- **L'indice χ**

Cet indice est une version standardisée de l'indice précédent, avec une valeur comprise entre 0 et 1. Il exprime le rapport entre le nombre de liens du réseau analysé et le nombre maximum de liens qu'il pourrait comporter avec le même nombre de nœuds. Le nombre maximal de liens est donné par :

² Une mesure souvent utilisée en géographie, qui s'intéresse à la densité des connexions au sein d'un réseau et surtout à l'existence d'itinéraires alternatifs entre deux mêmes sommets.

$3(N_n - 2)$, ce qui donne la formule suivante :

$$x = \frac{N_l}{3(N_n - 2)} \quad (2.2)$$

La valeur x est d'autant plus grande que le réseau se rapproche d'un maillage maximal.

- **Le nombre cyclomatique μ**

Il est nul pour un territoire desservi par une série de voies de pénétration sans lien entre elles, il est élevé pour un réseau fortement maillé. Ce nombre est donné par :

$$\mu = N_l - N_n + R \quad (2.3)$$

- **L'indice α**

Est une version standardisée du nombre du cyclomatique μ , avec une valeur comprise entre 0 et 1. Cet indice exprime le rapport entre le nombre observé de circuits indépendants et celui d'un réseau ayant le même nombre de nœuds. Dans le cas d'un graphe planaire, le nombre maximal de circuits est égal à $(2N-5)$, ce qui donne la formule suivante :

$$\alpha = \frac{N_l - N_n + R}{2.N_n - 5} \quad (2.4)$$

α Prend des valeurs comprises entre 0 et 1. La valeur 1 indique que le réseau possède le maximum de circuits possibles, qu'il est donc parfaitement connecté.

2.4 Système d'information géographique

Depuis le milieu des années 60, la technologie a fait un bond considérable, dans le domaine de la géographie : satellites chargés d'observer la terre, photos aériennes... Ces innovations ont conduit à la création de systèmes informatiques gérant l'information géographique récupérée par les satellites, les photos aériennes ou les levés topographiques de terrain. Un système d'information géographique (SIG) est avant tout un système informatique de gestion de base de données capable de "gérer des données localisées, et donc capable de les saisir, de les stocker, les extraire (et notamment sur des critères géographiques), de les interroger et les analyser spatialement, et enfin de les représenter et les cartographier. L'objectif affiché est essentiellement un objectif de synthèse, permettant à la fois la gestion de l'espace et des données comme l'aide à la décision"³. Les SIG ont pour but de gérer une information correspondant à une localisation géographique précise. Cette information possède deux particularités principales : une localisation spatiale souvent représentée par des coordonnées cartésiennes, et des propriétés alphanumériques (non spatiales). Un SIG stocke les informations concernant le monde sous la forme de couches thématiques pouvant être reliées

³Définition donnée par la Société française de photogrammétrie et télédétection, 1989

les unes aux autres par la géographie. Ce concept, à la fois simple et puissant a prouvé son efficacité pour résoudre de nombreux problèmes concrets, figure 2.3.

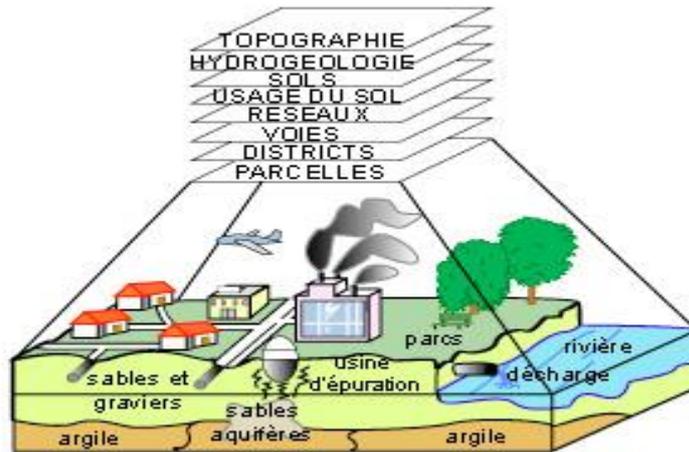


Figure 2.3 Données et réalité, "Les systèmes d'information géographique" [40]

Les domaines d'application des SIG sont de nature très diverses. Quatre domaines principaux peuvent toutefois être dégagés [40] :

- **Les applications de gestion des données urbaines** sont principalement dédiées à la gestion du cadastre, des réseaux, du patrimoine et du mobilier urbaine ect. Les utilisateurs de ce type d'application sont essentiellement les services techniques des collectivités locales. Ces applications se caractérisent par des données à grande et très grande échelle (de l'ordre du 1/500 et du 1/200), de gros volumes de données, des traitements fréquents mais de courte durée, des sorties sous forme textuelle et sous forme cartographique.
- **Les applications de planification et d'aménagement du territoire** sont dédiées principalement à l'aménagement urbain ou périurbain ainsi qu'à la gestion des ressources naturelles et à la protection de l'environnement. Les utilisateurs de ces applications sont essentiellement des décideurs. Elles se caractérisent par des données à échelles moyennes (du 1/10.000 au 1/100.000), des traitements peu fréquents mais de longue durée, des sorties cartographiques concernant un thème d'information particulier (sorties à caractère thématique) ou des sorties analytiques.
- **Les applications de cartographie de présentation et de communication** sont dédiées aux études thématiques (statistiques principalement). Les utilisateurs en sont principalement des entreprises privées et des collectivités locales. Elles se caractérisent par des données à des échelles petites ou moyennes (inférieures au 1/10000), des traitements typiquement thématiques et peu complexes, des sorties cartographiques

thématiques.

- **Les applications du domaine scientifique** sont mises en place par des instituts de recherche ou de prospective. Elles s'intéressent à des sujets très divers comme les études de modélisation d'écosystèmes complexes, des études d'aménagement au niveau régional ou national, des études d'impact, etc. Elles sont caractérisées par des échelles très diverses, par la possibilité de simulations interactives et par l'absence de prise en compte des problèmes liés au coût des informations spatialisées.

Les objets géographiques⁴ sont traités selon trois niveaux qui forment le socle d'un SIG :

1. **Niveau Géométrique** : Chaque objet est défini par une représentation géométrique, un point (bornes, entreprises, etc.), un arc ou une ligne (routes, voies ferrées, etc.), un polygone ou une surface (communes, bâtiments, champs, etc.). Il est systématiquement géoréférencé par des coordonnées géographiques (latitude, longitude) ou par des coordonnées planes dans un système de projection ;
2. **Niveau Topologique** : Les relations de voisinage entre les objets constituent le niveau topologique, la topologie étant la branche des mathématiques qui étudie, dans l'espace réel, les propriétés liées au concept de voisinage ;
3. **Niveau Attributaire, Thématique ou Sémantique**: Chaque objet contient des informations attributs de type alphanumérique (nom de la commune, nombre de voies d'une route, type de bâtiment, type de champ agricole, etc.) et coordonnées spatiales de type numériques.

Les SIG se décomposent en deux classes distinctes [40] : les SIG thématiques et les SIG de type réseau. Cette classification est basée sur la nature spatiale de l'information géographique traitée et sur les différentes fonctions applicables sur cette information géographique.

1. **Les SIG thématiques** manipulent des informations géographiques regroupées selon leur sémantique (valeur des propriétés alphanumériques). Ainsi, un thème correspond aux routes, un autre au réseau ferroviaire (réseau utilisé par les trains), un autre au réseau des bus (réseau utilisé par les bus), un autre aux villes. Ces SIG permettent essentiellement de créer des applications de type planification et aménagement de territoire, ainsi que des applications de cartographie de présentation et de

⁴ Sont des entités représentant des caractéristiques spatiales et géographiques à la surface de la terre, comme les montagnes, les villes, les cours d'eau, etc.

communication. Ainsi, pour un SIG thématique, une intersection entre une route et une voie ferrée existe si le segment de droite représentant la route coupe le segment de droite représentant la voie ferrée.

2. **Les SIG de type réseau** modélisent les informations géographiques par un graphe. Ces informations géographiques sont essentiellement de type réseau (réseaux routiers, fluviaux, aériens, électrique, gazeux...). Elles sont décomposées en deux classes distinctes : les noeuds (représentant les villes, les embranchements de rivières, les vannes de gaz..) et les arcs (représentant les routes, les voies fluviales...). Ces classes permettent de représenter et de visualiser l'information géographique sous forme d'un graphe.

Dans notre cas d'étude, la modélisation du réseau routier utilise un SIG type réseau où les noeuds représentent uniquement des points d'intersection entre deux ou plusieurs arcs. Cette modélisation est réalisée sous la forme de graphes auxquels sont associés des opérateurs permettant le calcul des noeuds et des arcs et les indices de Kansansky. Les objets gérés sont visualisés par des couches thématiques où chaque couche contient des objets de même type (exemple les routes, les bâtis, les espaces végétalisés) (Annexe B).

2.4.1 L'information géographique

L'information géographique décrit un objet, un phénomène ou encore une action du monde réel. Cette information apporte à la fois des renseignements sur l'objet lui-même (forme, couleur, nom, type de l'objet) et sur sa localisation dans l'espace par rapport à un référentiel ou par rapport à d'autres objets. Une information géographique possède [40] :

- des **propriétés non-localisées** (e.g., nom d'une ville, population, coût moyen des hôtels). Ces propriétés sont généralement de type alphanumérique. Elles représentent la sémantique de l'information.
- des **propriétés localisées** (ou de localisation, ou chronologiques). Ces propriétés regroupent des données géométriques représentant les coordonnées spatiales de l'objet (généralement sous la forme de coordonnées (x,y,z) dans l'espace), et des données topologiques représentant la connectivité des objets entre eux, la notion d'adjacence, d'orientation, de contenance...
- une **dimension temporelle** (propriété chronologique). Cette dimension permet de suivre "l'historique" d'une information géographique en suivant l'évolution de ses propriétés non-localisées et localisées en fonction du temps.

2.4.2 Modèles de stockage de l'information géographique

Les données acquises ne sont utilisables que si elles peuvent être stockées et enregistrées de manière permanente. Il existe deux modes de stockage pour l'information géographique: la carte papier et les bases de données géographiques.

Le stockage de l'information géographique dans une base de données nécessite l'adoption d'un modèle de données, structure déterminant le mode d'organisation des objets résultant de l'interprétation des entités géographiques réelles.

Le stockage de l'information géographique passe par une phase de numérisation réalisée en général à l'aide de scanners permettant de transformer en une série de données alphanumériques présentes dans une image, une photo, ou dans une carte réalisée à l'aide des relevés topographiques en données numériques.

Deux structures de stockage permettent de conserver l'information géographique: le format raster et le format vecteur, figure 2.4. Chacune de ces structures permet de définir les propriétés géométriques et topologiques de l'information géographique.

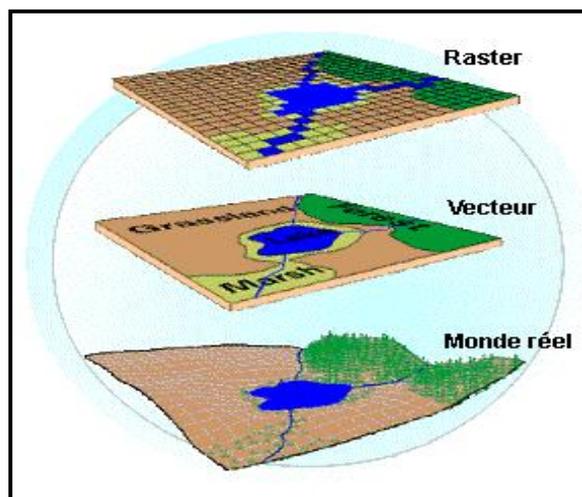


Figure 2.4 Différents types de modèles géographiques

- **Le modèle raster**

Le modèle raster (ou format matriciel) est le modèle le plus simple d'utilisation. Chaque pixel possède des coordonnées de la forme (i, j) dans la matrice représentant la zone à étudier (indice de la ligne et indice de la colonne). Ces coordonnées représentent les propriétés géométriques de l'information géographique : elles permettent de localiser précisément les pixels composant les informations géographiques dans la zone étudiée, et donc de localiser cette information dans cette zone. Le format matriciel implique donc une dépendance entre les propriétés géométriques et topologiques de l'information géographique.

- **Le modèle vecteur**

Ce modèle est issu d'une numérisation des points, des lignes et des polygones sur la base d'un support imprimé ou d'une image numérique qui seront convertis en coordonnées (x, y) à l'écran de l'ordinateur. A ce titre, on s'appuie sur une série de points repères dits amers dont on connaît les coordonnées géographiques que l'on précisera lors du recalage des couches ainsi obtenues.

2.4.3 Logiciel SIG utilisés

Une gamme de logiciels libres et d'outils gratuits (Quantum GIS QGIS2, Geographic Resources Analysis Support System GIS (GRASS3), OrbisGIS4, gvSIG5, GeoTools6, SavGIS7, etc.) sont disponibles. Nous avons choisi le logiciel Mapinfo⁵ pour la gestion des données sous forme de tables, le logiciel Delphi comme une interface homme / machine et l'outil EasyMap Vcl pour le calcul des différents indices. En effet EasyMap VCL est un ensemble de composants Delphi/C++Builder permettant de créer des solutions GIS sans MapInfo. Il permet d'ajouter les fonctionnalités suivantes dans une application Delphi/C++Builder:

- Cartes de vecteurs MIF/MID affichant la projection de longitude/latitude,
- Données en relation avec les cartes d'objets, affichées dans une grille ou dans un tableau,
- Outils d'agrandissement/réduction/panorama/sélection,
- Le modèle d'objet EasyMap permet l'affichage sur la carte incluse dans les données d'application à partir des sources de données les plus connues: RDBMS, des bases de données plates, les propres formats, etc.

2.5 Méthodologie

Notre approche consiste à considérer le réseau routier comme un indicateur de la dynamique urbaine [23]. En effet l'analyse de son évolution est automatiquement liée à l'évolution de son réseau routier. La collecte des données cartographiques (documents historiques, cartes, plan ect.), une tâche très difficile, a cet effet différents organismes tel que (DUC, Wilaya, Cadastre, Musée de Laghouat, bureaux d'étude privés, citoyens âgés....) ont été sollicité pour construire une base de donnée, tableau 2.1. La saisie du réseau routier à plusieurs dates dans un système d'information géographique (SIG), apporte, outre la vision de l'évolution du réseau, déjà

⁵ Logiciel de SIG qui est conçu pour fonctionner dans un environnement Windows. Il rend possible le travail sur différentes couches, la gestion des attributs et la visualisation graphique.

perceptible (sur les cartes topographiques daté de 1911-1957-1963 et des plans de 1862-1924-1985)⁶, de nouveaux éléments permettant de mesurer et d'approfondir nos connaissances sur la dynamique de ce réseau routier s'appuyant sur les indices de Kansky [27].

Tableau 2.1 Données cartographique utilisées

Carte	Date	Echelle	Source
Carte plan d'irrigation	1862	1/4000	DHW ⁷ - Laghouat
Carte topographique	1911	1/200 000	Archives de l'APC de la commune de Laghouat
Carte plan	1924	1/10 000	Durand-Delacre, 'visite de Laghouat en 1925'
Carte topographique	1957	1/100 000	Institut national de cartographie et de télédétection
Carte topographique	1963	1/200 000	Institut national de cartographie et de télédétection
Carte plan	1985	1/100	Archives de l'APC de la commune de Laghouat
Plan d'urbanisme directeur	1995	1/100	Direction des travaux publics de Laghouat
Plan d'urbanisme directeur	2000	1/100	Direction des travaux publics de Laghouat
Plan d'Occupation du Sol	2005	1/10 000	Direction des travaux publics de Laghouat
Plan d'Occupation du Sol	2014	1/10 000	Direction des travaux publics de Laghouat

Prétraitement et Environnement de travail

Les cartes plan d'un format A1 sont découpées en format A4, digitalisées par un scanner format A4 et assemblées par mosaïquage en utilisant le logiciel Arcgis. Plusieurs opérations de calage ont été réalisées pour géoréférencer les différentes sources de données cartographiques utilisées, afin de les rendre comparables entre elles, les points de calage choisis sont les intersections des routes. Le tracé de différentes couches réseaux routiers de Laghouat à plusieurs dates et à partir de plusieurs sources de données décrites dans le tableau 2.1 a été fait en utilisant le logiciel MAPINFO (version 10)⁸. Dans ce travail, les hypothèses suivantes ont été faites :

Le réseau routier prend en compte :

- les voies carrossables avec revêtement (rues, routes).

Il ne comprend pas:

⁶ Les cartes ont été décrites au chapitre 1

⁷ La Direction d'Hydraulique de la Wilaya

⁸ Mapinfo est un logiciel permettant d'exploiter un système d'information géographique.

- les voies non carrossables telles que les sentiers.
- Les voies carrossables sans revêtement (chemin de terre, pistes...).

Le modèle

Il existe différents types de cycles de développement entrant dans la réalisation d'une application. Ces cycles prendront en compte toutes les étapes de la conception d'un logiciel. Dans notre application nous avons choisi le modèle en cascade. Le principe de ce modèle est de découper le projet en phases distinctes sur le principe du non-retour. Lorsqu'une phase est achevée, son résultat sert de point d'entrée à la phase suivante. Ce modèle, développé dans les années 1970 par W. Royce [41] a servi pendant des années de modèle de référence, (figure 2.5).

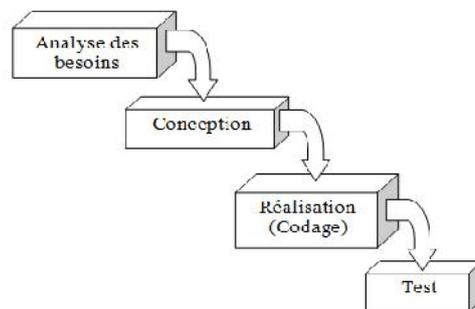


Figure 2.5 Modèle en cascade.

Conception

Cette phase est indépendante de toute implémentation. Nous commençons par la modélisation conceptuelle. Nous avons travaillé avec le modèle UML⁹, nous nous sommes restreint dans ce document à décrire le résultat de l'analyse de l'évolution du réseau routier de Laghouat. Les différentes démarches de conception de l'application sont illustrées dans l'annexe B.

2.6 Résultats et interprétation

L'application SIG réalisée permet de calculer les paramètres N_i , N_n , dans notre cas, le nombre de groupe de réseaux est $G=1$. Le tableau 2.2, présente les différentes valeurs des indices à différentes dates, il permet une visualisation des différentes couches réseau routier.

⁹ Langage de modélisation objet unifié. C'est un langage unifié de modélisation objet issu de trois méthodes : OMT(technique de modélisation objet) , OOD (conception orientée objet) et OOSE (ingénierie logiciel orienté objet).

Tableau 2.2 Les indices topologiques

Année	N_l	N_n	R	r	s	x
1862	0	0	0	0	0	0
1911	5	6	1	0	0,8333	0,4166
1924	16	16	1	0,037	1	0,381
1957	27	23	1	0,122	1,1739	0,4286
1963	35	28	1	0,1569	1,25	0,4487
1985	141	95	1	0,2541	1,4842	0,5054
1995	203	134	1	0,2662	1,5149	0,5126
2000	210	139	1	0,2637	1,5108	0,511
2005	1063	667	1	0,2987	1,5937	0,5328
2014	2022	1225	1	0,3388	1,65	0,551

La figure 2.6 représente les différents réseaux routiers pour différentes dates réalisés.

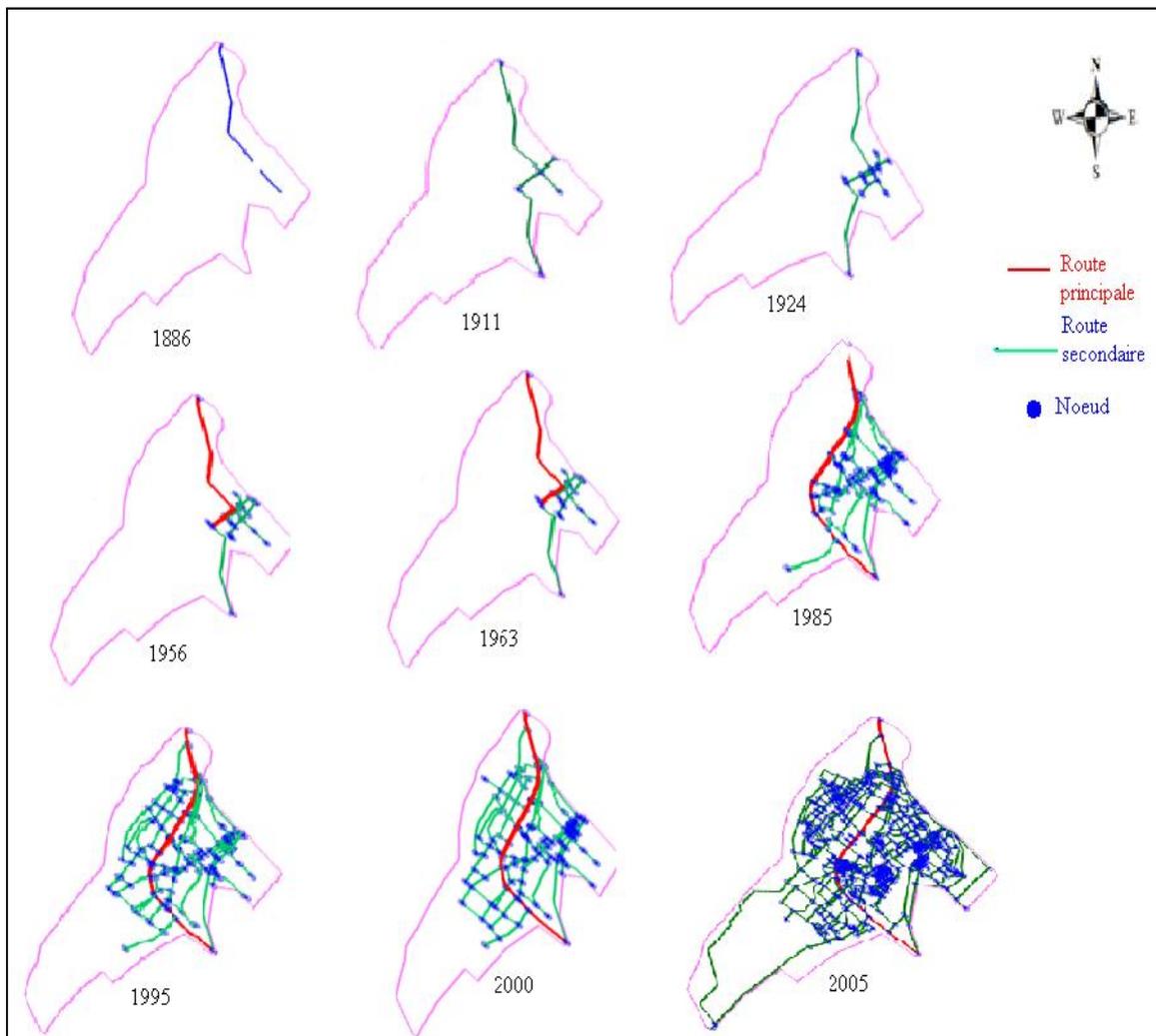


Figure 2.6 Evolution du réseau routier de la ville de Laghouat (de 1886 à 2005)

A lumière des résultats trouvés plusieurs conclusions peuvent être tirées:

L'indice de connectivité s mesurant la complexité du réseau montre que le réseau routier de Laghouat est en générale d'une complexité faible ces valeurs s'étendent entre 0 et 1,6. Nous remarquons une lente évolution sur les périodes (de 1985 à 2000) et entre (2005 à 2014), figure 2.8 (c). Nous pouvons remarquer sur le graphe de β trois phases bien distinctes, la première phase concerne un aperçu sur la ville de Laghouat avant la colonisation française c.à.d. avant la date de 1862:

▪ **Première phase** : Avant la colonisation Française

Avant la période coloniale, la ville de Laghouat ou ksar est entourée par un mur comportant 7 portes où les maisons blanches ou ocre ressemblent aux cubes d'un énorme jeu de construction et est traversée par une rue principale (route des pèlerinages). Elle est limitée du Nord-Ouest et au Sud-Est par deux palmeraies (Oasis Nord et Oasis Sud). On note qu'après cette date, la ville comporte déjà trois artères l'une qui traverse la ville du nord au sud passant par les jardins (oasis nord et sud), la rue de l'indépendance qui traversait la ville du Nord Est au Sud-Ouest, les deux rues (grande et petite séguia) qui existent jusqu'à présent (figure 2.7).

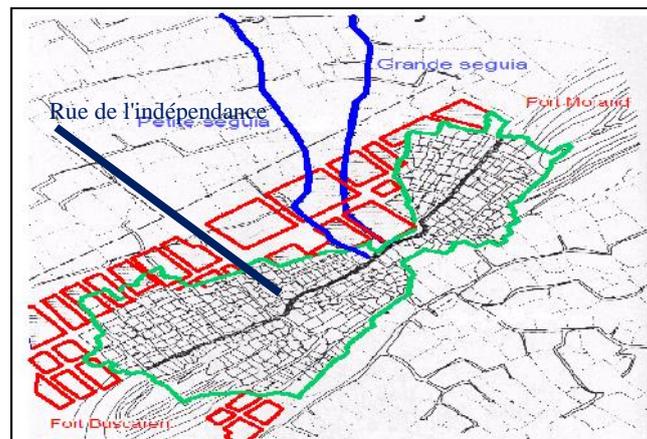


Figure 2.7 Laghouat après 1852, échelle 1:4000, source: [DHW Laghouat]

▪ **Deuxième phase** : pendant la colonisation Française (1852-1962)

Dès l'occupation définitive de LAGHOUAT en 1853, l'occupant avait entrepris de grands travaux destinés à rendre la ville très forte et à en permettre le séjour aux européens. C'est ainsi que toutes les ruelles et les impasses ne tardèrent pas à disparaître et firent place à des rues plus larges permettant une circulation facile (voir figure 2.7). La grande rue qui traversait jadis la ville d'Est à l'Ouest, fut ouverte sur une largeur de plus de cinq mètres, l'ouverture de deux grandes artères dans les jardins de la ville et tous deux de sens Nord - sud, l'une à la

partie nord de ville, et l'autre dans la partie sud. Cette évolution pour des routes vêtues n'était pas trop rapide, figure 2.6 (1911). Quelques routes à l'intérieur de la ville dans la partie sud et dans l'ancien bâti sont vêtues peu après ce qui est montré dans la figure 2.6 (1924).

Vers les années 50 la route nationale n°1 qui traversait la ville et la rue de l'indépendance est fonctionnelle figure 2.6 (1957). On note que dans cette période la route nationale dans sa forme actuelle est déjà un projet d'étude.

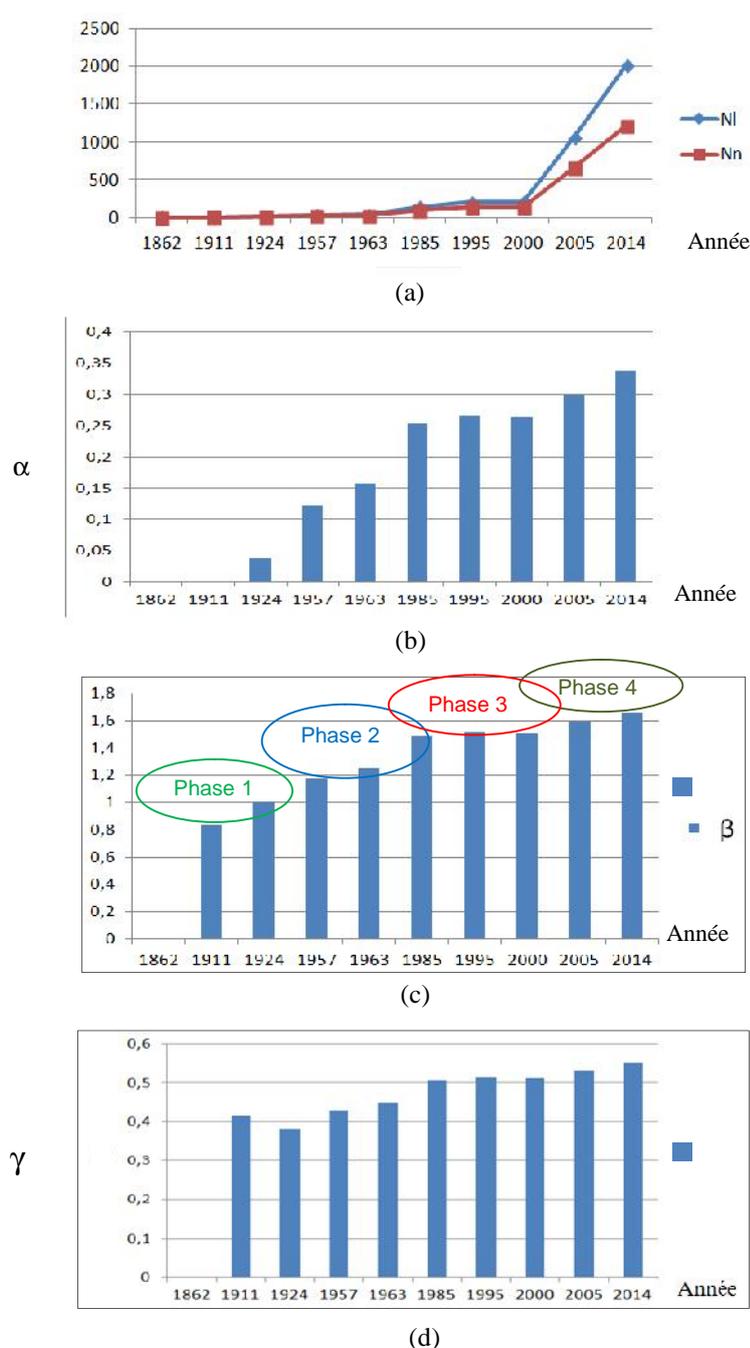


Figure 2.8. Evolution des indices (a) NI et Nn, (b) α, (c) β et (d) γ en fonction des années

▪ **Troisième phase : Après l'indépendance (1963-1985)**

On remarque que vers l'année 1963, le réseau routier n'a pas subi un changement marqué vu que le pays passe par un état de transition (indépendance). La route nationale est réalisée à l'extérieure de la ville, figure 2.6(1963).

Depuis la découverte des gisements d'hydrocarbure (Gaz à Hassi R'mel), la ville de LAGHOUAT a connu de grandes transformations : population, activités, habitats....etc.

Une explosion démographique due au :

- i. Fort taux de natalité, à l'exode rural et à la sédentarisation des nomades.
- ii. La situation géographique de la ville, comme point de jonction entre le nord et le sud.

Le réseau s'étend du côté Est figure 2.6(1985) où de nouvelles cités sont mises en places (Mamourah et El M'kam), des institutions (Banques, Lycées, Centres de formation..), l'université ect..

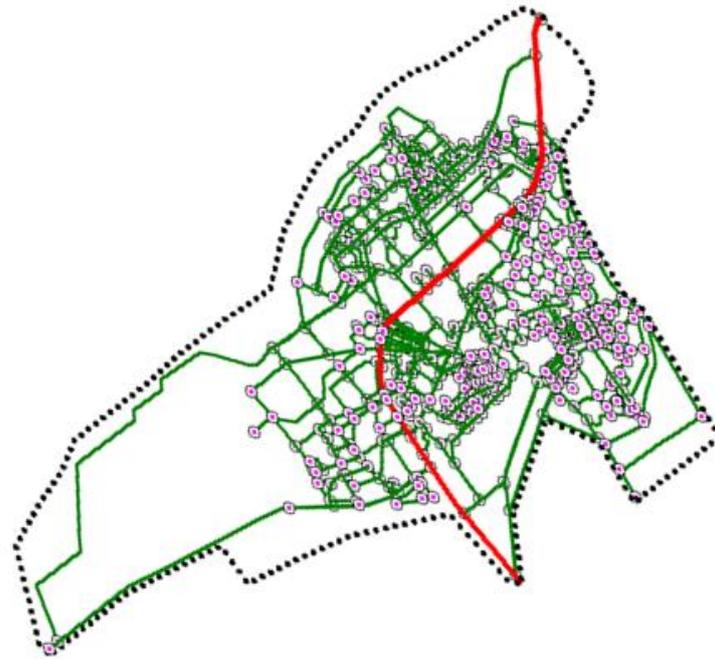
▪ **Quatrième phase (1985-2000)**

L'évolution du réseau routier est très lente voire même inchangée. Cette période correspond aux conditions sécuritaires des années 90.

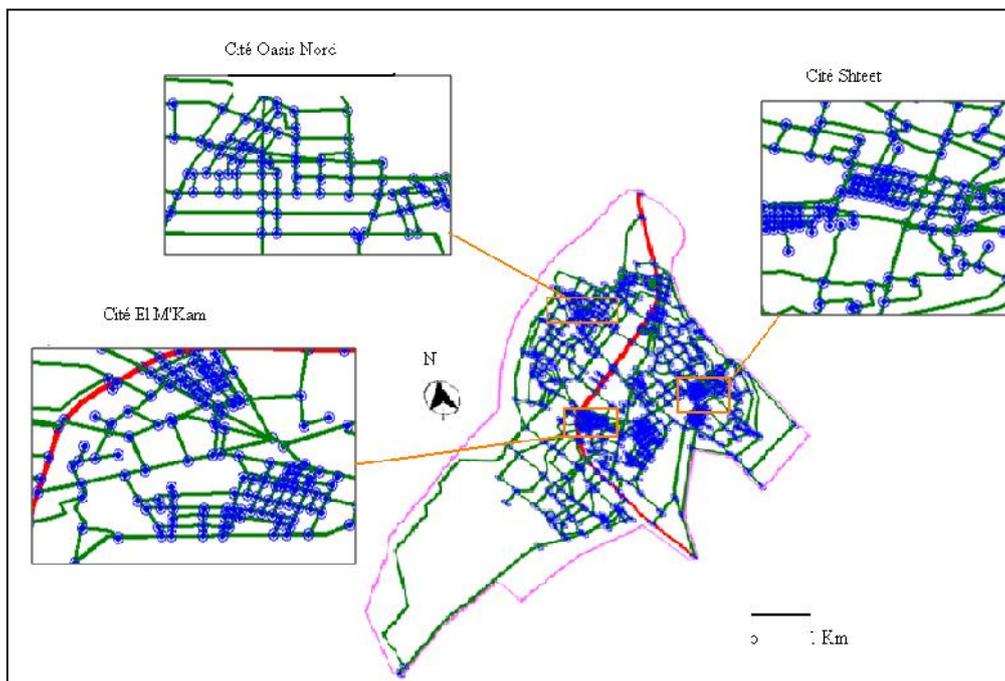
▪ **Cinquième phase (2000-2014)**

La ville a connu de grandes transformations. Une évolution du réseau routier très rapide, due à des projets de revêtements des routes.

La figure 2.8 (a) donne un aperçu sur le réseau routier de Laghouat en 2005. Nous pouvons remarquer que l'extension du réseau routier est en lien avec l'extension du bâti: dans la partie sud de la ville une répartition très dense des noeuds qui correspond aux anciennes constructions, c'est le cas par exemple de la cité Shteet par rapport aux parties nord (Oasis nord) et Est (cité El M'kam) de la ville qui représentent les constructions plus récentes figure 2.8(b).



(a)



(b)

Figure 2.9 (a) Réseau routier en 2005 de la ville de Laghouat, (b) les nouvelles cités

2.7 Conclusion

Le suivi de l'évolution urbaine de la ville est basé principalement sur la réalisation des cartes réseaux routiers à partir desquels nous avons proposé le calcul des nœuds et des arrêtes permettant ainsi de déterminer les indices de connectivité β , α et γ .

L'indice S , indiquant une complexité croissante du réseau, est calculé pour plusieurs dates permettant de suivre la variation dans le temps de la connectivité du réseau routier de la ville de Laghouat. Cette variation présente une dynamique quasi stable les premières décennies (1862-1963) voir même un siècle ; au cours de cette période seules la route nationale et quelques routes secondaires étaient vêtues. Une dynamique un peu lente pendant la période (1963, 1985) qui correspond à la période après indépendance où la croissance du réseau est marquée. Cette croissance est arrêtée pendant la période (1985, 2000) où l'état est passé par une instabilité, plusieurs rues et ruelles ont été mises en place mais restèrent sans revêtement. Depuis 2000 plusieurs travaux de revêtement ont été réalisés et le réseau routier couvrent toute la ville, il s'étend vers le nord et le nord ouest jusqu'au pied mont de djebel Lahmar et vers le sud ouest où la nouvelle extension de la ville vers la commune de El Kheneg.

Le nombre γ qui mesure le rapport entre le nombre de liens du réseau analysé et le nombre de lien qu'il pourrait comporter avec le même nombre de nœud indique que le réseau routier de Laghouat se rapproche bien d'un réseau à maillage moyen ($0.45 < \gamma < 0.55$).

L'indice α de valeurs inférieures à 0.34 montre que le réseau routier de la ville ne comporte que le tiers de la capacité maximale des circuits possibles, qu'il est donc parfaitement connecté.

Les réseaux ont été l'objet d'approches théoriques, le bon réseau doit avoir la meilleure efficacité, donc une couverture optimale aux moindres coûts d'établissement et d'usages.

Ce travail trouve son application à aider les décideurs, aménageurs du territoire, dirigeants locaux (wali, chef daïra...) à suivre l'évolution urbaine et son extension pour l'emplacement stratégiques de nouveaux projets d'urbanismes, et de mise en place des réseaux routiers optimaux pour une meilleure gestion d'espace et avec coût minimal

Chapitre 3.

Extraction de routes à partir d'imagerie Satellitale

Contenu	Page
<i>3.1 Introduction.....</i>	62
<i>3.2 Les routes, rappels et concepts.....</i>	64
<i>3.3 Les méthodes d'extraction des routes, état de l'art.....</i>	66
<i>3.4 Extraction des routes à partir des images satellitaires.....</i>	82
<i>3.5 Approche neuronal pour la l'extraction de routes.....</i>	101
<i>3.6 Conclusion.....</i>	111

3.1 Introduction

L'automatisation de l'extraction du réseau routier à partir d'une image satellite n'est pas un problème récent et a fait l'objet de nombreux travaux en traitement d'images et en télédétection depuis plus de trente ans. Cependant, l'extraction automatique ou semi-automatique de routes est toujours, à cause de sa complexité, un thème actif de recherche.

Avant l'apparition de la très haute résolution spatiale, les méthodes d'extraction développées dans la littérature portaient sur les images satellites dont la résolution est au mieux de 10 m. A ces résolutions, les routes sont représentées par des lignes d'une épaisseur de 1 à 3 pixels, et ces méthodes amènent à une extraction d'un réseau de type linéique (axes routiers). Au delà de cette résolution on parle de méthodes d'extraction d'un réseau de type surfacique (routes apparaissant comme des rubans de radiométrie homogène).

Les voies de communications sont des éléments structurants de l'espace urbain. Dans les pays en développement où la couverture cartographique conventionnelle est limitée, voire souvent inexistante, l'imagerie satellitale apparaît comme le seul moyen de suivre, de tenter de comprendre la croissance rapide des zones urbaines et enfin de prévoir un étalement futur sur le territoire.

Les premiers travaux sur la détection des routes utilisent des opérateurs spécifiques qui mesurent pour chaque pixel son degré d'appartenance à une route par le calcul de son voisinage tel que l'opérateur DUDA décrit par Fisher [6]. Le concept de granulométrie pour l'extraction des routes dans les images haute résolution reste sensible au problème d'occlusion partielle dû à la présence de constructions à proximité de la route ou à l'ombre des arbres qui donne un aspect discontinu de la route. La morphologie mathématique montre que les images satellitaires peuvent être simplifiées en utilisant les opérateurs morphologiques en proposant à cet effet deux éléments structurants pour la vectorisation des routes. L'extraction automatique des routes à partir des images de télédétection (HRS) utilisant une approche basée sur la croissance de région par apprentissage machine a été abordé dans [42]. Une synthèse bibliographique de près de 250 références est présentée dans [8]; elle présente une revue de l'état de l'art sur l'extraction de la route pour la mise à jour de SIG à partir des images satellitaires et photographies aériennes. Généralement, selon le degré d'interaction humaine, les approches existantes sont classées en deux catégories : semi-automatique et automatique.

Parmi les méthodes semi automatiques, les algorithmes de contours actifs (ou snake) [43] ; les processus ponctuels marqués qui sont à la base de la géométrie stochastique et les

dynamiques de Monte Carlo par Chaines de Markov MCMC (Markov Chain Monte Carlo) à saut réversible appliquées aux images satellitaires et photographies aériennes [13]. Les réseaux de neurones multicouches appliqués principalement pour des images IKONOS et Quickbird ont fait l'objet de plusieurs travaux [15]; ces résultats sont améliorés par les clusters flous et les algorithmes génétiques [17], par une variété de paramètres de texture [18] et par logique flou et morphologie mathématique [19].

L'extraction et la détection automatique des routes à partir des images satellitaires utilisant les réseaux de neurones et un environnement de traitement d'image basé sur la conception assistée par ordinateur (CAO) ont été abordés dans [44]. La possibilité de disposer d'un espace de représentation de l'image qui soit mieux adaptée en vue de faire la détection utilisant l'espace de textures basé sur les méthodes de décomposition d'image a montré que la composante texture permet de rehausser les objets filiformes, la décomposition est utilisée comme prétraitement avant l'application d'un algorithme de détection [45]. En guise de synthèse, les travaux cités précédemment, la variabilité¹ des routes est liée à divers paramètres (résolution spatiale et spectrale, topologie, environnement, ect.) ce qui induit une variabilité dans les méthodes proposées.

Le but de ce chapitre est de trouver une réponse satisfaisante à l'un des problèmes toujours d'actualité en traitement d'images qui est la détection des réseaux routiers en milieu urbain (cas de la ville de Laghouat, Algérie) à partir d'images satellitaires multi-dates multi-résolutions. Ce travail vise à introduire des techniques d'extraction et de reconnaissance du réseau routier à partir d'images issue de différents capteurs. Nous proposons pour les images haute résolution spatiale, d'explorer l'utilisation des méthodes de reconnaissance de forme qui suivent une approche de haut niveau prenant en compte la forme de l'objet et les caractéristiques spectrales et topologiques. Par contre sur les images satellitaires à basse résolution les routes ne sont pas totalement identifiées, nous proposons pour cela une méthode bas niveau basée sur les méthodes de morphologie mathématique et les contours actifs pour l'identification des routes principales (routes nationales et autoroutes).

Ce chapitre rappelle quelques concepts sur les routes et leur variabilités, il présente un état de l'art sur les méthodes d'extraction de réseaux routiers à partir d'images de télédétection et enfin il propose une solution au problème posé.

¹ On entend par variabilité, l'aptitude à varier, à subir des variations. Ainsi, L'apparence d'une route peut varier en fonction de la résolution spatiale du capteur, et du contexte dans lequel elle se situe.

3.2 Les routes : rappels des concepts

Nous citons dans ce qui suit les principales caractéristiques des routes et dans quelle mesure ces caractéristiques varient d'un type d'image à un autre.

3.2.1 Variabilité des routes

Dans la réalité comme sur les images de télédétection, les aspects d'une route sont soumis à des variations et contraintes qui rendent difficile sa modélisation [5, 45]. Ces variations sont liées à divers paramètres que nous tentons de résumer ci-après:

- **Variabilité selon la résolution spatiale et spectrale du capteur**

L'apparence des routes dans l'image est directement liée à la résolution spatiale du capteur satellite ou aéroporté. Ainsi, le réseau routier apparaît comme un réseau linéique de un à trois pixels de large sur les images de faible résolution (SPOT XS) figure 3.1 (a). Les routes visibles sur ce type d'images sont les voies de communication principales du réseau routier telles que les routes nationales, les autoroutes ou les boulevards en ville. Les routes secondaires ne sont pas visibles ou ont un aspect fragmenté dans l'image.

Avec l'apparition de la très haute résolution spatiale en milieu urbain, la perception des rues passe du linéique au surfacique (plus de 3 pixels de large). Par surfacique, nous entendons que la rue n'est plus représentée par une ligne d'une certaine épaisseur, mais par deux contours parallèles définissant une surface souvent inhomogène en radiométrie (particulièrement dans le cadre urbain).

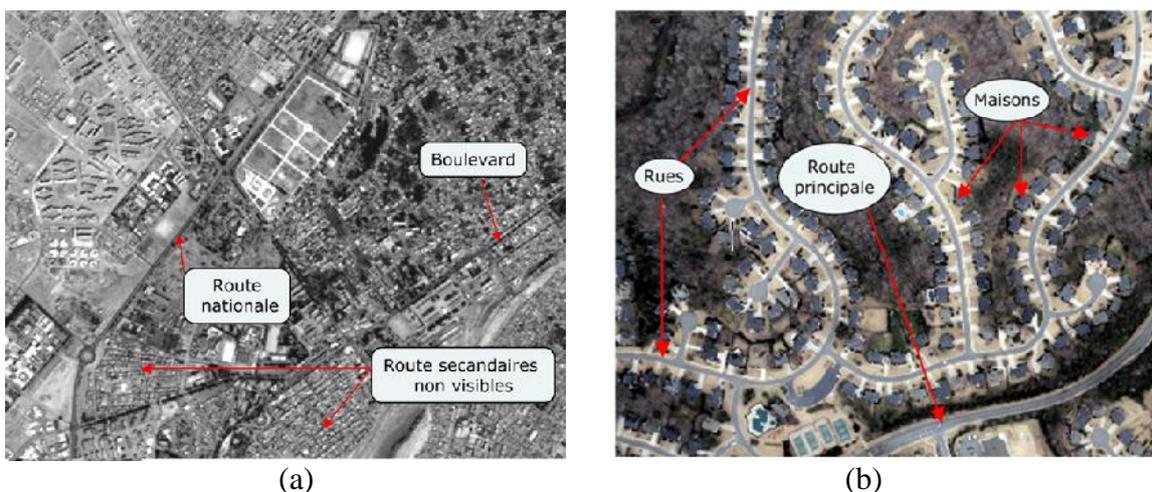


Figure 3.1 Apparence des routes sur différents types d'images satellitaires selon la résolution du capteur. (a) Bande Panchromatique SPOT (2007) de la ville de Laghouat (2.5 m de résolution), (b) Image IKONOS (70 cm de résolution)

La figure 3.1 (b) illustre le niveau de détails des capteurs actuels du domaine civil sur des scènes urbaines. Elle provient du satellite IKOKOS dont la résolution est ici de 70 cm en mode multispectral.

On peut noter le grand nombre de détails observables (maison, arbres, rues, sol,...). Sur de telles images, la rue, dont les deux bords sont visibles, est localisable avec une très grande précision. Les caractéristiques géométriques et radiométriques d'une route sont très variables quel que soit son environnement. En effet, la radiométrie d'une route est étroitement liée à son type de revêtement.

- **Variabilité topologique par apport à l'environnement**

La variabilité topologique de la route est aussi très dépendante du contexte : l'aspect de la route est lié à l'environnement dans lequel elle se situe. On peut ainsi trouver des routes de faibles courbures pour des routes nationales ou pour des autoroutes, alors qu'une route en montagne pourra comporter de nombreux virages à fortes courbures. Le contexte urbain présente aussi des particularités comparées aux milieux périurbains ou ruraux. Selon le type de scène étudié: le contraste entre une route et son environnement est moins marqué en zone urbaine dont le voisinage est composé de bâtiments et autres objets manufacturés fortement rétrodiffusant. Dans l'analyse du milieu urbain, l'infrastructure de la ville joue un grand rôle. Ainsi, les récentes zones de la ville caractérisées par des structures urbaines espacées et par un réseau quadrangulaire sont relativement faciles à cartographier, figure 3.2(a). En revanche, la partie ancienne de la ville aux trames serrées et aux réseaux routiers tortueux nécessite une résolution spatiale plus fine. Alors qu'en zone rurale, dont le voisinage correspond cette fois à des champs cultivés et des zones de végétation, le contraste entre une route et son environnement est plus marqué, figure 3.2 (b).



Figure 3.2 Exemples de routes dans différents milieux (ville de Laghouat):
(a) urbain ; (b) ruraux

3.2.2 Caractéristiques communes aux réseaux routiers

Dans tout problème de reconnaissance de forme, il est essentiel de bien définir l'objet ou les objets que l'on cherche à extraire de l'image. Bien qu'il existe une variabilité importante parmi les réseaux, des caractéristiques majeures peuvent être dégagées. Ainsi, les réseaux sont généralement caractérisés par les caractéristiques suivantes [15].

- **Caractéristiques géométriques**

Avec l'augmentation en résolution des capteurs de télédétection, une route passe de la notion d'élément linéique (1 à 3 pixels de large) à celle d'élément surfacique (plus d'une dizaine de pixels de large). Ainsi d'un point de vue géométrique, le réseau routier se présente sous forme de longs rubans rectilignes, larges de plusieurs pixels. La largeur d'une route est relativement constante sur toute sa longueur; ceci est en opposition avec les structures linéaires naturelles comme les rivières qui sont de largeur variable. La courbure locale d'une route est faible et dépend du type de scènes (0 courbures souvent plus importantes en milieu rural qu'en milieu urbain). Les dimensions de la route (largeur, longueur) dépendent aussi du type d'axe routier considéré (route, autoroute, rue, etc.).

- **Caractéristiques topologiques**

D'un point de vue topologique, les routes s'organisent en réseau qui présente rarement des extrémités libres. Ainsi les voies sans issue sont rares et une route est pratiquement toujours connectée à une autre route.

- **Caractéristiques radiométrique**

D'un point de vue radiométrique, le réseau routier compose les zones où le niveau de gris est localement homogène et il contraste fortement avec son environnement.

3.3 Les méthodes d'extraction des routes : état de l'art

De nombreuses méthodes ont été développées pour répondre à l'extraction des objets cartographiques, notamment pour le cas particulier des réseaux routiers qui présente un intérêt de premier plan dans l'élaboration d'une procédure de mise à jour automatique des cartes dans une base de donnée. Dans la littérature, il existe une vaste gamme de méthodes d'extraction des routes à partir d'images satellitaires, on trouvera dans une revue des techniques d'extraction des caractéristiques linéaires à partir d'images de télédétection [8,9]. Ces méthodes sont groupées en deux classes les méthodes locales et les méthodes globales.

3.3.1 Les méthodes locales

Ce premier type de méthode vise à détecter dans toute l'image des zones présentant les caractéristiques locales d'une route. Il s'agit de rechercher des points ou segments (on parle alors de germe ou amorce de route) ayant de fortes chances d'appartenir à une route. Ces méthodes ne permettent généralement pas d'extraire la totalité du réseau routier mais seulement les portions principales, et présentent des taux de fausses alarmes non négligeables [46]. Ainsi elles ne sont généralement pas utilisées seules, mais servent à amorcer un algorithme de plus haut niveau (suivi et/ou reconnexion) qui va valider et extraire proprement la totalité du réseau routier. De façon pratique, le problème de détection des tronçons routes est souvent ramené à un problème de détection de structures linéaires de radiométrie claire ou foncée, et contrastées avec le voisinage direct.

En fonction de l'approche utilisée, ces méthodes peuvent se grouper en cinq catégories :

- Opérateurs de différentiation ;
- Analyse mathématique du profil du gradient ;
- Morphologie mathématique ;
- Convolution spectrale ;
- Réseaux de neurones.

L'inconvénient majeur des méthodes locales est de ne pas considérer la globalité de l'image à l'étude. En effet, avec ces méthodes, on étudie seulement la variation locale de l'intensité d'un pixel dans un voisinage très limité par rapport à la taille globale de l'image. Le deuxième inconvénient de ces méthodes est l'inexactitude du positionnement géométrique de certains éléments extraits, dans le cas où la largeur de la ligne est plus grande que la taille des cellules de l'opérateur. Les méthodes globales permettent de pallier à cet inconvénient.

3.3.2 Les méthodes globales

La spécificité des méthodes globales réside dans leur approche qui considère l'extraction des routes comme un problème global nécessitant plus qu'une information locale. L'idée principale des méthodes globales est de convertir l'ensemble de l'image étudiée dans un nouvel espace mathématique et d'extraire les routes à partir de leurs formes transformées dans ce nouvel espace.

Typiquement, sur une même route dans l'image, deux pixels sont spécifiés par l'utilisateur. Il s'agit d'extraire la portion de route située entre ces deux pixels. D'autres algorithmes nécessitent de spécifier une solution initiale, proche de la route recherchée ou éventuellement,

un seul pixel est parfois nécessaire pour l'extraction, on parle alors d'algorithmes de suivi. Pour certains auteurs, le problème d'extraction des routes est considéré comme un problème d'optimisation du chemin le plus court dans un graphe, nous citerons comme exemple de ces méthodes la transformée de Hough et la transformée Randon qui sont à la base des méthodes globales d'extraction des lignes dans les images numériques [47].

De façon générale, la littérature fait ressortir trois grandes familles de méthodes de détection ou d'extraction de réseaux routiers sous forme linéique. En particulier, parmi les méthodes d'extraction, trois approches sont possibles:

- Les méthodes d'extraction (*Road finding*);
- Les méthodes de poursuite de route (*Road tracking/tracing/following*);
- Les méthodes de reconnexion de route (*Road linking*).

Ces méthodes peuvent être employées successivement ou indépendamment.

Selon Quackenbush [7], la classification générale des méthodes d'extraction de route, se fait selon :

- le type de capteur, donc selon aussi la résolution spatiale de l'image;
- les techniques d'extraction appliquées (automatique ou semi automatiques). Ces méthodes peuvent être de complexité minimale, moyenne ou maximale;
- ou un objectif prédéfini : soit une détection, procédure de poursuite et de connexion utilisant généralement des méthodes d'optimisation; soit des méthodes générales d'extraction (segmentation,...).

La figure 3.3 résume cette classification. Il est à noter que le choix d'une méthode dépend fortement des caractéristiques de l'image surtout sa résolution spatiale (élément surfacique ou linéique) et ses caractéristiques spectrales (mode multispectrale ou panchromatique).

Nous présenterons encore dans ce qui suit les deux catégories de méthodes d'extraction de routes proposées dans la littérature: les méthodes semi automatiques par opposition aux méthodes complètement automatiques.

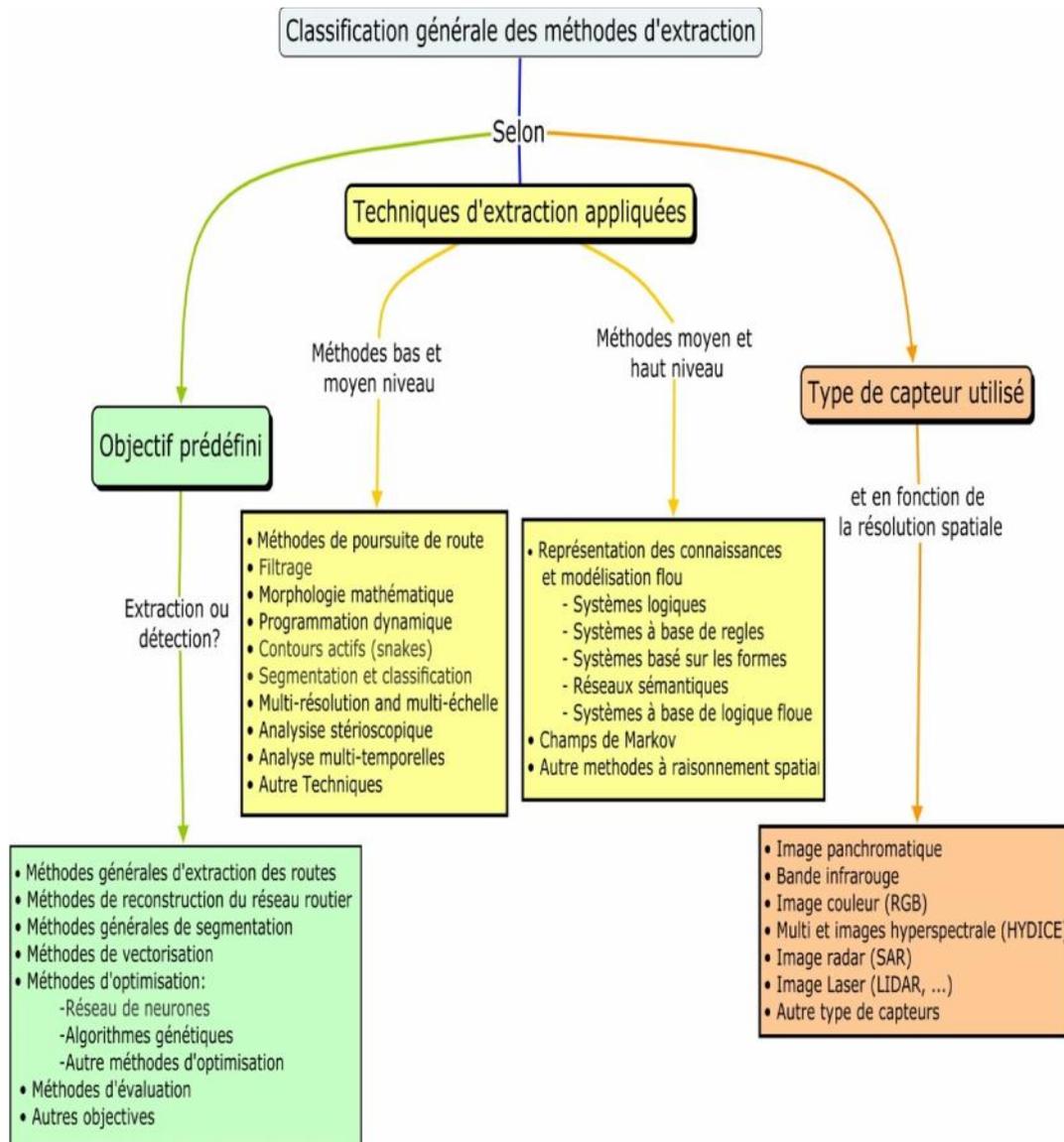


Figure 3.3 Classification générale des méthodes d'extraction de routes

3.3.3 Les méthodes semi-automatiques

Une grande partie des travaux sur l'extraction des réseaux se situent dans une problématique d'aide au travail de saisie des opérateurs; en sachant bien que le travail de l'interprète vient après celui de la personne qui traite l'image. Les méthodes proposées dans ce cadre sont semi-automatiques: un opérateur doit fournir des points de contrôle pour initialiser un algorithme de suivi et une recherche de chemin optimal (programmation dynamique, contour actif ect...). Ces méthodes permettent en général d'effectuer une extraction rapide et d'une grande précision. Ces techniques peuvent également être utilisées dans un contexte complètement automatique en utilisant une pré-détection automatique des points d'amorce.

3.3.3.1 Méthodes de suivi

Il s'agit de méthodes itératives dont l'objectif est d'extraire le mieux possible un tracé continu d'une route répondant à la question suivante :

Étant donné une portion de structure linéaire donnée, comment choisir le prochain pixel qui va permettre de compléter cette structure linéaire ?

Le principe des algorithmes de suivi est de chaîner successivement tous les pixels d'une structure linéaire à partir d'une amorce. Ces amorces peuvent être sélectionnées manuellement ou automatiquement. Considérant les routes comme des surfaces sans discontinuité apparente plutôt que des lignes, le suivi repose sur un critère d'homogénéité directionnelle. Ce critère est fondé sur une hypothèse de variance minimale dans la direction longitudinale de la route. A partir d'un point et d'une orientation d'origine, l'algorithme recherche le chemin optimal parmi un arbre de chemin possible. Chaque chemin est composé de segments de droite choisis localement suivant le critère d'homogénéité. L'utilisation d'une méthode semi-automatique pour extraire les réseaux routiers urbains par hiérarchie de classes de routes à partir des images très haute résolution spatiale (2m et moins) a fait l'objet de plusieurs recherches [46]. L'algorithme comprend deux étapes. La première étape est l'extraction des deux bords de la route en utilisant les approximations de l'image à différentes résolutions spatiales. Le procédé consiste à rechercher les points d'intersection des profils transversaux de la route sur l'image à la résolution originale et les deux premières approximations. L'algorithme suit ensuite la route dans une procédure 'estimation recalage' utilisant pour chaque point, supposé appartenir à la route, les profils radiométriques provenant de la décomposition à différentes résolutions. La deuxième étape permet ensuite d'extraire les caractéristiques de la route. Ce procédé itératif utilise à cette étape la transformation en ondelettes pour localisation.

Parmi les méthodes semi-automatiques d'extraction des axes routiers à partir d'images satellitales on trouve [47]. Pour répondre au problème d'extraction quasi-automatique du réseau routier en milieu, le choix de la fonction de coût d'un algorithme de poursuite est primordial; c'est l'optimisation de cette dernière qui permet la résolution du problème de poursuite à chaque itération du processus. Dans [16] la fonction de coût, optimisée à chaque itération, est composée de deux potentiels différents: 1) une fonction de coût, intégrant une information probabiliste, qui permet de choisir le chemin suivant, 2) une information, utilisant le résultat d'une classification de la scène, qui permet de contrôler la poursuite et de contrôler les divergences de l'algorithme. La robustesse de la poursuite est améliorée à chaque itération par l'utilisation d'un arbre de poursuite.

3.3.3.2 Méthode de filtrage

Parmi les systèmes d'extraction de route faisant appel à des méthodes de filtrage, celui qui utilise un modèle nécessitant la coopération entre différents filtres. L'originalité de la méthode réside dans l'utilisation d'opérateur bas-niveau peu sélectif sur une image à faible résolution, le meilleur chemin reliant les pixels précédemment identifiés (le meilleur chemin étant celui qui minimise la fonction de coût). Parmi les opérateurs de bas-niveau, celui développé dans [6]. Le DRO (Duda Road Operator) extrait les structures linéaires dans les images aériennes en combinant la mesure de l'uniformité de la luminosité le long de la route avec la mesure du contraste entre la route et les zones adjacentes. Il met en jeu quatre masques (horizontaux, verticaux, et diagonaux. Différents variantes de cette méthode existent notamment celle de Roux et al [48]; ce dernier modifie légèrement l'opérateur utilisé par Fisher(DRO) de façon à n'extraire que les éléments linéaires de quelques pixels de large et pas les contours de transition entre zones et ce sur une image SPOT de 20 mètres de résolution spatiale. Une méthode pour détecter des principaux réseaux routiers dans les données satellitaires à haute résolution, avec des applications possibles à la cartographie automatique considère la détection en tant que problème d'optimisation discrète, dans laquelle la fonction de coût est construite à partir de la sortie de filtres locaux, qui sont destinés à identifier des pixels probables de la route. En outre, des contraintes sont appliquées sur la base de la connectivité et de la courbure. Le processus d'optimisation utilise la programmation dynamique et est réalisée à une résolution plus faible, ce qui minimise l'erreur de détection, aux dépens de localisation.

L'utilisation du filtrage pour la détection des routes par filtre exponentiel à dimension infinie (ISEF) pour extraire les profils de type 'toit' et 'Vallée' dans les images satellitaires a été abordé et l'estimation de la position de la route à chaque itération par filtrage récursif de Kalman a été abordée dans [49]. L'algorithme est initialisé par un segment fourni par un opérateur à partir duquel un profil caractéristique de la route est défini. La prédiction d'un nouveau segment se fait à partir des estimations de la direction et de la courbure de la route. Une mise en correspondance entre le profil caractéristique de la route et le profil courant permet d'évaluer la distance entre les deux profils. La position du nouveau segment est mise à jour selon cette distance. Les méthodes d'extraction de routes basées sur la détection des contours sont nombreuses [50]. La flexibilité des approches par filtrage particulière permet d'incorporer des éléments importants dans le modèle a priori, tels que la régularité des contours, une structure de ruban de largeur variable et une gestion des coins. L'algorithme permet ainsi de suivre les routes de façon précise même dans le cas d'un changement brusque

d'orientation. Cet algorithme peut facilement prendre en compte de multiples informations. Cet algorithme est modifié pour une extraction dans un contexte urbain. Les informations de couleur sont prises en compte pour gérer les problèmes d'occlusion. Une automatisation y est proposée par une recherche de points d'amorce utilisant la transformée de Hough [51]. Les résultats obtenus présentent néanmoins de nombreuses omissions dues à la complexité des images.

3.3.3.3 Théorie de l'information

La théorie de l'information introduite par Claude Shannon en 1948 fournit une mesure quantitative de la notion d'information apportée par un message (ou une observation). Une approche originale fondée sur la théorie de l'information pour le suivi rapide de routes à partir d'un point d'amorce et d'une direction a été proposé dans [52]. Des tests effectués sont choisis afin de réduire autant que possible l'incertitude sur l'hypothèse de position correcte de la route. A partir d'un point de départ, et d'une direction initiale, l'algorithme est capable d'extraire et de suivre en temps réel une autoroute sur de grandes distances (de l'ordre de cent kilomètres sur des images SPOT panchromatiques de 10 mètres de résolution).

3.3.3.4 Contours Actifs

Les modèles des contours déformables (contours actifs) se basent sur une approche analysée dans [53]. Les contours actifs doivent néanmoins être initialisés près de l'objet à détecter. Le contour évolue ensuite selon un algorithme de minimisation d'énergie qui favorise en général une faible courbure et un fort gradient au niveau du contour. Cette méthode est largement utilisée pour la détection et la localisation des frontières afin de faciliter le problème de segmentation d'images, et aussi pour l'extraction des structures telles que les routes et les bâtiments à partir des images panchromatique. Les méthodes semi-automatiques pour l'extraction d'objets linéaires et l'extraction des routes utilisant les contours actifs sont présentés dans [53]. L'information couleur (représentation en RGB) de l'image, provenant des différents canaux dans le modèle déformable de type contour a été incluse pour l'extraction et la localisation des structures routières de petite largeur.

L'application du contour actif pour l'extraction d'objets cartographiques a fait l'objet de plusieurs recherches [43, 52]. Le dernier papier propose une approche pour l'extraction automatique des routes à partir de l'imagerie aérienne. Cette méthode est basée sur la détection multi-échelles des routes en combinaison avec une contrainte géométrique d'extraction de contour utilisant les contours actifs. Une nouvelle classe de contours actifs

d'ordre supérieur pour la détection du linéique (routes, rivières,...) a été introduite dans [11]. Ces contours actifs reposent sur la définition d'énergies quadratiques, contrairement aux énergies classiquement utilisées qui sont linéaires. Ces énergies permettent de définir des interactions non triviales entre les différents points du contour. Elles donnent naissance à des forces non locales, permettant ainsi d'introduire une information géométrique forte dans le modèle. D'un point de vue algorithmique, ils utilisent les courbes de niveau afin de trouver le minimum de l'énergie, la présence de forces non locales nécessitant une extension des méthodes standard. Cette méthode est nettement moins sensible à l'initialisation que les méthodes usuelles: les contours initiaux peuvent être très distants de la ligne à détecter et ne recouvrir que très partiellement cette ligne; dans le cas où l'image considérée ne contient qu'un réseau non fermé (par exemple, deux routes qui se croisent), aucune initialisation n'est nécessaire : le contour initial correspondant aux bords de l'image. Cependant, cette méthode est nettement moins efficace en termes de temps de calcul que les méthodes usuelles reposant sur les contours actifs.

Dans ce même contexte cette nouvelle classe famille des contours actifs appelée aussi en littérature 'snake', surpassant uniformément un contour actif simple, est plus appropriée aux tâches d'extraction de route que des méthodes standard. Dans ces méthodes un prétraitement basé détection sur le filtrage, seuillage, détection de contours de Canny, et le vecteur du flux de gradient (Gradient Vector Flow : GVF) est réalisé. L'application du 'snake' sur différents types d'images de télédétection ont fait l'objet des travaux de: [43,11] sur les images aériennes [53] sur les images Ikonos et Quickbird.

3.3.3.5 Programmation dynamique

De nombreux travaux d'extraction de réseaux linéiques reposent sur une optimisation par programmation dynamique, technique efficace permettant d'optimiser une fonction de coût dans un graphe, ce qui revient à la recherche d'un chemin optimal. En effet, un modèle générique de route est formulé, et résolu séquentiellement par un algorithme de programmation dynamique. Dans ce travail, quelques points extrémaux décrivant la route doivent être fournis par l'opérateur. Cette technique d'optimisation pour la détection précise des routes et des structures linéaires dans des scènes rurales a été aussi utilisée dans [6]. Les auteurs proposent de combiner l'information locale de plusieurs opérateurs de détection de ligne et de contour afin d'établir un masque permettant de restreindre la recherche et de fournir plusieurs cartes de coût définies sur ce masque. L'algorithme de programmation dynamique proposé, appelé F^* , est appliqué à chaque carte fournissant plusieurs chemins optimaux. Le chemin de coût normalisé minimal est alors sélectionné.

Cet algorithme, référence dans le domaine de l'extraction de réseaux linéiques, donne de très bons résultats sur des images aériennes de faible résolution. Une amélioration de cet algorithme avec une modélisation sous-jacente par champs de Markov a été présentée dans [54]. L'algorithme permet d'obtenir, par construction, des lignes minces et continues. Cette méthode est étendue à des cliques d'ordre supérieur pour tenir compte du contraste route/environnement, et à des voisinages d'ordre supérieur pour introduire la notion de courbure. De plus, un modèle dynamique permet d'utiliser cette information de courbure de manière plus globale et naturelle.

Une méthode semi-automatique d'extraction de routes par combinaison de la transformée en ondelettes et un algorithme de programmation dynamique a été proposé. Dans cette la transformée en ondelettes adaptée aux caractéristiques radiométriques de la route est construite de façon à rehausser le contraste des routes par rapport à leur environnement. La route est modélisée par modèle générique fondé sur des propriétés géométriques et photométriques et résolu itérativement par programmation dynamique.

3.3.4 Les méthodes automatiques

L'objectif principal des méthodes d'extraction complètement automatiques est de remplacer le travail d'extraction mené par un opérateur de traitement sur orientation de l'interprète d'image. C'est un problème mal-posé (ne dépend pas de façon continue des données et pas de solution unique) dans lequel il est difficile de trouver le bon compromis entre les fausses alarmes et les omissions. Les méthodes automatiques sont le plus souvent fondées sur une première détection reposant sur une optimisation locale. Ces premières méthodes ne fournissent en général qu'une extraction très grossière du réseau. Elles sont donc suivies d'une étape de reconstruction du réseau par l'utilisation de méthodes semi-automatiques ou une modélisation par champ de Markov sur graphe. L'extraction du réseau peut être guidée par des données cartographiques.

3.3.4.1 Les réseaux de neurones

Le problème d'extraction de structures linéaires peut être vu comme un problème de classification où deux labels peuvent être assignés aux pixels de l'image: le label 'fond' et le label 'item cartographique'. Dans ce cadre, les réseaux de neurones peuvent s'avérer un outil puissant de classification puisqu'ils ne supposent aucune connaissance sur la distribution sous-jacente et permettent d'éviter les phases de rehaussement et de seuillage. De plus, une fois entraînés ils peuvent réaliser l'extraction en temps réel. Initialement, les réseaux de neurones multicouches ont été appliqués pour la détection de route dans les images infrarouge

et les images SPOT [55]. Ce réseau neuronal est entraîné par un algorithme de type rétro-propagation (RNRP) à partir de quelques échantillons de type 'fond' et 'route' sélectionnés par un opérateur humain. Plus tard cette méthode a été appliquée principalement pour la détection des routes à partir des images IKONOS et Quickbird [16] et à partir des images SPOT [55-57]. Dans [38], les auteurs ont tenté de retrouver une structure optimale du réseau; ils améliorent leur résultat en utilisant les clusters flous et les algorithmes génétiques. La contribution des paramètres de texture intégrés à l'information spectrale de chaque pixel de l'image pour optimiser le système de détection de route par réseau de neurones a été abordée par [58,59]. L'inconvénient majeur dans ces méthodes réside dans principalement le temps de convergence et le grand nombre de données dans la phase d'apprentissage. Ces méthodes ont été améliorées en utilisant le réseau de neurone de fonction à bases radiales (RBF) flou et le réseau neuronal hybride dans [60]. Les réseaux de neurones et un environnement de traitement d'image basé sur la Conception Assistée par Ordinateur (CAO) pour l'extraction et la vectorisation automatique des routes à partir des images satellitaires ont été abordé par [44].

Récemment, les méthodes d'apprentissage en profondeur basées sur les réseaux de neurones convolutionnelles (convolutional neural networks (CNN)) ont été utilisées avec succès dans la segmentation de route par télédétection visible haute résolution [61,62]. Ces méthodes présentent quelques limitations liées premièrement au fait que le nombre de pixels 'route' représente une faible proportion dans une image haute résolution ce qui crée un problème de déséquilibre de classe surtout pour les routes étroites ; et deuxièmement les coûts de calcul en termes de ressources nécessaires et de temps sont les principaux aspects qui nécessitent une attention supplémentaire pour l'amélioration des résultats.

3.3.4.2 La Morphologie mathématique

La morphologie mathématique est un outil largement utilisé pour la détection globale des lignes (et donc des routes) dans des images. Introduite pour la première fois par G. Matheron [62] et Serra [63]. Elle représente un cadre riche pour l'analyse d'images binaires, niveaux de gris ainsi que les images couleurs par généralisation des concepts de la morphologie mathématique pour les images niveaux de gris [6]. L'un des filtres le plus utilisé pour la détection de routes est le chapeau haut-de-forme (CHF). Il a été utilisé comme dernière étape dans un processus d'extraction du réseau routier sur des images SPOT panchromatiques. Un filtre basse-fréquences (gradient inverse) permet d'éliminer le bruit en préservant les contours, avant d'opérer une fermeture sur l'image [65].

Parmi les travaux qui ont eu recours aux techniques de la morphologie mathématique dans le processus d'extraction des structures linéaires, nous pouvons citer [19,66]. Dans [40] les auteurs présentent une méthode basée sur la morphologie mathématique: d'abord l'image est classée en deux classes: routes et non-routes par des règles de la logique floue, suivie d'une étape de raffinement des résultats de l'extraction qui consiste à appliquer une ouverture de l'image pour l'élimination du bruit, suivie d'une fermeture dans le but de supprimer les pixels mal classés. Un certain nombre d'amorces potentielles sont ainsi générées. Une approche automatique d'extraction du réseau routier à partir des images à haute résolution est proposée dans [67]. Cette méthode classe premièrement l'image pour trouver les régions du réseau routier, puis des ouvertures morphologiques triviales sont utilisées successivement pour filtrer le bruit des objets qui ont des caractéristiques spectrales semblables à celles des surfaces des routes.

La morphologie mathématique appliquée aux images IKONOS a été abordé dans [68]. Ces recherches montrent que les images satellitaires peuvent être simplifiées en utilisant les opérateurs de la morphologie mathématique et proposent à cet effet deux éléments structurants pour la vectorisation des routes.

Le point sensible de telles méthodes semble être non seulement le réglage des différents paramètres utilisés (seuils radiométriques, forme et taille des éléments structurants,..), mais aussi le taux important de fausses détections (principalement dues à la simplicité du modèle employé). La morphologie mathématique est souvent associée à d'autres méthodes.

3.3.4.3 Les champs de Markov sur graphe

Les champs de Markov sur graphe sont aussi un outil puissant pour la détection automatique de réseau. Le réseau est modélisé dans sa totalité par un graphe où chacun des arcs correspond à une section du réseau. On entre dans le cadre d'une approche objet par opposition aux approches par champ de Markov usuelles, dans lesquelles le champ est défini sur une grille de pixels. Tout en bénéficiant des bonnes propriétés des approches par champ de Markov, comme la robustesse au bruit, cette modélisation permet d'introduire des contraintes géométriques fortes sur le réseau. L'inconvénient de cette méthode est qu'elle nécessite une phase d'initialisation exhaustive: un arc non détecté dans la phase d'initialisation ne pourra pas l'être par la suite. Dans [69] la détection des structures linéaires initialise un champ de Markov sur graphe pour la détection des routes en imagerie radar. On remarque que les liens reliant les structures linéaires détectées sont incorporés dans le graphe ce qui permet de combler certaines omissions. De plus, la méthode permet d'éliminer de nombreuses fausses

détections. Stoica et al. [70] proposent une approche basée sur la géométrie stochastique et les dynamiques à saut réversibles par processus ponctuels marqués appliquant la méthode de Monte Carlo par Chaines de Markov (MCMC). Les résultats montrent que la méthode constitue un outil puissant pour la définition d'un modèle a priori incorporant de fortes contraintes géométriques et topologiques mais les processus objet dépendent fortement des attributs qui servent d'attache aux données [71]. Géraud [72] propose quant à lui une phase d'initialisation fondée sur des prétraitements morphologiques. Plus exactement, un traitement de bas-niveau fournissant pour chaque pixel un potentiel d'appartenance à une route est tout d'abord appliqué. Puis il propose de réaliser une sur-segmentation de l'image par la méthode de 'ligne de partage des eaux' (watershed) appliquée sur l'image de potentiel (filtrée pour réduire la présence de minima locaux). Un champ de Markov est ensuite défini sur un graphe d'adjacence de courbes, calculé sur les lignes de partage des eaux et supposé contenir le réseau routier. L'intérêt de cette initialisation est qu'elle est fondée sur des primitives de haut niveau (approche région).

3.3.4.4 Les cartes auto-organisatrices

Les cartes auto-organisatrices (ou Self Organizing Maps, SOM) correspondent à une classe de réseaux neuronaux permettant de visualiser les relations non-linéaires d'un ensemble d'exemples dans un contexte d'apprentissage non supervisé. Proposé par Kohonen en 1982, l'algorithme d'apprentissage répond à un double objectif de construction de groupes de données homogènes et de représentation graphique de ces groupes: à la tâche de groupement (clustering, en anglais) s'ajoute une problématique de préservation d'information topologique. L'utilisation d'une méthode inspirée des cartes SOM pour extraire l'axe central des routes sur des images hyper spectrales haute résolution a été proposée dans [73]. L'algorithme proposé prend en entrée les coordonnées des pixels étiquetés en tant que 'route' à partir d'une classification supervisée de l'image hyper spectrale. La méthode a l'avantage de fournir une localisation précise de l'axe central de la route. Bien que les auteurs situent leur approche dans la classe des méthodes semi-automatiques du fait de l'intervention d'un opérateur humain dans la phase de pré-détection, cette méthode pourrait être facilement utilisée dans un contexte d'extraction complètement automatique. Malik et al. [74] proposent une approche de classification basée caractéristiques par la carte auto-organisatrice de Kohonen (SOM) pour la détection de la route. La méthode proposée est applicable aux routes structurées et non structurées et à des environnements bruyants.

3.3.4.5 La texture et la décomposition de l'espace de représentation

La possibilité de disposer d'un espace de représentation de l'image qui soit mieux adapté à la détection du réseau routier a été étudié par Gilles [75,76]. L'auteur propose d'utiliser l'espace de textures basé sur les méthodes de décomposition d'image et montre que la composante texture permet de rehausser les objets filiformes. Wang et al.[77] proposent une méthode de détection de routes à partir d'images de télédétection multi-échelles. L'extraction de route utilise des paramètres spectraux et texturaux comme prétraitement avant l'application d'un algorithme de détection orientée objet.

3.3.4.6 Les méthodes de classification

Ces méthodes utilisent la segmentation et la classification supervisée ou non supervisée d'une image pour d'extraire le réseau routier. Souvent, le processus de segmentation est basé sur l'analyse de texture qui peut offrir une image binaire assez propre pour servir comme entrée d'un processus de vectorisation postérieure [78]. En liaison avec le sujet d'extraction des routes, un système de segmentation d'une image infrarouge utilisant la technique de classification par maximum de vraisemblance a fait l'objet des travaux [79,80].

Afin d'améliorer la précision de la classification, la fusion de différents classificateurs est devenue un sujet de recherche important [81]. Une méthode de classification basée fusion-décision a été proposée par [82]. Dans cette méthode, l'image satellitaire de haute résolution spatiale a été initialement segmentée par segmentation multi-résolution. Deuxièmement, les caractéristiques multi-sources des régions segmentées ont été extraites et classés par le classificateur vecteur à support machines. Enfin, les résultats de la classification multi-sources ont été intégrés pour une reclassification par méthode de décision fusion.

L'extraction de routes sur les images de télédétection a été considéré comme un problème de classification, où les pixels doivent être classés en "route" et " non route". En utilisant classifieur neuronal, les travaux de [16-18, 57,58] donnent des résultats prometteurs. Ces méthodes sont généralement associées à d'autres algorithmes pour la vectorisation des routes. Le problème de la segmentation d'objet et de reconnaissance de forme à partir des données bruitées a été abordé dans [83]. Une méthode de classification supervisée dont la technique de base consiste à appliquer l'analyse progressive de texture (TPA). La technique TPA utilise une segmentation basée sur trois niveaux d'évaluation statistique représentant trois sources différentes. Enfin, les informations provenant de ces trois sources sont fusionnées par la théorie d'évidence de Dempster - Shafer (1976). Les résultats démontrent le potentiel de la méthode pour des images réelles à partir des trois Bandes RVB seulement.

La détection des rues à partir des images multispectrales (IKONOS) de 4 mètres de résolution comprenant quatre parties : le traitement de l'information multi spectrale, la segmentation en région basée, décomposition de l'image segmentée et analyse théorique des graphes a été abordé dans [83]. Tenant en compte une connaissance sur la route, Wang et al [84] développent une nouvelle approche pour extraire les routes par une méthode purement automatique, dans laquelle des caractéristiques spectraux et géométriques des routes sont considérés et représentées. L'approche contient trois étapes : i) classification approximative, qui augmente l'exploitation totale du caractère spectral et assure la continuité des routes pour les étapes suivantes ; ii) algorithme de rattachement de route, qui extrait les squelettes; et iii) la connexion, lissage du résultat final.

3.3.4.7 Systèmes d'interprétation et de valorisation d'images

Les systèmes d'interprétation et de valorisation d'images) ne cherchent pas directement à extraire les objets d'une image, mais plutôt à interpréter la scène qu'elle contient. Ils se basent sur le principe de pensée d'un interprète d'images face à une recherche d'objets particuliers dans une image. Ainsi, l'extraction du réseau routier est réalisée via une interprétation de la scène observée. Zhang et Wang [85] proposent un système de reconstruction 3D du réseau routier à partir d'images stéréo aériennes, se focalisant sur les aires rurales. Le système incorpore des informations sémantiques, contextuelles, des règles et des modèles pour restreindre l'espace de recherche et traite les sous-classes de route de façon spécifique à chacune. Le fait de travailler avec des images stéréo permet de générer directement les hypothèses de route dans l'espace 3D. Le contexte de route et une connaissance détaillée incorporés dans un système d'extraction automatique des routes, sur des images aériennes hautes résolution, a été proposé par Hinz et Baumgartner [86]. Les modèles utilisés prennent en compte des informations sémantiques de type marquage au sol ou présence de véhicule. Plusieurs vues de la même scène permettent l'exploitation des redondances, la prédiction et le traitement des occlusions, et la description de la scène par objet dans l'espace 3D.

3.3.4.8 Méthodes fondées sur l'analyse multi-échelle (multi-résolution)

L'extraction des routes au moyen d'analyses multi-échelles est un outil efficace pour la détection de route étroite à partir des images à haute résolution (grande échelle) et également pour l'identification des routes dans l'image à haute résolution et pour l'identification des autoroutes dans les images de basse résolution (petite échelle). Certains auteurs proposent d'utiliser les techniques multi-échelles, par exemple en fusionnant le résultat de l'extraction de l'axe central à basse résolution, moins sensible au bruit géométrique, avec le résultat de

l'extraction des bordures de route à haute résolution fournissant une meilleure localisation du réseau. Les auteurs montrent que les caractéristiques des différents objets tels que les routes peuvent être détectées dans différentes échelles, alors ils proposent de réaliser une première détection à basse résolution fondée sur une hypothèse de fort contraste entre les routes et le fond. Puis ils appliquent un modèle (haute résolution) fondé sur les hypothèses de contours parallèles et d'homogénéité interne. Baumgartner et al. [87] considèrent que les routes sont modélisées comme un réseau d'intersections et de liens entre ces intersections. Cette approche qui commence par l'extraction des bords de route dans l'image haute résolution d'origine et les lignes dans une image à résolution réduite. Utilisant les deux niveaux de résolution et les connaissances explicites sur les propriétés géométriques et radiométriques des routes, les segments de route sont construits à partir des hypothèses des bords de routes route. Enfin les intersections sont reconstruites, en utilisant la technique de Ziplock Snakes.

Une approche multi résolution pour l'extraction des routes à partir des images haute résolution a été proposée dans [86]. La méthode consiste premièrement à deviser l'image haute résolution d'images de différentes résolutions. Selon les caractéristiques représentatives des routes à différentes résolutions. L'algorithme analyse la géométrie, la radiométrie et la topologie de la route, puis il effectue différents processus de prétraitement, détection de contours, recherche de routes, suivi et jonction pour l'extraction des routes à différentes résolutions sont extraites. Finalement, les relations internes entre les mêmes routes à différentes résolutions sont établies. Dans [46] une approche de collaboration en utilisant l'information linéaire et surfacique a été décrite. Récemment la détection des axes centraux des routes à partir des images aériennes par analyse multi-échelle a fait l'objet de plusieurs recherches [88,89].

3.3.4.9 Processus objet

De nombreuses méthodes ont été développées pour répondre au problème de l'extraction des réseaux à partir d'images satellitaires et aériennes, notamment dans le cas particulier des réseaux routiers. En analyse d'image, l'utilisation des processus objet (ou processus ponctuels marqués) a permis de bénéficier des propriétés des approches stochastiques, du type champs de Markov, tout en manipulant des contraintes géométriques fortes. Ce formalisme issu de la géométrie stochastique permet de déterminer simultanément le nombre d'objets dans la scène observée, leurs positions et leurs caractéristiques (longueur, orientation,...) dans un cadre rigoureux. De façon similaire aux approches par champs de Markov sur graphe, cette approche repose sur une modélisation de la scène par une collection d'objets et une minimisation globale d'une énergie définie sur l'ensemble du réseau. La principale différence

avec les champs de Markov sur graphe vient du fait que les positions des objets et le nombre d'objets évoluent au cours de l'algorithme. Cette approche permet donc de se soustraire à la phase d'initialisation où, s'il y en a une, de réduire la sensibilité à l'initialisation. Ces méthodes sont semi-automatiques et permettent une extraction précise et efficace d'une route spécifiée par un utilisateur. Mais le gain de productivité apportée par ces méthodes est faible par rapport au travail d'extraction mené par un expert.

Un premier modèle, 'Candy', basé sur les processus ponctuels marqués qui sont à la base de la géométrie stochastique et les dynamiques MCMC à saut réversible pour l'extraction du réseau routier à partir des images satellitaires, a été introduit par [69,70]. Les propriétés radiométriques des données sont prises en compte dans un terme d'attache aux données fondée sur des mesures d'homogénéité et de contraste avec l'environnement. Trois approches sont alors proposées pour construire ce terme d'attache aux données, la première étant précise et les deux autres efficaces car fondées sur des pré-calculs. L'optimisation est réalisée par recuit simulé sur un algorithme MCMC à sauts réversibles. Une extension de cette modélisation à des objets plus complexes a été proposée, où les objets du processus sont alors des lignes brisées composées d'un nombre inconnu de segments. La connexion entre segments est ainsi incorporée dans la définition même des objets [91]. Le tableau 3.1 résume les principaux résultats de l'état de l'art des méthodes d'extraction de route selon l'approche utilisée, la complexité de la méthode ainsi que la résolution des images utilisées.

Table 3.1 Revue bibliographique des principales méthodes d'extraction de routes [F. Benkouider, 2019]

Approche	Complexité	Représentation	Resolution (mètre)
(Tupin et al., 1998)	Elevées	Sémantique network	-
(Shi & Zhu, 2002)	Elevée	Topologique	2.8-4
(Mena et Al , 2003)	Elevée	Topologique-Géométrique	2.8-4
(M.Mokhtarzade et Al, 2006)	Moyenne	Neural network	2.44-4
Chaudhuri et al., 2012	Haute	Morphologie mathématique	2.44-4
(Ramesh et al., 2007)	Elevée	Contours actifs(Snakes)	-
(Mokhtarzade et al., 2008)	Moyenne	Réseaux de neurone, Floue	2.44-4
(Tourine, 2009)	Elevée	Géométrie-Stochastique	Arial
(Zhang et Lin, 2010); (Zhu et al. , 2015)	Base	Classification pixelique	Très haute
(Herumurti et al., 2013); (Wei et Feng, 2016)	Base	Transformée de Hough	Haute
(Sun & Mao, 2011)	Moyenne	Contours	Haute
(Hormese & Saravanan, 2018) (Ye Li et al., 2019)	Elevée	Réseau de neurones convolutionnels, Sémantique	Très Haute

3.4 Extraction de routes à partir de l'image satellitaire

Dans l'étude précédente, plusieurs raisons ont été avancées, notamment les caractéristiques géométriques et radiométriques des routes, le changement de résolution spatiale et spectrale des capteurs et le contexte de prise de l'image. Cette grande variabilité a conduit à un grand nombre de méthodes d'extraction, utilisant un large champ des techniques de reconnaissances de formes et de traitement d'images. La multitude de méthodes proposées pour ce problème souligne bien la difficulté de l'extraction des routes dans les images de télédétection. Dans le présent travail, nous nous sommes intéressés à l'extraction des routes à partir des images satellitaires à moyenne résolution spatiale (au mieux égale à 10m).

Suite à l'état de l'art des différentes méthodes existantes, notre intérêt s'est porté particulièrement sur deux classes de méthodes : méthodes locale automatiques (opérateur de DUDA; morphologie mathématique ; contour actifs) et des méthodes globales semi automatiques. Dans cette dernière classe, nous proposons une nouvelle approche automatique basée sur les réseaux de neurones et analyse en composante principales.

3.4.1 Caractéristiques des routes sur les images SPOT

Sur les images Spot panchromatiques, le réseau routier est nettement visible, il apparait principalement comme un réseau de lignes claires sur fond sombre de largeur généralement inférieure ou égale à 3 pixels. Contrairement aux images aériennes, où la largeur des routes, lorsqu'elle est supérieure à 3 ou 4 pixels. Il est possible de distinguer suivant la largeur des lignes deux types de réseaux :

- Réseau fin : de 1 à 3 pixels de large
- Réseau épais : à partir de 3 pixels

Les réseaux routiers sont généralement caractérisés par les contraintes géométriques suivantes:

- La courbure du réseau est faible.
- La forme des branches est allongée et de longueur importante.
- L'épaisseur des branches varie peu (voire pas du tout) et de façon progressive.

Du point de vue radiométrique, deux hypothèses s'imposent quel que soit le type du réseau à extraire :

- Le niveau de gris du réseau est localement homogène.
- Le réseau contraste fortement avec son environnement.

La figure 3.4 illustre un extrait d'une scène SPOT panchromatique de la ville de Laghouat(2007) contenant deux types de routes, sur lesquels des études de profils transversaux et longitudinaux ont été établies.

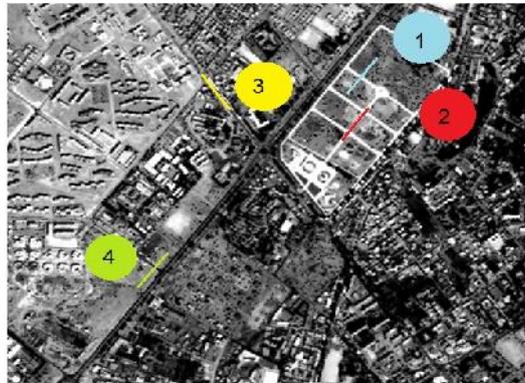


Figure 3.4 Extrait de l'image SPOT Panchromatique de la ville de Laghouat

(1) tronçon de route perpendiculaire à une route de type toit; (2) tronçon de route de type toit; (3) tronçon de route perpendiculaire à une route de type vallée; (4) tronçon de route de type vallée.

Sur cette image, les deux types de routes vallée (V) et Toit (T) sont bien visibles. Les figures 3.5 et 3.6 représentent respectivement le profil radiométrique transversal et le profil radiométrique longitudinal d'une route de type vallée (V). Les figures 3.7 et 3.8 représentent respectivement profil transversal et le profil longitudinal d'une route de type toit (T).

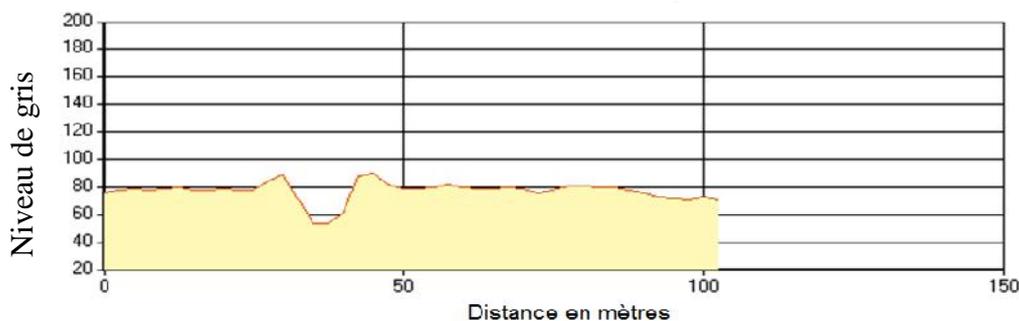


Figure 3.5 Profil transversal d'un tronçon de route de type vallée

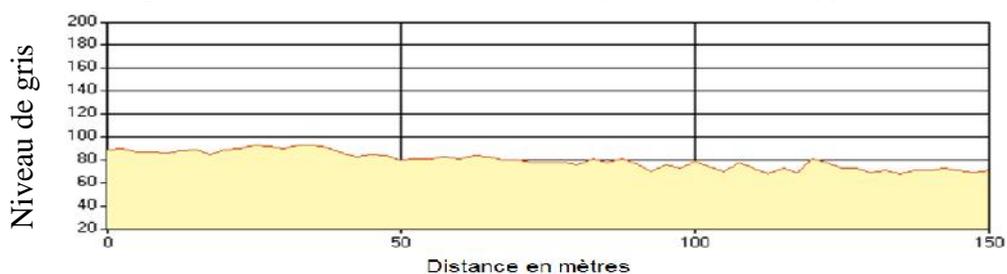


Figure 3.6 Profil longitudinal d'un tronçon de route de type vallée

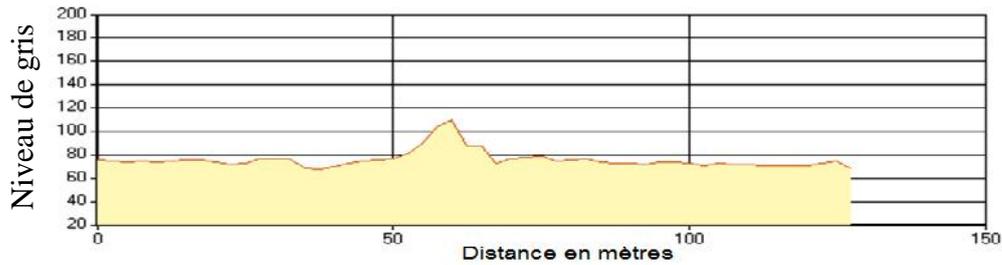


Figure 3.7 Profil transversal d'un tronçon de route de type toit

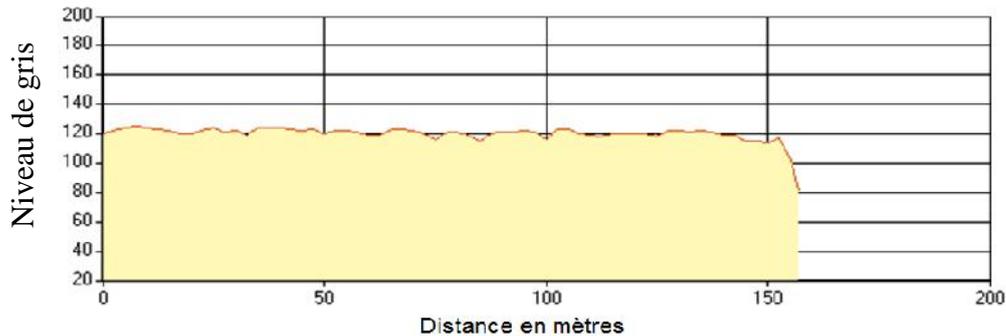


Figure 3.8 Profil longitudinal d'un tronçon de route de type toit

Nous pouvons constater d'après les profils longitudinaux des deux types de routes que la radiométrie est assez homogène bien qu'en moyenne elle diffère selon le type de route (une intensité moyenne de 120 pour le type toit et de 82 pour le type vallée).

3.4.2 Extraction des routes par opérateurs spécifiques

Trois méthodes locales basées sur les opérateurs de détection de lignes ont attiré notre attention: le détecteur 'Duda Road Operator' [6], la transformation Chapeau Haut de Forme (CHF) issu de la morphologie mathématique [48] et les contours actifs [90]. Ces opérateurs sont applicables sur les images en niveaux de gris. Une analyse en composante spectrale (ACP) est appliquée à l'image multispectrale SPOT5 de Laghouat. Le but de cette analyse est de réorganiser les données de telle manière qu'elles ne soient plus corrélées (c.-à-d. qu'elles deviennent indépendantes) [100]. Une particularité intéressante de cette transformation, lorsqu'elle High Resolution Visible est appliquée à des données comprenant plusieurs bandes spectrales, est qu'elle concentre la quasi-totalité de l'information dans les deux ou trois premières composantes, les autres composantes ne renfermant généralement que du bruit.

Les différentes opérations de l'ACP sont :

- le calcul des matrices de covariance et de corrélation de l'image multi spectrale, ce sont des matrices carrées dont la dimension est égale au nombre de canaux spectraux de l'image (tableau 3.2);
- le calcul des valeurs et vecteurs propres de la matrice de covariance (tableau 3.3);
- le calcul des composantes principales de l'image multi spectrale est au plus égal à celui des canaux spectraux.

Table 3.2 Matrice de corrélation entre les différentes bandes

Bandes	Bande 1	Bande 2	Bande 3	Bande 4
Bande 1	1	0.906244	0.788480	0.897033
Bande 2	0.906244	1	0.939589	0.874732
Bande 3	0.788480	0.939589	1	0.726066
Bande 4	0.897033	0.874732	0.726066	1

Table 3.3 Variances et vecteurs propres

PCA	PCA₁	PCA₂	PCA₃	PCA₄
Variance (%)	93.71	5.10	0.97	0.223
Vecteur propre	596.99	32.47	6.20	1.412

La figure 3.9 (a) représente une composition colorée issue des trois premières composantes principales. La 3^{ème} composante principale (ACP₃) illustrée dans la figure 3.9(d) permet une bonne discrimination des routes et elle va être utilisée pour l'application des opérateurs spécifiques dans ce qui suit.



(a)



(b)

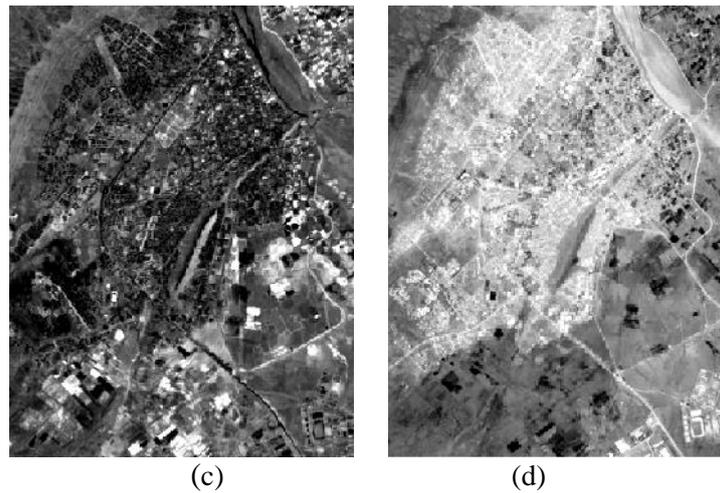


Figure 3.9 ACP. (a) Composition fausse couleur des ACP, (b) ACP₁, (c) ACP₂, (d) ACP₃

3.4.2.1 Opérateur DUDA

Les premiers travaux sur la détection des routes utilisent des opérateurs spécifiques qui mesurent pour chaque pixel son degré d'appartenance à une route par le calcul de son voisinage tel que l'opérateur DUDA (DRO) décrit par [6]. Cet opérateur attribue pour chaque pixel de l'image un score dépendant de l'homogénéité dans une certaine direction et d'un contraste avec le voisinage. Pour quatre directions différents, figure 3.10, le DRO combine une mesure $G(u)$ de l'uniformité de la luminosité le long d'une route potentielle (a_1, a_2, a_3) et une fonction $F(u)$ du contraste entre cette route et les zones adjacentes (b_1, b_2, b_3) et (c_1, c_2, c_3). Un écart de un pixel entre la route potentielle et les zones adjacentes permet de ne pas pénaliser les petites variations de largeurs de la route.

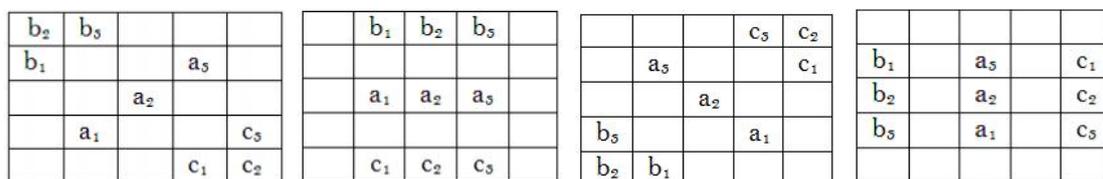


Figure 3.10 Les quatre masques de DRO

La fonction $G(u)$ mesure l'homogénéité et ignore les petites variations d'intensité (inférieur à δ_1) le long de la route, et pénalise de façon égale les variations significatives (supérieur à δ_2). L'expression de $G(u)$ est donnée par :

$$G(u) = \begin{cases} 1 & ; 0 \leq \theta < \theta_1 \\ 1 - (1 - \varepsilon) \frac{u - \theta_1}{\theta_2 - \theta_1} & ; \theta_1 \leq u \leq \theta_2 \\ \varepsilon & ; u > \theta_2 \end{cases} \quad (3.1)$$

La valeur du paramètre ε est prise égale à 0.1. θ_1 et θ_2 sont respectivement le seuil minimal et le seuil maximal de l'intensité de la route.

De même la fonction $F(u)$ mesure le contraste, cette fonction n'est pas systématique, c'est-à-dire qu'elle fonctionne pour les routes de profil 'toit'². Pour les routes de profil 'vallée'³, nous pourrions soit inverser l'image ou utiliser la fonction symétrique pour les valeurs de u négatives. L'expression de $F(u)$ est donnée par :

$$F(u) = \begin{cases} M & , & \text{si } u < 0 \\ M - \frac{(M - \frac{1}{6})u}{\theta_0} & , & \text{si } 0 \leq u \leq \theta_0 \\ \frac{1}{6} & , & \text{si } u > \theta_0 \end{cases} \quad (3.2)$$

La valeur θ_0 représente la séparation, c'est-à-dire la valeur à partir de laquelle le résultat de la fonction $F(u)$ sera minimal, ce qui correspond à un fort contraste. La valeur $\frac{1}{6}$ est choisie de façon à ce que le dénominateur du score soit supérieur ou égale à 1. La variable u représente l'intensité du pixel route et M la valeur maximale de l'intensité d'un pixel route dans une image panchromatique.

La fonction score sera donc calculée pour chacun des quatre masques de la figure 3.4 et la valeur maximale est affectée au pixel central de la fenêtre. Le score sera donc compris entre $\frac{\varepsilon}{\theta}$ (pour les pixels ne correspondant pas à une route) et 1 (pour les pixels appartenant à une route). Le score attribué pour chaque masque est donc égale à :

$$\text{Score} = \frac{G(|a_1 - a_2|) \cdot G(|a_2 - a_3|)}{\sum_{i=1}^3 F(a_i - b_i) + F(a_i - c_i)} \quad (3.3)$$

Sous cette forme le DRO donne la même réponse pour une ligne de crête d'amplitude 'd' et pour un contour de type 'marche' d'amplitude '2d', ce qui convient parfaitement pour une procédure de suivi de ligne. En revanche, utilisé directement comme détecteur de routes, cet opérateur fournit une quantité trop élevée de fausses détections, en particulier entre les champs fortement contrastés.

² Route de radiométrie claire dans un environnement sombre

³ Route de radiométrie sombre dans un environnement clair

Une version améliorée du score a été proposé par [48] pour remédier à la sensibilité des profils de type 'marche'. La réponse du DRO modifiée (DROM) prend alors la forme:

$$\text{Score} = \frac{G(|a_1 - a_2|).G(|a_2 - a_3|)}{\max(\sum_{i=1}^3 F(a_i - b_i), F(a_i - c_i))} \quad (3.4)$$

La figure 3.11 présente la réponse du DRO et du DROM à des lignes idéales de largeur variant de 1 à 4 pixels et pour un contour simple d'amplitude double, ainsi que les réponses de ces deux opérateurs aux contours lissés par une gaussienne.

Ces graphiques montrent la forte réponse du DRO à un contour simple, idéal ou lissé. Ceci entraîne également une réponse importante aux lignes de 4 pixels de large. Par ailleurs, le DROM procure une réponse similaire au DRO pour les lignes de 1 à 3 pixels de large. En revanche, il ne répond pas aux contours simples. Ce nouvel opérateur permet donc de n'extraire que les lignes claires et d'ignorer les contours de type 'marche'.

L'inconvénient de cette modification est de créer des trous dans le réseau chaque fois que la route est bordée par une zone ayant une radiométrie proche, alors que le DRO original évite cet écueil.

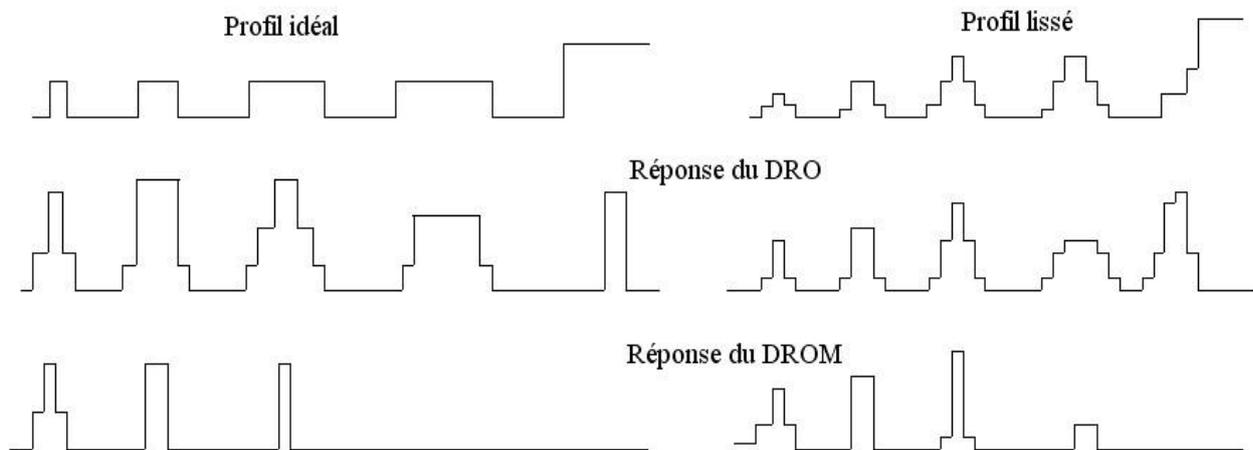


Figure 3.11 Réponse du DRO et du DROM à un profil idéal et un profil lissé par une gaussienne

L'application du DRO sur la 3^{ième} composante principale (Annexe C) d'une scène de l'image multispectrale (SPOT, 2001) de la ville de Laghouat, figure 3.12(a), où le réseau routier apparaît principalement comme un réseau de lignes claires sur fond sombre de largeur généralement plus petite ou égale à 3 pixels, permet de dégager les structures linéaires, voir

figure 3.12 (b). Le choix des paramètres du modèle DRO a été fixé après plusieurs tests (voir le tableau 3.4). L'image du DRO présente de fausses détections, due certainement au fait que leurs radiométrie est proche de celle d'une route. Nous avons appliqué un filtre gaussien afin de réduire le bruit et lisser les contours, figure 3.12(c). Le temps d'exécution pour cette application est de 183.24 secondes, un temps considérablement important qui dépend de la dimension de l'image et de sa complexité. Comme l'opérateur DRO est basé seulement sur les caractéristiques géométriques des routes (homogénéité et contraste), il ne permet pas une discrimination des routes. Ceci s'explique par le fait que l'algorithme peut attribuer de bons scores à certains pixels ayant un profil 'toit' ou 'vallée' sans autant appartenir à une route.

Table 3.4 Paramètres du DRO

1	2	0	M
5	50	15	1.5 0.5

La complexité des scènes urbaines (présence d'arbre aux bords de routes, ombre portée par les bâtiments,...) et périurbaine rend la tâche d'extraction du réseau routier très difficile. Une extraction globale dans toute l'image n'est pas préférable car le résultat peut être complètement incohérent, l'application de méthode d'extraction locale est nécessaire afin de faire face à ce problème.

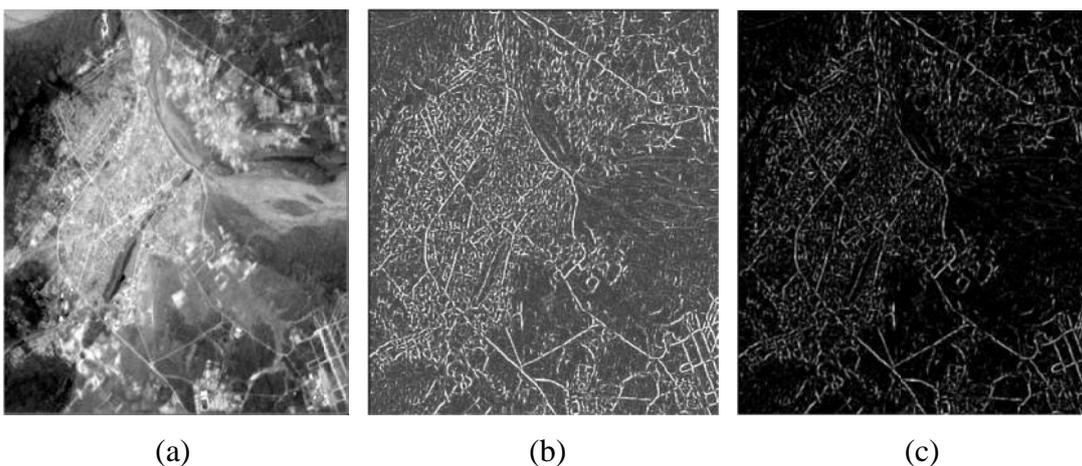


Figure 3.12 Réseau routier extrait par DRO : (a) image PCA₃, (b) résultat du DRO et (c) résultat après filtrage Gaussien

3.4.2.2 La morphologie mathématique et le Chapeau Haut de Forme (CHF)

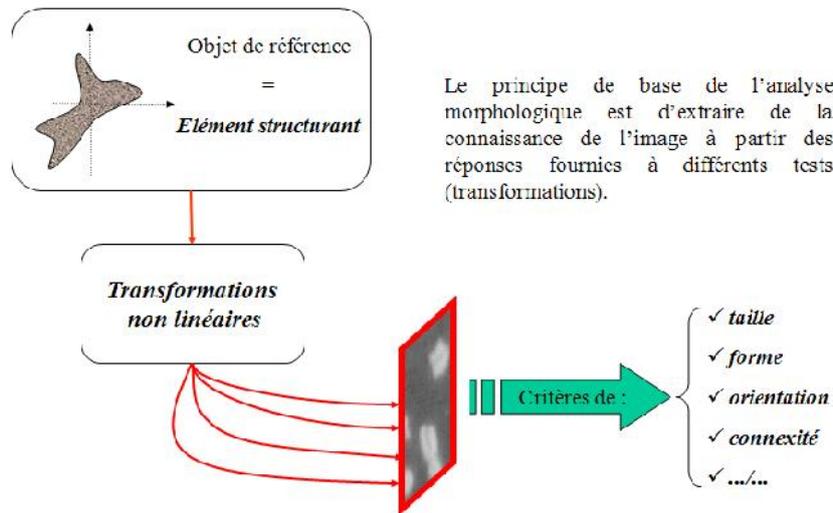
La morphologie mathématique est une théorie essentiellement non linéaire, utilisée en particulier en analyse d'images, pour l'étude des objets en fonction de leur forme, de leur taille, des relations avec leur voisinage (en particulier topologiques), de leur texture, et de leurs niveaux de gris ou de leur couleur, figure 3.13. Elle a été développée à l'origine à l'école des Mines de Paris. Elle repose essentiellement sur les travaux de Serra [63]. Depuis ces premiers développements, elle a pris une ampleur internationale et plusieurs équipes s'y consacrent. Contrairement au traitement linéaire des images, la morphologie mathématique ne s'appuie pas sur le traitement du signal, mais repose sur la théorie des ensembles, ce qui en fait une discipline relativement «auto-contenue» et formant un tout cohérent.

Notion d'élément structurant

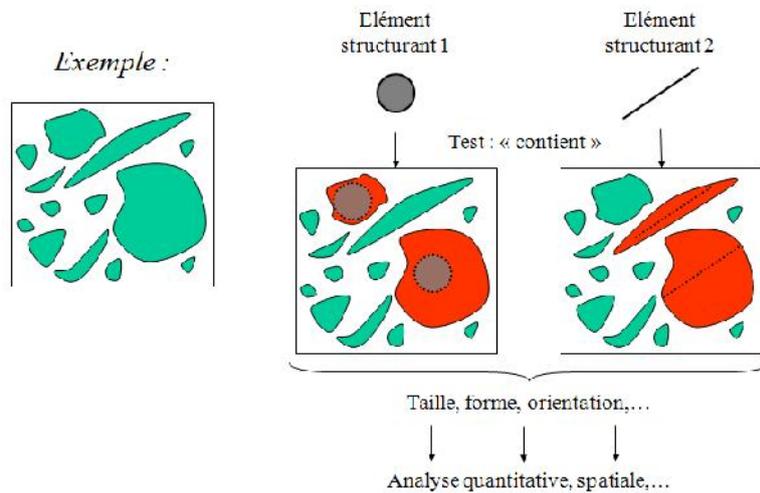
Des premières applications à l'étude des milieux poreux, est née l'approche ensembliste de la morphologie mathématique. Elle s'applique à des images ou objets binaires et les étudie sous l'angle de leurs relations avec un ensemble fixé. Cet ensemble, dont on choisit la forme et la taille, est appelé "élément structurant". Les relations sont de type ensembliste (réunion, intersection, etc.).

Étant donné un élément structurant B et une relation, l'image (ou l'objet) X de départ est transformé en translatant l'élément structurant en tout point et en examinant si la relation entre l'objet et l'élément structurant translaté est vérifiée. Les propriétés des opérations ainsi définies et des images transformées découlent de la théorie des ensembles. C'est selon ce principe que seront par exemple définies la dilatation et l'érosion binaires. L'élément structurant définit un voisinage autour de chaque point de l'image et ce sont donc des propriétés locales des objets qui sont ainsi mises en évidence. En pratique, les images sont définies sur des trames discrètes. Le problème consiste alors à étudier dans quelle mesure les définitions et les propriétés des transformations décrites pour l'espace continu sont transposables à un espace discret. Les trames les plus utilisées en dimension 2 sont la trame carrée (ou rectangulaire) et la trame hexagonale où les points sont disposés en quinconce.

La forme et la taille de l'élément structurant doivent être adaptées aux propriétés géométriques des objets de l'image. Dans ce qui suit, nous allons définir les quatre opérations de la morphologie mathématique et nous nous contenterons de donner des définitions moins générales, appliquées à l'image numérique en teintes de gris [24].



(a) Principe de l'analyse morphologique



(b) Exemples

Figure 3.13 Approche morphologique du traitement d'images⁴

• **L'érosion**

L'érosion morphologique notée $E_B(X)$ d'un ensemble X par un élément structurant B , est l'ensemble des points x tels que B soit totalement inclus dans X , si B est centré en x .

$$E_B(X) = X \ominus \bar{B} \tag{3.5}$$

Où \bar{B} est le transposé de l'élément structurant et X ensemble correspondant à l'image ;

L'érosion réduit les « pics » de niveaux de gris et élargit les « vallées » : elle tend donc à homogénéiser l'image, à l'assombrir et à étaler le bord des objets les plus sombres comme le montre la figure 3.14.

⁴ Antoine Manzanera, Cours de Morphologie mathématique, Cours ENSTA- UMPC, 2004

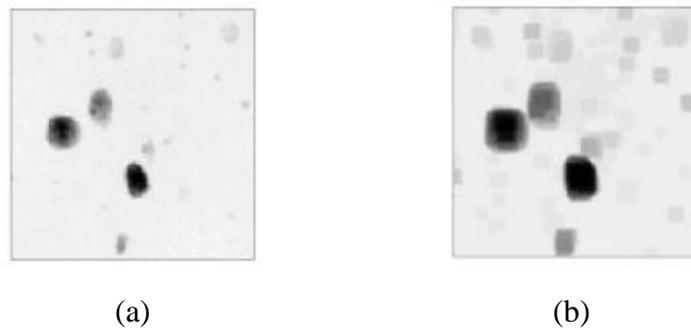


Figure 3.14 Erosion. (a) image en niveaux de gris (b) érosion avec B carré de taille 6

- **La dilatation**

La dilatation morphologique notée $D_B(X)$ d'un ensemble X par un élément structurant B est définie par l'ensemble de points x tel que B intersecte X quand son origine coïncide avec x :

$$D_B(X) = (X \oplus \hat{B}) \quad (3.6)$$

Où \hat{B} désigne l'élément structurant symétrique de B .

Cette transformation comble les « vallées » et épaissit les « pics » : elle homogénéise l'image, l'éclaircit et tend à faire disparaître les objets sombres, figure 3.15.

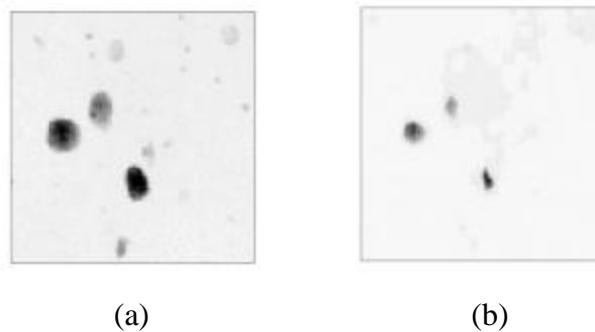


Figure 3.15 Dilatation. (a) image en niveaux de gris (b) dilatation avec B carré de taille 6

- **Fermeture**

La fermeture (dilatation suivie d'une érosion) de l'ensemble X par l'élément structurant B est définie par :

$$F_B(X) = E_B(D_B(X)) = (X \oplus \hat{B}) \ominus B \quad (3.7)$$

La fermeture a pour effet de boucher les trous des objets qui sont plus petits que l'élément structurant. Elle lisse les contours des objets en rajoutant des points dans les concavités

étroites (dans lesquelles ne peut pas se glisser l'élément structurant). Elle permet donc de combler les vallées, homogénéiser et éclaircir l'image, figure 3.16.

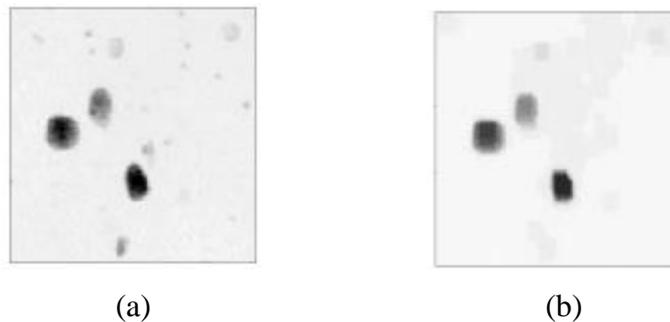


Figure 3.16 Fermeture. (a) image en niveaux de gris (b) fermeture avec B carré de taille 6

- **Ouverture**

L'ouverture (érosion suivie d'une dilatation) de l'ensemble X par l'élément structurant B est définie par :

$$O_B(X) = E_B(D_B(X)) = (X \oplus \hat{B}) \ominus B \quad (3.8)$$

L'ouverture permet de supprimer les pics mais préserve les vallées, elle homogénéise l'image et préserve les objets sombres ou 'trous' qui ne dépassent pas un certain diamètre, figure 3.17.

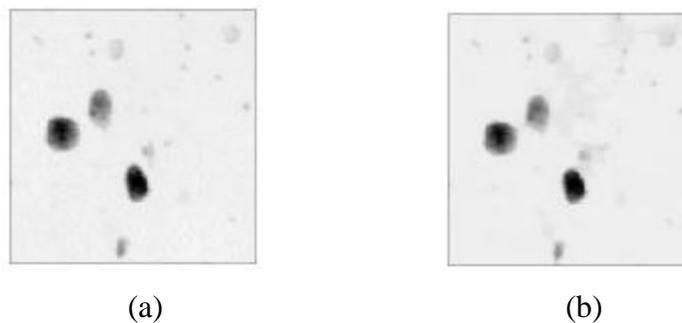


Figure 3.17 Ouverture. (a) image en niveaux de gris (b) ouverture avec B carré de taille 6

- **Les filtres alternés séquentiels**

A partir des filtres morphologiques élémentaires, tels que les ouvertures et les fermetures, on définit des filtres morphologiques plus évolués. Parmi ceux-ci, les Filtres Alternés Séquentiels (FAS) sont sans doute les plus populaires. Ils permettent de réduire la complexité d'une image sans dégrader les contrastes les plus importants. On définit Filtre Alterné Séquentiel Noir de taille n , noté $FAS_N(n)$, comme une itération de succession d'ouverture et de fermeture de taille croissantes et il est donné par:

$$FAS_N(n) = F_N O_n \dots F_2 O_2 F_1 O_1 \quad (3.8)$$

Où O_i et F_i sont une famille d'ouvertures et une famille de fermetures par un élément structurant de même forme et de taille croissante.

Notons qu'on obtient bien ainsi des opérations croissantes et idempotentes (donc des filtres morphologiques). Ils sont utilisés en pratique pour filtrer progressivement le bruit positif (pics étroits) et le bruit négatif (vallées étroites). Le dernier élément structurant utilisé (de taille n) est déterminé en fonction de la taille minimale des objets de l'image que l'on veut conserver après le filtrage.

- **Le chapeau Haut de Forme (CHF)**

La transformation du chapeau haut-de-forme est issue de la théorie de la morphologie mathématique, sa transformation a été introduite par Mayer [165], pour extraire d'une image non seuillable des pics de contraste, quel que soit leur altitude.

Deux chapeaux hauts de forme sont définis :

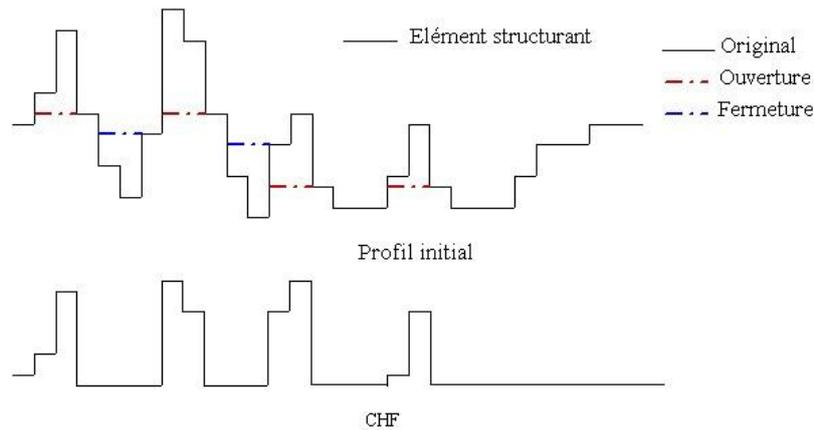
Le chapeau haut de forme blanc (WTH) (White Top Hat en anglais), permet de détecter ce que l'ouverture a fait disparaître, c'est-à-dire les pics ou structures claires de l'image originale, il est calculé par une différence algébrique entre l'image et son ouverture. Il est donnée par:

$$WTH_B(X) = X - O_B(X) \quad (3.9)$$

Le chapeau haut de forme noir ou (BTH) (Black Top Hat, en anglais), permet d'extraire les vallées ou les structures sombres de l'image, il est calculé par la différence entre la fermeture et l'image. Il est donné par:

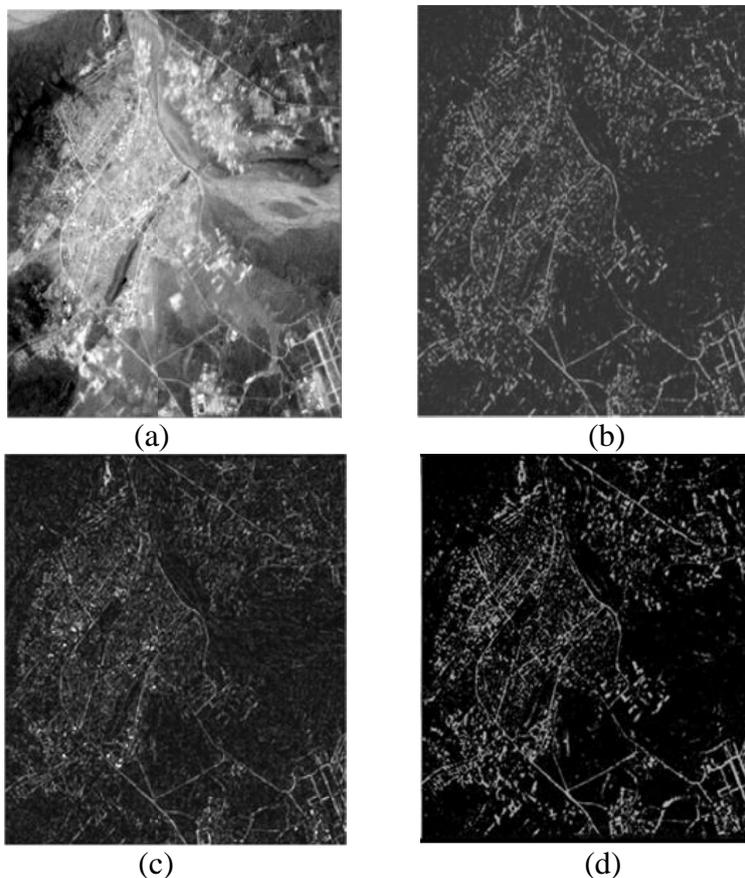
$$BTH_B = F_B(X) - X \quad (3.10)$$

Cette transformation extrait les pics étroits (plus étroits que l'élément structurant) quelle que soit leur hauteur absolue. Elle permet par exemple d'extraire des lignes fines de niveau intense par rapport à leur voisinage (telles que des routes dans une image satellitale). L'opération duale extrait au contraire des vallées étroites, figure 3.18.

Figure 3.18 Principe du Chapeau Haut de Forme WTH_B

L'application du WTH_B à la troisième composante principale de l'image SPOT, image multispectrale couvrant la ville de Laghouat et à 20 mètres de résolution. La figure 3.19, illustre l'application du WTH_B sur la première composante principale de l'image multispectrale SPOT (2001) de la ville de Laghouat.

Le choix de la forme et de la taille de l'élément structurant (SE) est très important, nous avons choisis un SE de différentes dimensions (figure 3.19). Les axes principaux des routes surtout à l'extérieure de la ville ainsi que l'aéroport sont mis en évidence.

Figure 3.19 Réseaux linéiques extraits par CHF. (a) ACP_3 , (b) WTH_B avec $B=1$, (c) WTH_B avec $B=2$ et (d) WTH_B avec $B=3$

L'inconvénient du WTH_B est de répondre à tous les pics sombres de l'image, d'où un résultat très bruité. Son avantage principal est permettre de choisir facilement la largeur maximale de lignes extraites.

3.4.2.3 Les contours actifs

Les contours actifs prennent leur origine des modèles élastiques introduit par Kass [90]. C'est une technique prometteuse dans le domaine de segmentation des images bidimensionnelles (détection du contour plus précisément) et elle est considérablement étudiée durant les quinze dernières années. Le contour est représenté comme un modèle élastique déformable contrôlé par une contrainte de continuité dont les mouvements de glissement se produisent lors de la déformation.

La segmentation est réalisée à travers un processus de minimisation d'une énergie basée sur deux forces de contraintes: force externe, qui dépend des propriétés du contour à détecter et qui est responsable de mettre le contour proche d'un minimum local en termes d'énergie, et une force interne responsable de la courbure et de la continuité du modèle en question. L'algorithme nous permet d'introduire d'autres contraintes de haut niveau en définissant de nouvelles énergies.

La méthode de contours actifs est une méthode semi-interactive qui consiste à positionner dans l'image, plus précisément au voisinage de la forme à détecter, un contour initial qui subira une déformation sous l'effet de plusieurs forces telle que :

- Une énergie interne E_{int} permettant de régulariser le contour
- Une énergie potentielle E_{im} reliée à l'image
- Une énergie externe E_{ext} reliée aux contraintes particulières que l'on peut ajouter.

Ces énergies vont permettre au contour actif d'évoluer pour prospecter la position d'énergie minimale qui sera ainsi un arrangement entre les diverses contraintes du problème [92,93].

Formulation de l'énergie totale:

Généralement, un contour actif v est défini par un ensemble de points de contrôle, à partir desquels une courbe continue est interpolée par des fonctions B-Splines quadratiques ou cubiques. Dans une image en niveau de gris, l'équation qui caractérise une courbe paramétrée est l'équation de Snake (serpent) donnée par:

$$v(s) = [x(s), y(s)]^t \quad , \quad s \in [a, b] \quad (3.11)$$

où s désigne l'abscisse curviligne.

L'énergie totale pour un contour actif $v(s)$ est décrite par:

$$E_{snake} = \int_a^b [E_{int}(v(s)) + E_{im}(v(s)) + E_{ext}(v(s))] ds \quad (3.12)$$

Energie interne

L'énergie interne est généralement définie par :

$$\begin{aligned} E_{int} &= \alpha(s)E_{elastique} + \beta(s)E_{courbure} \\ &= \alpha(s) \left(\frac{dv}{ds}\right)^2 + \beta(s) \left(\frac{d^2v}{d^2s}\right)^2 \end{aligned} \quad (3.13)$$

où:

est le facteur d'élasticité et β facteur de rigidité.

L'expression de l'énergie potentielle

L'énergie potentielle liée à l'image représente les éléments sur l'image vers lesquels on veut attirer le Snake. Cette énergie par la formule suivant :

$$E_{im} = -\lambda(s) |\nabla I(v(s))|^2 \quad (3.14)$$

avec est un facteur qui dépend de l'image I initiale est l'opérateur gradient.

L'expression de l'énergie externe

L'énergie externe (contraintes) est définie par l'opérateur selon les caractéristiques du problème étudié. Dans le cas d'absence de contraintes extérieures, cette énergie pourra être négligeable, l'énergie totale se résume à la relation suivante [167]:

$$E_{snake} = \int_a^b \left[-\lambda(s) |\nabla I(v(s))|^2 + \alpha(s) \left(\frac{dv}{ds}\right)^2 + \beta(s) \left(\frac{d^2v}{d^2s}\right)^2 \right] ds \quad (3.15)$$

Au cours de la résolution de l'équation de Snake (3.15), l'opérateur va minimiser l'énergie totale E donnée par:

$$E(v(s)) = \int_{\Omega} \alpha(s) v'(s)^2 ds + \int_{\Omega} \beta(s) (v''(s))^2 ds - \int_{\Omega} \lambda(s) |\nabla I(v(s))|^2 ds \quad (3.16)$$

V' et v'' présente respectivement les dérivées premières et secondes de v le long de la courbe et la région, l'énergie à minimiser est donc donnée par formule (3.16):

Pour minimiser cette énergie, on peut utiliser les équations d'Euler :

$$-\alpha v''(s) + \beta v^{(4)} + \nabla P(v) = 0 \quad (3.17)$$

, et sont des coefficients constants.

$$\text{Où} \quad P(v) = -\lambda(s) |\nabla I(v(s))|^2 \quad (3.18)$$

Généralement, le potentiel P est proportionnel au gradient de l'intensité lumineuse dans l'image de sorte que le contour actif se colle sur les discontinuités de luminance.

Soit: $F(v) = - . P(u)$

L'équation (3.17) devient :

$$-\alpha v''(s) + \beta v^{(4)} = F(v(s)) \tag{3.19}$$

L'équation (3.19) est résolue par la méthode de différences finie et elle est écrite sous forme matricielle pour donner le schéma d'évolution suivant :

$$AV = F \tag{3.20}$$

Avec A est une matrice à bande étroite dite penta-diagonale de taille (n×n) en fonction des coefficients α et β :

$$A = \begin{bmatrix} 2\alpha + 6\beta & -\alpha - 4\beta & \beta & 0 & 0 & \dots \\ -\alpha - 4\beta & 2\alpha + 6\beta & -\alpha - 4\beta & \beta & 0 & \dots \\ \beta & -\alpha - 4\beta & 2\alpha + 6\beta & -\alpha - 4\beta & \beta & \dots \\ 0 & \beta & -\alpha - 4\beta & 2\alpha + 6\beta & -\alpha - 4\beta & \dots \\ 0 & 0 & \beta & -\alpha - 4\beta & 2\alpha + 6\beta & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots \end{bmatrix} \tag{3.21}$$

Ce schéma aboutit à l'équation :

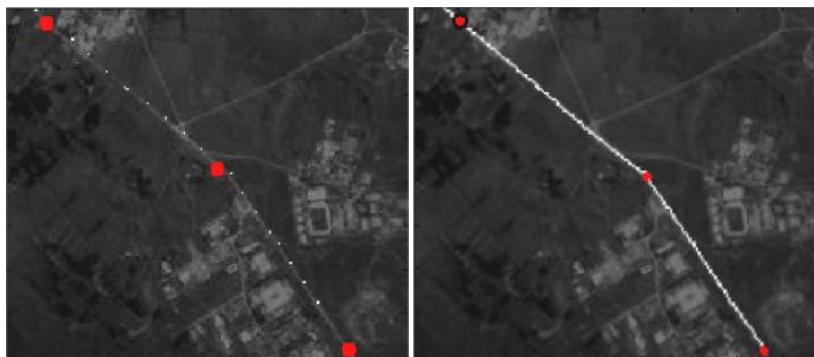
$$(I_d + \tau A)V^t = V^{t-1} + \tau F(V^{t-1}) \tag{3.22}$$

d'où

$$V^t = (I_d + \tau A)^{-1}(V^{t-1} + \tau F(V^{t-1})) \tag{3.23}$$

Où Id est une matrice identité de taille (n×n) et τ est le pas de contrôle de la vitesse de déplacement du Snake.

L'application de cette méthode sur une scène de l'image ACP₃ a été choisit dans la zone industriel (sud) de la ville de Laghouat, figure 3.20 avec les paramètres a=0, b=1, $\alpha = \beta = 0.2$.



Nombre de nœuds=20

Nombre de nœuds=200

Figure 3.20 Application du Contour actif sur l'ACP₃

Les principales difficultés de cette méthode sont:

- **Difficultés liées au paramétrage** : L'interprétation de l'énergie dépend de la manière dont on paramètre la formule de Snake. De plus, le contour initial doit être assez proche de l'objet pour assurer la convergence, pour éviter l'affaissement du contour sur lui-même.
- **Problèmes liés à la topologie** : Le Snake est incapable de localiser distinctement deux objets sur une image : au mieux, les contours des deux objets seront liés. Les Snake ayant du mal à rentrer dans les concavités.
- **Problèmes liés aux calculs** : Le calcul de la dérivée d'ordre 4 qui apparaît dans l'équation d'évolution pose des difficultés de discrétisation et d'instabilités qualitatives.

L'équation de mouvement (3.15) peut être résolue par des méthodes variationnelles. Cependant, les approches variationnelles ont souvent des problèmes lors de la phase d'optimisation: mauvaise stabilité numérique, convergence lente, difficulté pour satisfaire des contraintes fortes.

3.4.2.4 Transformée de Hough(TH)

La TH (Hough, 1962) est une méthode permettant de détecter des courbes géométriques. Elle est essentiellement utilisée pour identifier des droites mais moyennant quelques modifications il est possible de reconnaître n'importe quelle forme. Les applications de la transformée de Hough sont nombreuses et variées, telles que la détection des traits du visage sur des images, la reconnaissance des codes-barres ou d'empreintes digitales et la détection de routes dans des images de télédétection En télédétection [94-96]. Le principe est d'accumuler des évidences sur l'existence d'une forme particulière ici une droite. Si l'on considère l'équation cartésienne:

$$y = a.x + b \quad (3.24)$$

Ici, une difficulté venant de la représentation cartésienne apparaît : les droites horizontales ne peuvent être décrites par l'équation 3.24, en effet, elles sont de la forme $x = b$. Ceci implique l'apparition de valeurs non bornées. De plus, l'espace (a, b) est très inhomogène : une discrétisation fixe du coefficient directeur (a) n'entraîne pas une répartition régulière des droites observées. Il est alors possible de passer outre ce problème en choisissant la représentation polaire :

$$\rho = x_i \cdot \cos(\theta) + y_i \cdot \sin(\theta) \quad (3.25)$$

avec θ l'angle de la direction perpendiculaire à la droite et ρ la distance à l'origine

L'intérêt de cette espace de représentation est dans la détection d'alignement. En effet, une infinité de droites peuvent passer par un point de coordonnées polaires (ρ_0, θ_0) . Ces droites sont représentées dans l'espace des paramètres par une sinusoïde d'équation:

$$\rho = r_0 \cdot \cos(\theta - \theta_0) \quad (3.26)$$

Ainsi dans ce cas, tout pixel (x_i, y_i) d'une image donne naissance à un faisceau de droites paramétrées par ρ et θ selon l'équation polaire (3.25) dans l'espace des paramètres (ou paramètres d'accumulations). C'est l'accumulation, issue de tous les faisceaux associés à une même portion de droite, qui va aboutir à un maximum caractéristique de la droite étudiée. Pour chaque point (x_i, y_i) d'une image, la TH associe une sinusoïde dans le nouveau plan (ρ, θ) , dont les points ont une amplitude égale à l'intensité du pixel (x_i, y_i) . Si ces points forment une ligne droite, les sinusoïdes se rencontrent à un point dont les coordonnées polaire (ρ, θ) donnent les paramètres correspondant à la ligne. Ainsi, la détection des lignes droites dans une image est équivalente à détecter les maxima dans l'espace image obtenue par TH.

La figure 3.21, montre le résultat de l'application de la méthode du contour actif sur une scène de l'image panchromatique SPOT (2007) de Laghouat (figure 3.21(a)). L'application de la TH à une image en panchromatique (ou en niveau de gris) se fait directement sur le résultat d'un détecteur de limite, un CHF dans notre cas d'étude (figure 3.21(b)). Ceci permet d'éviter le seuillage du détecteur préalablement à l'application de la transformée et d'exploiter sa valeur comme poids des pixels de l'espace image dans la construction de la matrice accumulatrice ce qui permet d'attribuer plus de poids aux pixels de fort gradient, par exemple.

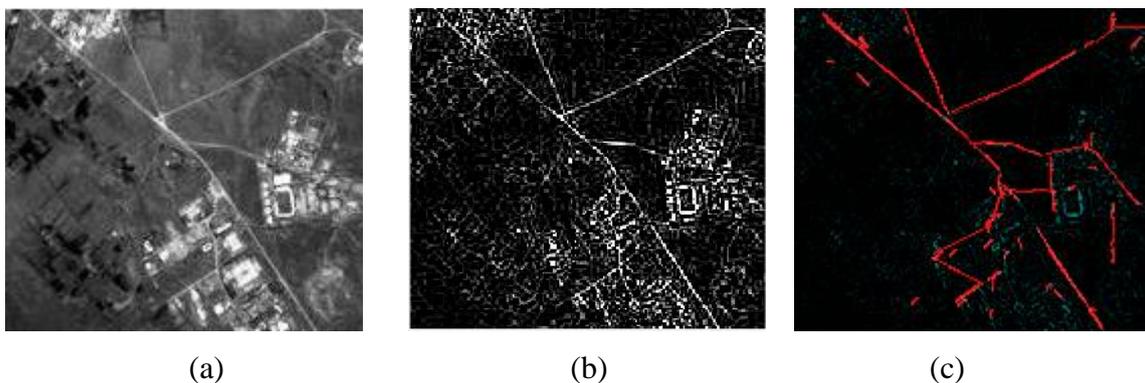


Figure 3.21 Réseau routier extrait par transformée de Hough. (a) extrait d'une scène de l'image SPOT Panchromatique, (b) CHF, (c) routes extraite par TH

Les linéaments présentés à la figure 3.21(c) mettent en évidence les routes mais cette méthode présente quelques fausses détections. En traitement global, certaines lignes ne correspondent à aucune structure réelle et connectent des segments ou pixels très éloignés les uns des autres.

3.5 Approche neuronal pour la l'extraction de routes

Parmi les méthodes semi automatiques de détection de routes, les réseaux de neurones multicouches (RNMC) sont devenus un outil par excellence. Ils ont fait l'objet de plusieurs travaux utilisant la seule information spectrale et le voisinage [16,55], les clusters flous et les algorithmes génétiques [17,19] ou les paramètres de texture [18, 97]. Leur utilisation conjointe avec un environnement de traitement d'image basé sur la Conception Assistée par Ordinateur (CAO) a été abordé dans [98] et dans un cadre de suivi neuro-dynamique basés sur des réseaux de neurones convolutionnels profonds dans [20, 99].

Dans le cadre du présent travail, nous nous intéressons plus particulièrement à l'extraction des routes sur une fenêtre de l'image SPOT du 26 mars 2007 de la ville de Laghouat. Nous utilisons pour cela une approche par réseaux de neurones multicouches avec l'algorithme de rétropropagation de l'erreur qui est le plus souvent utilisé pour la classification en traitement d'image. Dans une première étape, les données d'apprentissage sont basées sur les caractéristiques spectrales et locales puis topologiques de l'image multispectrale SPOT et dans une deuxième étape, nous améliorons le résultat en utilisant deux composantes principale dans la couche d'entrée du réseau neuronal suivie d'une procédure de vectorisation des routes basée sur la morphologie mathématique et la transformée de Hough.

3.5.1 Principe des réseaux de neurones multicouches

Les réseaux de neurones multicouche ou perceptron multicouches (PMC) sont composés d'éléments simples (ou neurones) fonctionnant en parallèle. Ces éléments ont été fortement inspirés par le système nerveux biologique. Comme dans la nature, le fonctionnement du réseau (de neurone) est fortement influencé par la connections des éléments entre eux. En général, l'apprentissage des réseaux de neurones est effectué de sorte que, pour une entrée particulière présentée au réseau, corresponde une cible spécifique. L'ajustement des poids se fait par comparaison entre la réponse du réseau (ou sortie) et la cible, jusqu'à ce que la sortie corresponde (au mieux) à la cible. On utilise pour ce type d'apprentissage dit superviser un nombre de pairs entrée/sortie (figure 3.22).

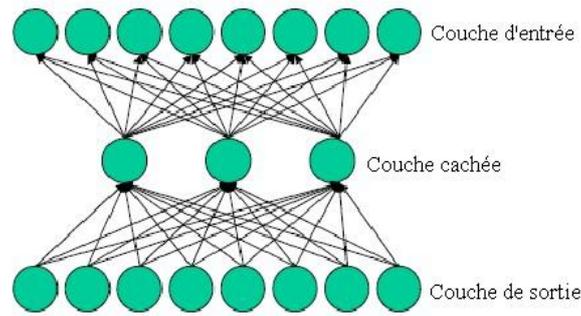


Figure 3.22 Topologie du réseau de neurones artificiel à une couche cachée

Apprentissage rétro propagation du gardient (Levenberg Marquardt)

C'est l'algorithme d'apprentissage le plus connu ; il a été créé et proposé par Rumelhart et Parker dans les années 80 généralisant la loi d'apprentissage de Widrow-Hoff à des réseaux de neurones multicouches constitués de fonctions de transfert continues différentiables. C'est un algorithme de descente du gradient itératif permettant de minimiser la fonction d'erreur quadratique E . Les vecteurs d'entrées et les vecteurs cibles correspondants sont utilisés pour apprendre le réseau. La fonction d'erreur E est donnée par l'équation suivante:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N (D_j - O_j)^2 \quad (3.27)$$

D_j et O_j représentent respectivement la sortie désirée et la sortie du neurone j dans la couche de sortie ; N représente le nombre de neurones dans la couche de sortie. Pour éviter les problèmes liés à une stabilisation dans un minimum local, on ajoute un terme d'inertie. Celui-ci permet de sortir des minimums locaux dans la mesure du possible et de poursuivre la descente de la fonction d'erreur. À chaque itération, le changement de poids conserve les informations des changements précédents. Cet effet de mémoire permet d'éviter les oscillations et accélère l'optimisation du réseau. Le changement des poids avec inertie au temps t se traduit par:

$$\begin{cases} \Delta w_{i,j} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{i,j}} \\ \Delta w_{i,j}(t+1) = \Delta_{i,j} + \gamma \Delta w_{i,j}(t) \end{cases} \quad (3.28)$$

Dans cette équation, $w_{i,j}$ est la valeur de la connexion « poids » entre le neurone i et le neurone j ; η est une constante positive appelée le taux d'apprentissage qui contrôle la quantité d'ajustement ; l'inertie (momentum) dont les valeurs sont comprises entre 0 et 1 est aussi appelé par le facteur de lissage ou de stabilisation et 't' est le nombre d'itération.

3.5.2 Evaluation de la precision

Pour évaluer la précision de la méthode d'extraction de route, nous considérons trois paramètres: l'erreur quadratique moyenne (MSE), les coefficients BCC et RCC:

- L'erreur quadratique moyenne (EQM) est calculée en comparant les réponses du réseau dans le neurone de sortie et la valeur souhaitée à partir de la carte de référence générée manuellement. Elle est généralement définie par la relation :

$$EQM = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n} \quad (3.29)$$

y_i est la valeur observée, \hat{y}_i est la valeur estimée, et n le nombre d'observations.

- Coefficient d'exactitude du fond (CEF) représentant la moyenne de la réponse correcte du réseau neuronal pour la détection du fond (non route).

$$CEF = \left(\frac{CF}{NTPF} \right) \times 100 \quad (3.30)$$

Avec CF le nombre des pixels identifiés comme fond par le réseau neuronal et $NTPF$ est le nombre total des pixels fond dans l'image de référence.

- Coefficient d'exactitude de la route (CER) signifiant la moyenne de la réponse correcte du réseau neuronal à la détection de la route, ce coefficient est donné par:

$$CER = \left(\frac{CR}{NTPR} \right) \times 100 \quad (3.31)$$

Avec CR le nombre des pixels identifiés comme route par le réseau neuronal et $NTPR$ est le nombre total des pixels route dans l'image de référence.

3.5.3 Construction du model

Les réseaux routiers sur les images satellites (moyenne et haute) résolution sont présentés sous forme de zones homogènes allongées de luminosité distincte du fond de l'image. La détection de route peut être considérée comme la première étape de l'extraction de la route: c'est le processus d'attribution d'une valeur à chaque pixel qui peut être utilisé comme critère de pixels route et non-route. Les caractéristiques de la route peuvent être classées en cinq groupes: géométriques, radiométriques, topologiques, fonctionnelles et contextuelles:

- les routes sont allongées (géométrie);
- les routes ont une courbure maximale (géométrie);
- la chaussée est généralement homogène (radiométrie);
- la surface de la route présente souvent un bon contraste avec les zones adjacentes (radiométrie);
- les routes ne s'arrêtent pas sans raison (topologie);
- les routes se croisent et construisent un réseau (topologie);
- les routes relient les villes (fonctionnelles);
- les routes plus élevées (survol) peuvent créer une ombre (contextuelle);
- les arbres peuvent obstruer la surface de la route, mais d'un autre côté, un ensemble d'arbres peut également indiquer une route (contextuelle).

Dans notre travail, trois caractéristiques ont été considérées: la radiométrie, la géométrie et la topologie. L'homogénéité des routes dans les images satellites à moyenne et haute résolution est à l'origine de la caractéristique reconnaissable des pixels voisins et de leurs informations spectrales.

Prétraitement de données

- Un extrait d'une image SPOT5 du 26 mars (2007) à 10 mètres de résolution, couvrant Laghouat (Algérie) obtenue à l'aide du Projet CNES ISIS (n°122)⁵. La première tâche consiste à rectifier et géoréférencer l'image. Le processus de rectification est indispensable car il évite l'accumulation d'erreurs lors de l'analyse de grandes surfaces. Afin d'évaluer la fonctionnalité de la méthode d'extraction sur route proposée dans cette recherche, un sous-échantillonnage des bandes (1 à 4) de l'image SPOT5.
- Afin de lisser le bruit d'image, un filtre médian est appliqué en considérant la fenêtre (3 × 3) pour chaque pixel. Cette opération pourrait remplacer la technique de filtrage décrite dans [48] qui est basée sur les propriétés de texture. Dans cette technique, l'unité de texture constituée d'éléments de voisinage de hauteur est décomposée en deux unités de texture séparables, à savoir une unité de texture croisée diagonale, de quatre éléments. Pour chaque pixel, la matrice de texture croisée et diagonale est évaluée à l'aide de plusieurs types de combinaisons d'unités de texture croisée et diagonale. L'utilisation de

⁵ Projet de coopération bilatérale Région Wallonne - Algérie (2008-2010), intitulé: *Etudes environnementales et aménagement des zones oasiennes en Algérie: cas des oasis de Laghouat et de Bou Saada.*

la technique médiane avec une fenêtre (3×3) a permis d'obtenir le meilleur résultat possible en termes de réduction du bruit dans les données satellitaires.

Codage des données

Le codage de l'information traitée a également une forte influence. Pour s'en convaincre il suffit d'examiner le cas où les données s'étalent sur un intervalle de grande taille (par exemple $[0,255]$). Dans ce cas, les fonctions d'activation des neurones sont souvent dans leur zone de saturation et l'apprentissage se trouve considérablement ralenti. Il convient donc de ramener les entrées dans un intervalle plus réduit $[0,1]$.

3.5.3.1 Structure du model 1(PMC-RVB)

Il a été prouvé qu'il existe toujours un réseau de neurones (PMC) avec trois couches seulement (la couche d'entrée, la couche de sortie et une couche cachée) qui peut approximer une fonction avec n'importe quelle précision désirée. Le nombre de neurones dans cette seule couche cachée influence la précision du résultat malgré sa convergence; plusieurs tests nous ont permis de constater qu'un nombre de 20 neurones est suffisant. Dans notre cas la couche d'entrée est constituée de 27 neurones représentant les informations spectrales normalisées des 9 de chaque canal (XS_1, XS_2, XS_3) de l'image HVR de SPOT dont l'élément central est codé en sortie soit à '1' si le pixel appartient à la route et à '0' si le pixel n'appartient pas à la route. Ce choix est motivé par la propriété d'homogénéité des routes dans les images satellitaires à moyenne résolution et confirme que tous les neurones vont contribuer à la génération du vecteur d'entrée [16-18,55-57]. Nous alimentons notre réseau par une série d'entrées-sorties afin de garantir l'apprentissage. Soixante pour cent des données d'entrée étaient sélectionné pour l'apprentissage, vingt pour cent pour la validation et vingt pour cent pour le test.

L'opération d'apprentissage est assurée par plus de vingt cinq répétitions. La fonction sigmoïde de transfert (tangente hyperbolique) a été adoptée comme fonctions d'activation pour les couches cachée et de sortie. La figure 3.23 illustre l'architecture du réseau neuronal proposé.

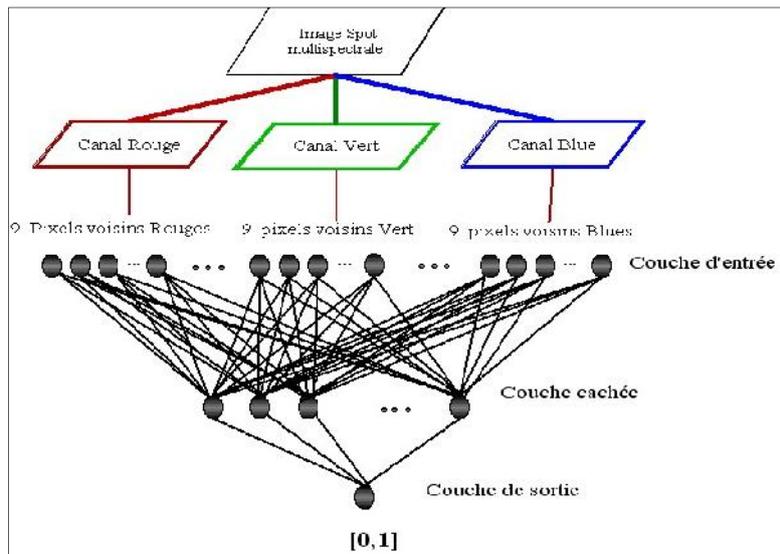


Figure 3.23 Architecture du réseau neuronal pour la détection des routes

Post-traitement

Nous remarquons que le réseau de route extrait par notre méthode présenté sur la figure 3.24(b), contraste bien avec le fond de l'image qui présente un bruit. Pour pallier à ce problème nous avons appliqué un seuillage suivi d'une ouverture.

Les différentes étapes de la méthode proposée sont illustrées en figure 3.25 :

- Composantes RVB: Les données d'entrée du réseau de neurones sont codées et normalisés en vecteur contenant les trois composantes spectrales (R, V, B) de chaque pixel.
- Algorithme PMC: Le réseau de neurones alimenté par l'entrée codée, donne en sortie l'image du réseau routier extrait.
- Seuillage: Puisque nous exploitons des opérateurs de la morphologie mathématique binaire, l'image fournie en entrée doit être binarisée. Nous proposons une binarisation classique, par seuillage qui consiste à garder les pixels dont l'intensité est supérieure au seuil fixé. Le seuil est généralement défini par l'utilisateur en tenant compte des caractéristiques de l'image et en s'assurant que les objets d'intérêts (les routes) sont pris en compte. Cette stratégie de binarisation présente l'avantage d'être simple et rapide à mettre en œuvre. On peut directement décider de l'appartenance d'un pixel au fond ou à l'objet.
- Ouverture morphologique: l'image étant binaire est filtrée en appliquant une ouverture morphologique avec un élément structurant (disque de rayon 2). En effet dans les images binaires, une ouverture morphologique permet d'enlever les pics isolés; de lisser les formes; d'éliminer les composantes connexes plus petites que l'élément structurant et conserve souvent la taille et la forme.

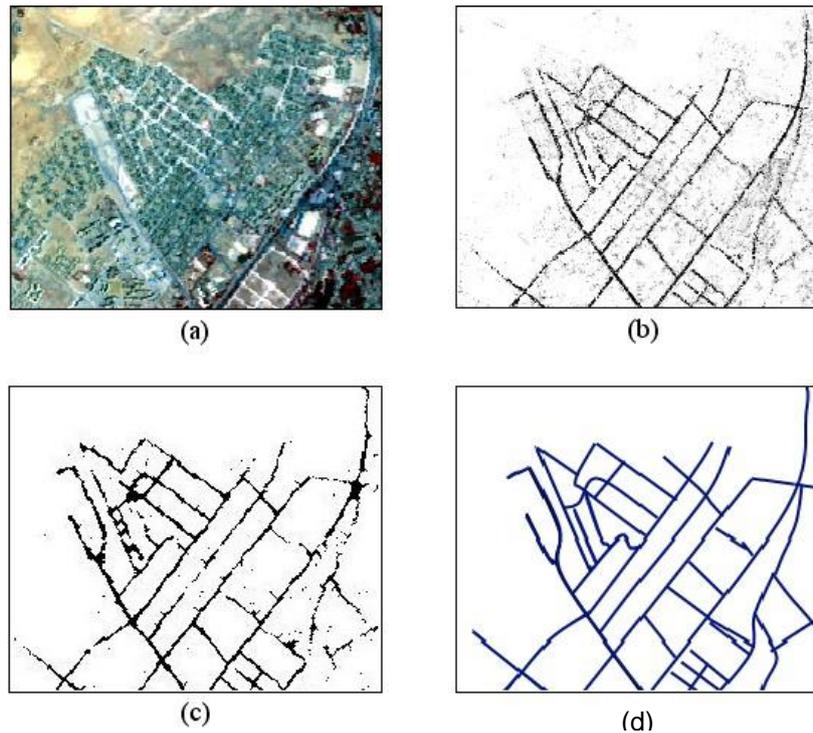


Figure 3.24 Réseau routier extrait par Réseau de Neurone Artificiel (PMC-RVB). (a) Extrait de l'image Spot XS(2007) ; (b) Réseau routier extrait par PMC; (c) Réseau routier après seuillage et ouverture morphologique ; (d) Réseau routier extrait manuellement.

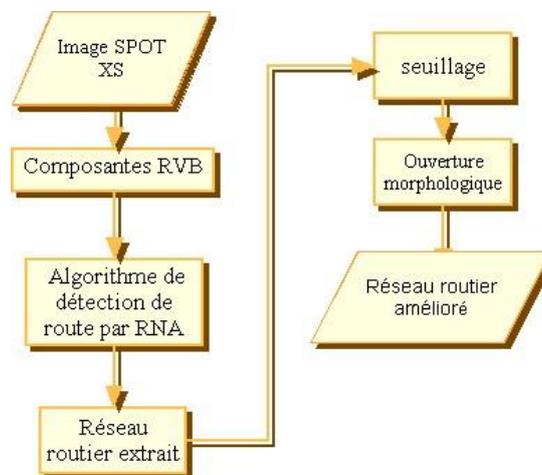


Figure 3.25 Algorithme global de d'extraction de route.

Résultat et interprétation

L'algorithme de détection de route par réseaux de neurones présenté basé sur les caractéristiques spectrales et topologiques a été validé. L'impact de différents paramètres sur la fonctionnalité du réseau a aussi été évalué [56]. Nous avons pu montrer que le choix et la structure des entrées du réseau neuronal multicouche basée principalement sur les caractéristiques spectrales au niveau du pixel et ses voisins influent largement sur la qualité de

la sortie (image réseau routier extrait), figure 3.24(b) ; malgré la résolution de l'image (10m), l'erreur quadratique moyenne (EQM) est de l'ordre de 0,036 comparé la méthode de classification de maximum de vraisemblance (MVS) qui abouti avec une précision moyenne de 73% ; le calcul des CCF (BCC)⁶ et le CCR (RCC)⁷, considérant les données de références, donne respectivement 0.61 et 0.63. Alors que ceux obtenus par réseaux de neurones avec l'algorithme de rétro propagation, avec un BCC supérieur à 0.83 et un RCC supérieur à 0.83, sont ainsi nettement meilleurs, tableau 3.5.

Tableau 3.5 Evaluation des précisions du PMC-RVB

Méthode	CER	CEF	EQM
MVS	0.63	0.61	0.151
PMC avec RVB	0.82	0.83	0.036

3.5.3.2 Structure du modèle 2 (PMC-ACP)

Les données utilisées pour l'apprentissage du réseau neuronal (PMC) du modèle 1 sont constitués d'informations corrélées provoquées par le chevauchement d'instances d'entrée⁸ [90,100]. La corrélation dans les données crée normalement une confusion sur les PMC au cours du processus d'apprentissage et, par conséquent, dégrade leur capacité de généralisation. Pour résoudre ce problème, l'application de l'analyse en composantes principales (ACP)⁹ s'avère une solution optimale à ce problème. L'ACP a été appliqué à l'image SPOT5 produisant un nouvel ensemble de composants qui ne sont pas corrélés entre eux et expliquant progressivement moins de la variance trouvée dans l'ensemble original de bandes. Les deux ou trois premières composantes expliquent généralement 93 à 99% de la variance dans l'ensemble original de bandes, tableau 3.3. Nous utilisons ACP₁ (93,71%) et ACP₂ (5.1%) car ils contiennent un total de 98,81% de la variance dans les données. La combinaison des 18 paramètres d'entrée (9 pixel voisin pour ACP₁ et 9 pixels voisins de l'ACP₂) rend le réseau puissant dans la détection de la route, réduisant ainsi le nombre de neurones dans la couche cachée (NNCC) de 27 à 18 et le temps d'exécution [57]. Nous avons utilisé dans un premier temps un ensemble de différentes architectures PMC avec 5, 10, 15 et 20 neurones dans la couche cachée pour tester la performance de la méthode. Nous avons trouvé qu'une couche de 15 neurones est suffisante. Le choix de la taille de la fenêtre [3 × 3] est lié à la résolution de

⁶ BCC: Background correctness coefficient

⁷ RCC: Road correctness coefficient

⁸ Dans les images de télédétection, les bandes spectrales peuvent être fortement corrélées.

⁹ Technique linéaire d'analyse statistique utilisée pour la compression de données en (analyse de données, traitement du signal, statistiques, reconnaissance de formes, détection de changements)

l'image SPOT multispectrale (10m); une taille de fenêtre (5x5) donne un résultat bruyant à cause de la prise en compte de l'environnement routier. Le résultat de la méthode est illustré par la figure 3.26(a). Le tableau 3.6 montre les paramètres de précision de la méthode proposée (RNA-ACP) comparés à l'utilisation des composantes spectrales (RNS-RVB) pour la détection de route et du fond.

Table 3.6 Evaluation des précisions du PMC-PCA

	NNCC	EQM	CER	CEF	Itération
RNA-RVB	27	0.036	0.83	0.82	5200
RNA-ACP	18	0.027	0.86	0.90	1100

3.5.4 Cartographie du réseau routier

Les routes sont généralement utilisées dans un système d'information géographique (SIG) sous forme de données vectorielles. Afin de cartographier le réseau routier, nous proposons une procédure basée sur un ensemble d'opérations de morphologie mathématique et par transformée de Hough :

- Application de l'érosion morphologique à niveau de gris extraite par le PMC avec un élément structurant choisi (disque de rayon deux pixels pour la résolution de 10 mètres) afin de lisser les routes par rétraction des objets image. Dans les images en niveaux de gris, l'érosion réduit la luminosité (et donc la taille) des objets lumineux sur un fond sombre en prenant le minimum de voisinage lors du passage de l'élément structurant l'image. L'image obtenue est ensuite transformée en image binaire par seuil, figure 3.26 (d).
- Un algorithme de squelettisation par morphologie mathématique est ensuite appliqué pour extraire les axes routiers, figure 3.26(e).
- Enfin, la transformation de Hough est réalisée pour la vectorisation routière. Le post-traitement ci-dessus est utilisé pour réduire les fausses alarmes et la sensibilité de la transformée de Hough aux variations locales, figure 3.26(g). Les pics et les creux détectés correspondants dans l'espace de Hough sont montrés sur la figure 3.26(h).

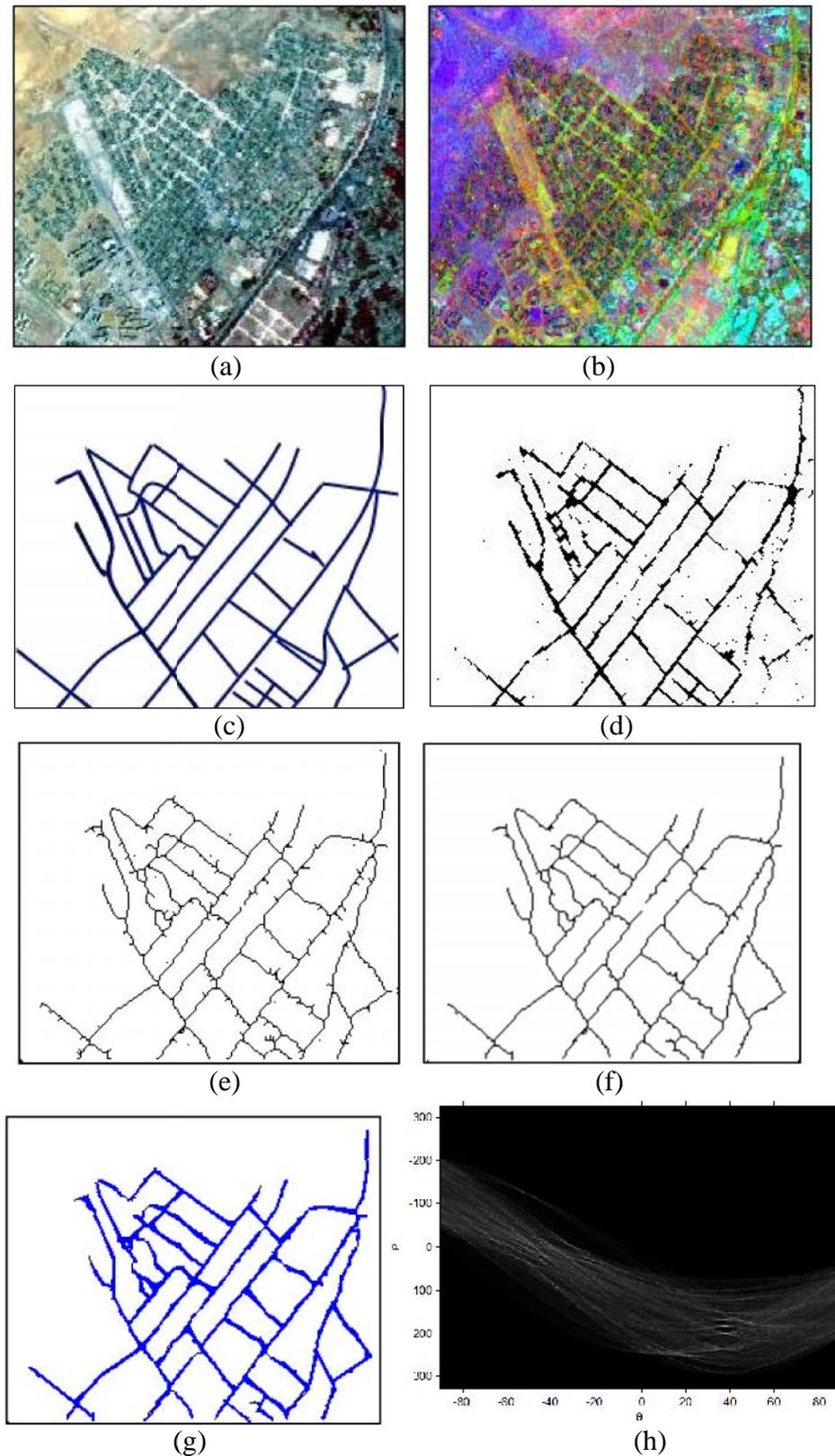


Figure 3.26 Cartographie de réseau routier. (a) Extrait de l'image SPOT(en composition colorée), (b) Composition colorée fausses couleurs issue des trois premiers pseudo-canaux d'ACP, (c) réseau routier produit manuellement, (d) réseau routier extrait par RNA-PCA, (e) Squelitisation, (f) axe central des routes, (g) réseau routier reconstruit par transformée de Hough, (h) les sommets de Hough.

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons apporté un simple aperçu sur quelques méthodes proposées dans le cadre de l'extraction des réseaux routiers. En fait, nous avons décrit principalement deux catégories de méthodes. La première regroupe les méthodes dites semi-automatiques, pour lesquelles un opérateur humain ou bien, plus rarement, un algorithme de détection a préalablement marqué des points de départ et d'arrivée pour les routes. La seconde regroupe les méthodes automatiques, qui n'utilisent aucune connaissance a priori sur la localisation des routes. La multitude de méthodes proposées pour ce problème, dérivant de ces deux catégories, souligne bien la difficulté de l'extraction des routes dans les images de télédétection. Nous avons présenté dans ce chapitre, une méthode optimale de détection de route à partir des images satellitaires basée sur les réseaux de neurones multicouches. Les résultats ont démontré que l'élimination des informations corrélées dans les données d'apprentissage par l'analyse en composante principale (PCA) a amélioré les performances de l'estimation du PMC (temps et précision). Nous avons obtenu des résultats très précis avec une erreur EQM inférieure à 0,03. Cette approche se distingue des travaux antérieurs par le choix de la structure d'entrée du réseau neuronal multicouches basée principalement sur deux ACP au voisinage du pixel. Ces résultats sont très précis puisque la méthode permet d'extraire la route malgré la faible résolution de l'image (10 m). Enfin nous avons proposé une méthode pour l'extraction de l'axe central de la route pour sa vectorisation.

Chapitre 4.

Extraction du bâti à partir d'images satellitaires

Contenu	Page
<i>4.1 Introduction.....</i>	113
<i>4.2 La classification des images en Télédétection.....</i>	114
<i>4.3 Proposition d'un nouvel indice spectral du bâti (MBAI).....</i>	121
<i>4.4 Analyse de la morphologie urbaine par analyse fractale.....</i>	129
<i>4.5 Conclusion.....</i>	134

4.1 Introduction

Au cours des dix dernières années, l'imagerie satellitaire a rendu possible la surveillance, le suivi de la surface de la Terre et de l'atmosphère à différentes échelles. La télédétection spatiale est apparue avec le lancement du premier satellite d'observation de la Terre LANDSAT en 1972 puis à partir des images Landsat MSS issues de la première génération de satellites d'observation de la terre pour la gestion des ressources naturelles. Néanmoins depuis 1972 la qualité, la précision et la fréquence d'acquisition de ces images n'ont cessé d'être améliorées. Les images Landsat TM et SPOT HRV sont utilisées dans une série d'applications, comme la cartographie topographique ou les études urbaines et les observations routinières de la surface terrestre [1]. Récemment, les images Très Haute Résolution Spatiale (Ikonos, Quickbird, Geoeye, World-view, ASALT, ect...) ouvrent de nouvelles perspectives. Elles ont été de plus en plus utilisées pour l'étude du développement urbain et la gestion des ressources naturelles ainsi que la prévention des catastrophes naturelles comme les inondations et les tremblements de terre (ASALT-1)¹. L'avantage majeur de ces fines résolutions spatiales images est la réduction considérable des mixels² offrant le potentiel d'extraire beaucoup plus informations détaillées sur les structures urbaines par rapport aux données de résolution spatiale moyenne [101]. Cependant, l'inconvénient de ces images est le problème d'ombre causé par la topographie, les immeubles de grande hauteur, ou des arbres.

L'urbanisation reste l'un des principaux problèmes du monde. En effet l'ampleur et la rapidité de la croissance urbaine entraînent un certain nombre de conflits socio-économiques et environnementaux dans le monde. Pour réduire ces problèmes, les planificateurs doivent intégrer les informations spatiales dans leurs systèmes de planification pour le suivi de la dynamique urbaine et les changements de l'environnement urbain de manière rapide et économique. Cette tâche est rendue possible avec le développement technologique des capteurs satellitaires et l'évolution des méthodes de traitement des images. Plusieurs techniques de cartographie automatique des zones urbaines à partir de l'imagerie satellitaire ont été proposées dans la littérature spécialisée. Ces techniques peuvent être regroupées en deux grands types :

¹ Alsat-1 (Agence Spatiale Algérienne) est le premier satellite lancé de la constellation mise sur orbite le 28 novembre 2002. Il fait partie du programme Disaster Monitoring Constellation (DMC), visant à prévenir les catastrophes naturelles dans le monde. DMC comprend l'Algérie, le Royaume-Uni, la Chine, le Nigeria et la Turquie.

² Pixel mixte

- 1) Celles basées sur classification des données multispectrales [71, 102,103]. Plusieurs recherches se sont concentrées sur l'amélioration de la précision de la classification par utilisation conjointe des indices spectraux [12,104-106], par la combinaison d'informations spectrales et spatiales [85,107].
- 2) Celles qui sont basées sur la segmentation directe des indices, tels que l'indice de différence normalisé (NDBI) proposé par Zha et al. [108], l'indice du bâti (IBI), dérivé d'indices existants (NDVI, NDBI et MNDWI) proposé par [105] et l'indice de bâti (BUI) proposé He et al.[109]. Dans la littérature, peu d'études ont été consacrées à la création d'indice de bâti pour les images SPOT et ceux qui existent ont été validé sur des images LANDSAT (ETM et l'ETM + en raison de leur disponibilité [110-112]).

Dans ce chapitre, nous nous intéressons dans une première étape aux méthodes de classification (supervisée). Nous appliquons une méthode statique très utilisée en télédétection, celle du maximum de vraisemblance et nous élaborons enfin un nouvel indice de bâti à partir d'imagerie satellitale. Une fois validé et consolidé cet indice est utilisé pour extraire le bâti à partir de plusieurs images satellitaires multi-date et multi-resolution. Dans une deuxième étape, nous utilisons la géométrie fractale pour comprendre la distribution et la morphologie de l'espace bâti de la ville de Laghouat.

4.2 La classification en Télédétection

La classification est un problème souvent étudié en télédétection, et il existe diverses façons d'effectuer cette opération. On distingue principalement dans le cas non contextuel deux catégories : les méthodes paramétriques dites approches de classification statistiques et les méthodes non paramétriques.

Un classifieur est dit paramétrique s'il associe à la signature spectrale une distribution statistique connue, le plus fréquemment pour le traitement d'images, la loi normale ou multinormale. Cette association offre la possibilité d'affecter à chaque pixel une probabilité d'appartenance à une classe donnée. Un classifieur probabiliste est donc généralement paramétrique. L'algorithme le plus connu de cette catégorie est celui du maximum de vraisemblance.

Un classifieur non paramétrique se définit alors en négatif de la première catégorie. Aucune distribution statistique paramétrique n'est exploitée; seule la distance spectrale est prise en compte. Cette catégorie comprend notamment : les méthodes fondées sur la minimisation de

distance (hyperboîte ou parallélépipédique, la distance minimale et la distance de Mahalanobis, K plus proches voisins, Kmoyens, ISODATA, etc), ainsi, de nouvelles méthodes apparues récemment s'ajoutent à cette catégorie comme les réseaux neuronaux et les Machines à Support Vecteurs (SVM).

Une première partition des méthodes de classification peut être faite, entre les méthodes dites de classification supervisées et les méthodes non supervisées. Dans le premier cas l'algorithme nécessite l'intervention d'un utilisateur à un (ou plusieurs) stade(s) (le cas le plus fréquent étant l'apport d'échantillons d'apprentissage), alors que dans le second cas, aucune intervention n'est nécessaire.

La précision des méthodes de classification des images est très importante dans de nombreuses applications environnementales. Cependant, générer une image de classification satisfaisante à partir de l'imagerie satellitale n'est pas une tâche simple [102,113]. De nombreux facteurs contribuent à cette difficulté, notamment (a) la caractéristiques d'une zone d'étude, b) la disponibilité de données de télédétection, données de référence auxiliaires et au sol, c) utilisation appropriée des variables et des algorithmes de classification, d) l'expérience de l'analyste et (e) la contrainte de temps. Les paysages urbains sont généralement composés d'éléments de dimension inférieure à celle de la résolution spatiale des capteurs: une complexe combinaison de bâtiments, routes, herbe, arbres, sol et eau. Nous nous intéressons dans ce travail à l'algorithme de maximum de vrai semblance.

4.2.1 L'algorithme de maximum de vraisemblance

Les méthodes statistiques consistent à déterminer des frontières de décision partitionnant l'espace des pixels en différentes zones étiquetées grâce aux échantillons d'apprentissage. La détermination des frontières de décision est faite à travers une modélisation probabiliste des pixels, et les notions de distances associées à ces modélisations. Ensuite, la classification peut se faire simplement pour chaque pixel en considérant la zone à laquelle il appartient.

Notation

Une image est constituée d'un ensemble S de sites s_i (ou pixels). Soit C l'ensemble des classes parmi lesquelles on choisit les étiquettes de chaque pixel. Une classe sera notée c . L'espace des états est noté E , sa dimension est égale au nombre de critères sélectionnés.

Soit y_s le vecteur de E associé au site s de l'image S .

Soient $y = (y_{s_1}, \dots, y_{s_{|S|}})$, $x = (x_{s_1}, \dots, x_{s_{|S|}})$ avec x_s la classe dans C attribué à s .

Y_s , Y , X_s et X sont des processus aléatoires associés respectivement à y_s , y , x_s et x .

Problème

Sous l'hypothèse gaussienne de la loi de probabilité $P(X = x/Y = y)$ et l'hypothèse d'indépendance conditionnelle des probabilités, nous cherchons à déterminer la meilleure classification des pixels de l'image, x_{opt} . Pour cela, on dispose de l'état global de l'image, y et on cherche à déterminer:

$$x_{opt} = \underset{x}{argmax} P(X = x/Y = y) \quad (4.1)$$

$$x_{opt} = \underset{x}{argmax} \frac{P(Y=y/X=x)P(X=x)}{P(Y/y)} \quad (4.2)$$

$$x_{opt} = \underset{x}{argmax} P(Y = y / X = x)P(X = x) \quad (4.3)$$

En supposant que l'on ne dispose d'aucune information a priori sur les probabilités relatives d'occurrence des classes, $P(x_s = \cdot)$ est constant, pour tout s et tout \cdot .

$$x_{opt} = \underset{x}{argmax} P(Y = y / X = x) \quad (4.4)$$

$$x_{opt} = \underset{x}{argmax} \prod P(Y_s = y_s / X_s = x_s) \quad (4.5)$$

Et sous l'hypothèse gaussienne, on obtient l'équation suivante :

$$x_{opt} = \underset{\lambda_i \in \Lambda}{argmax} \frac{\exp\left(-\frac{1}{2}(y_s - \mu_i)^t [\Sigma_i]^{-1} (y_s - \mu_i)\right)}{\det(\Sigma_i)^{1/2} (2\pi)^{d/2}} \quad (4.6)$$

où d est la dimension de l'espace des états (nombre de bandes spectrales), soit le nombre de critères choisis. Pour des raisons pratiques, on préférera calculer le logarithme de l'expression ci-dessus.

$$x_{opt} = \underset{\lambda_i \in \Lambda}{argmin} \left((y_s - \mu_i)^t [\Sigma_i]^{-1} (y_s - \mu_i) + \log \det(\Sigma_i) \right) \quad (4.7)$$

Les surfaces de décision du maximum de vraisemblance sont des hyperellipsoïdes dans l'espace spectral.

4.2.2 Cartographie de l'espace urbain

Dans notre étude, l'algorithme de maximum de vraisemblance (MLC) a été appliqué aux images multi dates de la zone d'étude. La mise en place d'une classification supervisée apparaît comme une longue chaîne de production d'informations qui prend en compte la définition des classes, la sélection de domaines d'entraînement distincts, la généralisation et la

validation des résultats. La qualité du clustering dépend de la qualité et de la taille des zones d'entraînement et de la résolution spatiale de l'image à classer [114]. En effet, l'algorithme MLC donne des résultats très précis lorsque les échantillons d'entraînement sont suffisamment disponibles et que les caractéristiques des classes suivent une distribution normale [102].

Initialement on considère deux images SPOT de 10 mètres de résolution couvrant respectivement la ville de Laghouat et celle de Msila (figure 4.1). Ces images ont été acquises par le Laboratoire de Géomorphologie et de Télédétection de l'université de Liège dans le cadre d'un projet de recherche coopératif associant les universités de Liège, Laghouat et M'Sila (Projet CNES ISIS (n°122)) où les prétraitements de toutes les images ont été élaborés (Géoréférencement, correction radiométrique, correction géographique, ect).

Rappelons à ce propos, que la scène de Laghouat (zone d'étude) comprend : i) du bâti , ii) des interstices à l'intérieur de la zone bâtie (espaces non construits), iii) un réseau de route, iv) des espaces couverts de sable, v) des espaces rocheux (les divers monts, vestiges de l'Atlas saharien), vi) des espaces de végétation et vii) l'oued Mzi (couvert d'eau ou humide ou à sec). Ces différents types d'occupation de sol ont été appelés respectivement : 'bâti (B)', 'sol nu (SN)', 'route (RT)', 'sable (SA)', 'relief' (relief 1 (RE1) et relief 2 (RE2)); 'végétation (VG)' ; 'lit d'oued (LO)' et 'carrière (CA)' et 'sol humide et eau (SE)'. Dans la scène de M'Sila nous avons aussi considéré les classes 'végétation (VG)', 'bâti (B)', 'sol nu (SN)' et 'routes (RT)'. La figure 4.2 (a) représente l'application de l'algorithme MLC à l'image SPOT de Laghouat.

Nous obtenons neuf classes ; le bâti se distingue bien des autres classes ; les espaces végétalisés à l'intérieur de la zone bâtie sont également bien délimités. La figure 4.2 (b) représente l'application de l'algorithme MLC à l'image de M'Sila. Nous obtenons quatre classes ; le bâti se distingue bien des autres classes ; les espaces végétalisés à l'extérieur de la zone bâtie (palmerai) sont également bien délimités. Quelques pixels isolés ont tendance à bruyés les résultats et produisent un effet 'sel et poivre' dans les images classifiées, un pixel au milieu d'un groupe homogène peut souvent être considéré comme bruit. Une méthode classique pour s'affranchir cet artefact est d'appliquer un filtre majoritaire³.

³ Un filtre majoritaire est en fait une fenêtre glissante, dont la taille et la forme sont définies par l'utilisateur. L'algorithme cherche la valeur du pixel majoritaire dans cette fenêtre et remplace le pixel central par cette valeur.

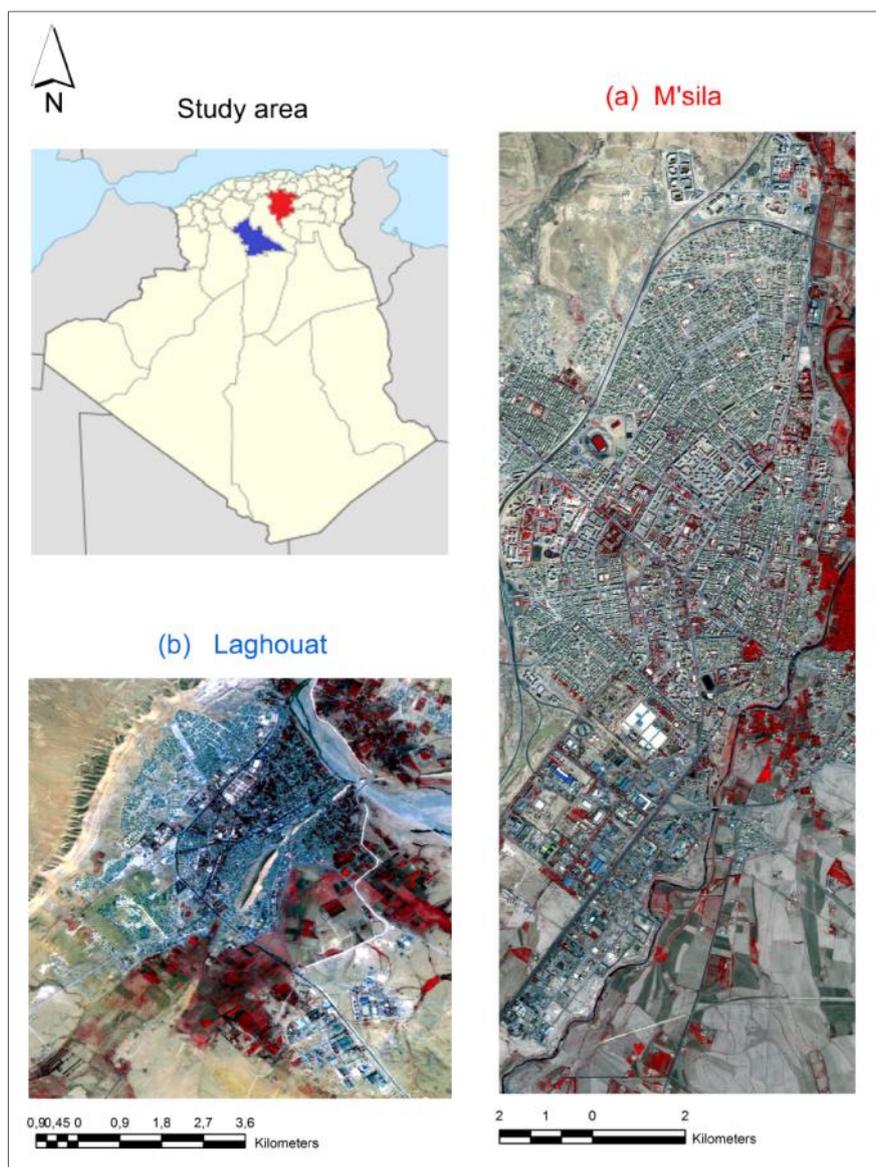


Figure 4.1 Site d'étude, images de Laghouat et de M'sila, composition coloré

Critère d'évaluation

La précision d'une classification est fournie par la matrice de confusion qui permet de calculer une gamme de mesures décrivant la précision de l'image classifiée par rapport à l'image de référence. A partir de cette matrice, différents indicateurs de précision (locaux et globaux) peuvent être déterminés, mais les plus importants sont : le taux moyen de pixels correctement classés et le paramètre Kappa (Cohen, 1960). Le taux moyen de pixels correctement classés OA (Overall Accuracy) appelé aussi la précision globale, représente le rapport entre le nombre total des pixels correctement classés (positionnés sur la diagonale de la matrice de confusion en %) et le nombre total des pixels de la matrice de confusion (voir tableau 4.1 et tableau 4.2).

Table 4.1 Matrice de confusion de la classification par MVS de Laghouat en %

	B	RE1	RE2	SE	LO	SN	VEG	SA	RT	CA
B	89	0	0	3.56	0	4.25	0.56	0	2.63	0
RE1	0	89.5	6.45	0	0	4.05	0	0	0	0
RE2	0	6.13	91.2	0	0	2.67	0	0	0	0
SE	2.58	0	0	87.42	4.3	2.1	0	0	2.6	0
LO	0	1.1	1.2	4.1	90.5	2.1	0	0	2	0
SN	1.5	3,1	2.4	0	0	92	0	0	1.8	0
VEG	2.62	0	0	2.87	3.31	0	88.6	0	2.6	0
SA	0	0	0	0	0	3.3	0	95.1	0	1.6
RT	3	0	0	0	1.8	2	0	3	89	1.2
CA	0	2.1	3.2	0	0	3.6	0	0	3	88.1

Table 4.2 Matrice de confusion de la classification par MVS de Msila en %

	B	SN	VEG	RT
B	89	4.25	3.56	3.19
SN	7.8	88	0	4.2
VEG	4.3	0	92.1	3.6
RT	5.4	2	3.6	89

Le coefficient de Kappa par contre s'effectue à partir d'une appréciation visuelle suivie d'une évaluation statistique à travers le calcul d'une matrice de confusion établie entre la vérité de terrain et les différentes classifications. A partir de cette matrice, on calcule le paramètre statistique "Kappa" qui est un indicateur de la précision globale. L'indice Kappa montre comment les données classifiées sont en accord avec les données de référence, c'est une mesure fiable dans l'évaluation des classifications thématiques. Dans notre étude, nous avons retenu le coefficient de Kappa comme paramètre d'évaluation statistique des résultats de classification.

Soit X_{ij} les éléments de la matrice de confusion, X_{i+} la somme totale des éléments en lignes, X_{j+} la somme totale des éléments en colonnes, X_{ii} les éléments diagonaux, N le nombre total des pixels de la matrice et M le nombre des classes considérées. Le Kappa est donné par l'expression suivante :

$$\hat{K} = \frac{N \sum_{i=1}^M X_{ii} - \sum_{i=1}^M (X_{i+} \times X_{j+})}{N^2 - \sum_{i=1}^M (X_{i+} \times X_{j+})} \quad (4.8)$$

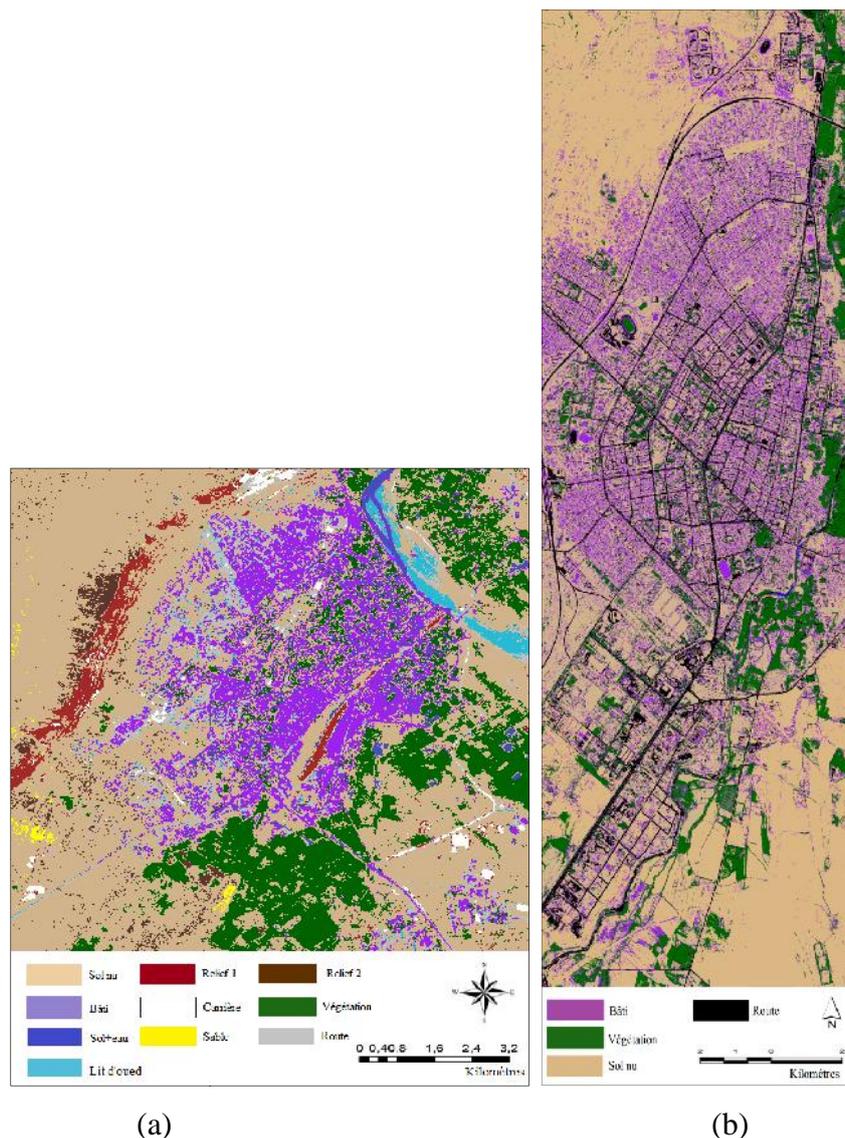


Figure 4.2 Carte d'occupation du sol. (a) Laghouat, (b) M'Sila

Résultats et interprétations

L'espace urbain, par son caractère très hétérogène, devient plus complexe par la présence de différentes formes (direction, taille des matériaux variés et dimension selon le type d'habitat) au sol. Cependant, un sol nu qui a une réflectance élevée peut être source de confusion avec les zones industrielles, les zones résidentielles ou les zones en construction lors de l'interprétation. Les images SPOT multispectrale de Laghouat et de Msila de 10 mètres de résolution ont été fusionnées avec leurs images panchromatiques de 2,5 mètres de résolution acquise le même jour en utilisant l'algorithme de 'Brovey' pour produire deux images multispectrale de résolution de 2,5m. Les images extraites binaires sont inspectées visuellement par pixel en fonction de leurs images de résolution plus fines respectivement. Une méthode d'échantillonnage aléatoire a été utilisée, et un total de 300 pixels a été pris pour la validation. Les classifications ont été réalisées sous environnement Erdas imagine (version

11). Le tableau 4.3 résume les résultats de l'évaluation des principaux thèmes de l'espace urbain des deux sites (Msila et Laghouat).

Table 4.3 Coefficient de Kappa pour les principaux thèmes de l'espace urbain pour Laghouat et M'sila

	Bâti	vegetation	Sol nu	route
Laghouat	0.89	0.88	0.92	0.89
M'sila	0.86	0.90	0.91	0.90

Cette méthode donne un résultat très satisfaisant mais elle nécessite une bonne connaissance du milieu, le choix des sites d'entraînement pour notre cas a été évalué et contrôlés par des experts dans le domaine de Télédétection. Le caractère semi-automatique de la méthode malgré son exactitude ne peut être appliqué quand il s'agit de produire des cartes de suivi et leurs mises à jour. Pour cela nous proposons dans la suite un nouvel indice basé sur les bandes spectrales de l'image qui permet de produire une bande caractérisant le bâti.

4.3 Proposition d'un nouvel indice spectral de bâti (MBAI)

De nombreux travaux ont utilisé l'imagerie de télédétection pour distinguer les zones urbaines des zones non urbaines avec des méthodes de classifications multispectrales conventionnelles. Cependant, cela peut ne pas produire une précision satisfaisante en raison de la confusion spectrale des classes bâti. Comparé à l'indice de végétation par différence normalisé (NDVI) [116], l'indice de bâti par différence normalisé (NDBI) développé par [108] est l'un des indices les plus utilisés pour caractériser et extraire les zones urbaines. Il est basé sur la réponse spectrale unique des zones urbaines avec une réflectivité élevée dans la bande MIR et une faible réflectivité dans la bande PIR, et il peut être calculé en utilisant l'équation suivante:

$$NDBI = \frac{MIR - NIR}{MIR + NIR} \quad (4.9)$$

Où *MIR* et *PIR* sont respectivement des bandes dans le moyen et proche infrarouge.

Les résultats ont montré que l'approche proposée a séparé les zones urbaines et non urbaines dans une certaine mesure. Plus important encore, l'hypothèse que la valeur positive de NDBI correspond aux zones bâties alors que les valeurs positives de NDVI correspondent aux zones de végétation a renforcé l'universalité de l'approche NDBI. La cartographie des zones urbaines est ensuite réalisée par la différence de deux images binaires $NDBI_b$ et $NDVI_b$

correspondant aux pixels de valeurs positifs de l'image NDBI et de l'image NDVI. Le BUI est donnée par:

$$BUI_b = NDVI_b - NDBI_b \quad (4.10)$$

Avec:
$$NDVI = \frac{PIR-R}{PIR+R} \quad (4.11)$$

Où PIR et R sont respectivement les bandes proches infrarouges et rouge dans les images Landsat Thematic Mapper (TM).

Bien que le NDBI soit utile pour cartographier les zones urbaines, il présente certaines limites. La méthode de BUI_b permet de cartographier automatiquement les zones bâties.

Basée sur cette même hypothèse, He et al.[109] proposent une amélioration du BUI_b , leur approche consiste à calculer l'image BUI comme la différence des images NDBI-NDVI à partir de l'image Landsat TM suivant l'équation:

$$BUI = NDVI - NDBI \quad (4.12)$$

L'approche a été améliorée en segmentant directement l'image BUI continue résultante avec une valeur de seuil optimale déterminée par une approche de segmentation semi-automatique basée sur la méthode de recherche de rythme flexible à double fenêtre (DFPS), Chen et al.(2003). Cette approche permet de bien discriminer le bâti des sols nus et permet de réduire l'erreur de commission par apport l'approche originale. Une autre version du BUI a été proposé par Zhou et al.[112] pour l'extraction du bâti et le sol nu sur les images Landsat-8 OLI data. Dans cette version (BBIOLI) L'NDBI est calculé à partir des bandes (OLI4 et OLI3) et l'NDVI est calculé à partir des bandes (OLI2 et OLI3).

Néanmoins, l'approche proposée a aussi quelques limitations. Tout d'abord, les valeurs de réflectance spectrale du sol nu est similaire à celles du bâti, l'approche BBIOLI ne permet pas de séparer les zones bâties des sols nus.

Inspiré du NDBI, de l'indice de végétation ajusté au sol (SAVI) et de l'indice d'eau de différence normalisée modifié (MNDWI), Xu et al. [106] proposent l'indice de bâtis (IBI). Cet indice est différent des indices conventionnels en raison de sa première utilisation de bandes dérivées d'indices thématiques pour construire un indice plutôt qu'en utilisant des bandes spectrales de l'image. L'IBI est donné par l'équation (4.13).

$$IBI = \frac{\left(NDBI - \frac{SAVI + MNDWI}{2}\right)}{\left(NDBI + \frac{SAVI + MNDWI}{2}\right)} \quad (4.13)$$

Avec

$$SAVI = \frac{(NIR-Red)(1+L)}{(NIR+Red+L)} \quad (4.14)$$

et

$$MNDWI = \frac{(G-MIR)}{G+MIR} \quad (4.15)$$

Le BRBA proposé par Waqar et al [110] a été appliqué à l'image Landsat TM pour extraire les zones bâties en utilisant les bandes 3 et 5. La BRBA est définie comme suit:

$$BRBA = \frac{B3}{B5} \quad (4.16)$$

Avec B3 et B5 sont respectivement les bandes du rouge et moyen infrarouge de l'image TM. Un nouvel indice spectral, l'indice d'extraction de zone bâtie (BAEI), a été proposé pour extraire la zone bâtie à partir de données d'imagerie satellitaire à résolution spatiale moyenne; les bandes 6, 4 OLI-THRS et 3 ont été utilisées [111]. Le BAEI a été défini comme suit:

$$BAEI = \frac{(B4+L)}{(B3+B6)} \quad (4.17)$$

Avec

B4, B6 et B3 indiquent respectivement le compte numérique de la bande rouge, courte bande infrarouge et verte respectivement.

L est une constante arithmétique égale à 0,3.

Le BAEI a été appliqué à la région de Djelfa (Algérie) et doit être testé dans d'autres régions.

4.3.1 Construction du MBAI

La réflectivité du sol nu est généralement la plus élevée contrairement à celle de l'eau qui se situe en dessous des réflectivités des autres objets tels que (sol nu, bâti, végétation...) au delà de l'intervalle (0,4 à 0,73 μm) elle ne reflète plus. La présence d'eau dans le sol produit une réponse intermédiaire entre celle de l'eau et celle du sol. En effet, la réflectivité du sol nu diminue en fonction de son humidité (teneur en eau). Notons par exemple, dans notre cas d'étude, que la réflectance du sol humide (cas du lit d'oued M'Zi), a la même allure que le sol nu, mais il se situe dans des valeurs beaucoup plus faibles. La végétation se reflète plus fortement dans l'intervalle (0,7 à 1,35 μm). Le bâti apparaît dans le canal proche infrarouge (0,7 à 0,9 μm) en couleur grise, sa réflectivité est faible dans ce canal contrairement à l'infrarouge moyen (MIR) est associé à un niveau de contraste élevé pour détecter les zones

bâties et les sols nus [105, 115,128]. Il existe une relation inverse pour les deux thèmes végétation et bâti, en effet la réflectance du sol nu est plus forte que celle de la végétation dans le MIR (B4), mais elle est moins forte que celle de la végétation dans le NIR(B3), figure (4.3).

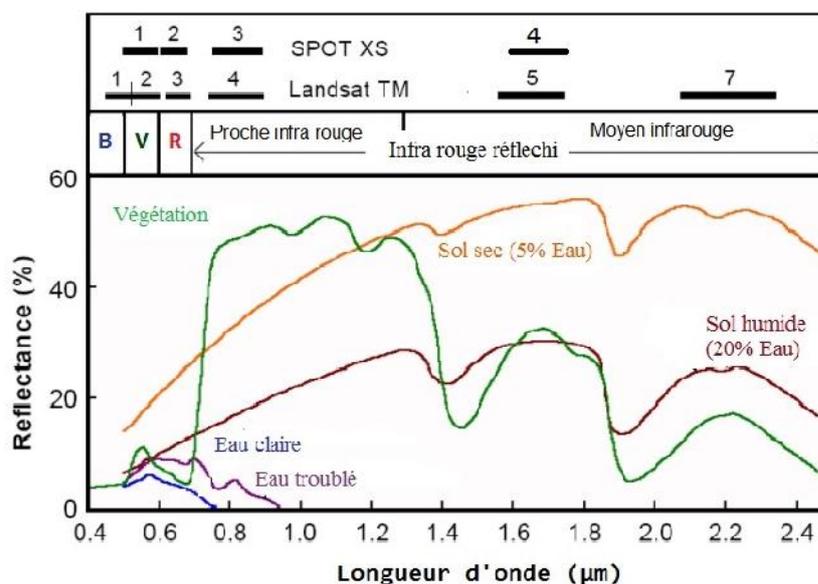


Figure 4.3 Reflectance de la végétation du sol nu et de l'eau [Réalisation: Benkouider, 2019; Source: Kaufmann, 1989]

Parallèlement, on assiste à une inversion de la pente du profil spectral entre le vert (B1) et le rouge (B2) au fur et à mesure qu'on passe d'une situation de sol nu à une situation de sol masqué par la végétation (figure 4.4). Une analyse des signatures spectrales des différentes couvertures du sol (bâti, végétation, sol nu et sol+eau) correspondant à l'image Spot5 de Laghouat, indique une meilleure séparation de ces classes dans les bandes 1, 3 et 4, figure (4.4).

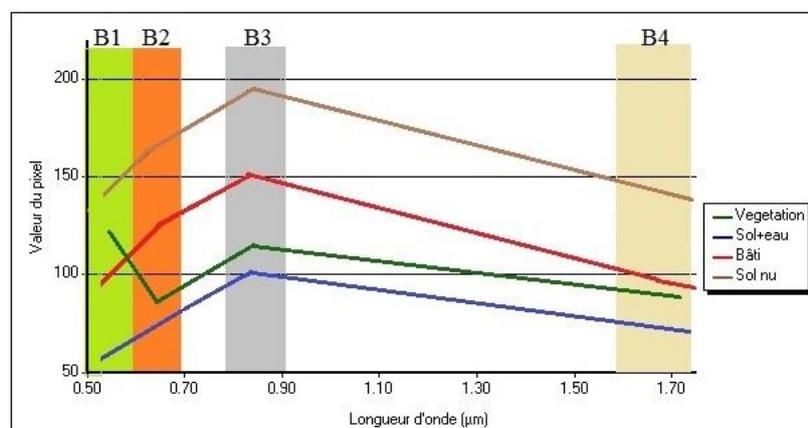


Figure 4.4 Profil spectraux des principaux types de surfaces de Laghouat [réalisé par Benkouider, 2017]

Tous les indices, y compris les indices de végétation par différence normalisée NDVI, de l'eau par différence normalisée NDWI [127], de sol par différence normalisée RNSDI [117], de bâti et par différence normalisée NDBI [108] et BEAE [111] ect... ont été créés selon une approche empirique fondée sur des données expérimentales. Pour notre part de travail et pour l'image SPOT5, une première proposition consiste à formuler un indice de bâti dont la valeur sera proportionnel à B_4 (Infrarouge moyen) et à B_1 (Vert) et inversement proportionnelle à B_3 (proche infra rouge). Par conséquent, le bâti apparaît en couleur grise foncée.

$$MBAI = \frac{\alpha B_3 + \beta B_1 + \gamma B_4}{1 + B_3} \quad (4.18)$$

Les coefficients α , β et γ sont des paramètres ajustés après plusieurs test sur les sites d'entrainement du bâti. Le choix de ces coefficients $\alpha = 1$; $\beta = 1.4$ et $\gamma = 2.57$ a été validé sur deux images SPOT de deux sites celui de Laghouat et celui de M'sila [130].

4.3.2 Validation du MBAI

L'indice MBAI nouvellement proposé est appliqué à deux images Spot de 2007 issues du Projet ISIS CNES n°122, couvrant respectivement les villes de Laghouat et Msila (Algérie). Les diagrammes de dispersion du MBAI en fonction de MNDW (figure 4.5 (a)) et le MBAI en fonction de NDBI (figure.4.5 (b)) montrent un coefficient de corrélation négatif prouvant une relation inverse entre l'eau et les zones bâties et entre la végétation et zones bâties.

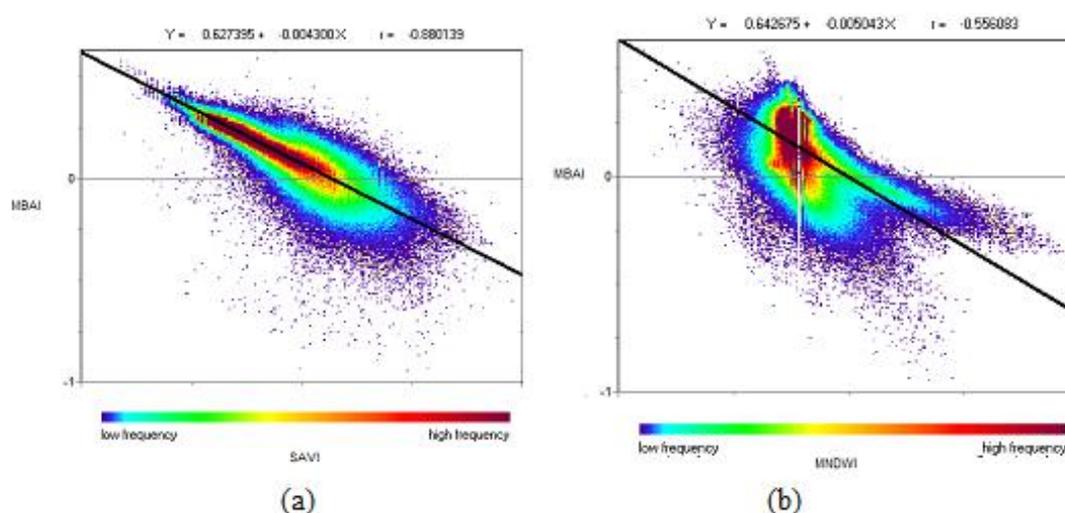


Figure 4.5. Diagrammes de dispersion montrant la relation du MBAI avec le SAVI et le MNDW

La validation de la MBAI (tableau 4.4) est réalisée en examinant par analyse de régression la corrélation du nouvel indice avec l'indice de végétation ajustée au sol (SAVI)⁴ et avec l'indice d'eau (MNDW) pour deux images SPOT (de Laghouat et Msila) et pour les indices les plus couramment utilisées (NDBI, BUI et IB). Les résultats indiquent une forte corrélation négative entre NBAI, MNDW et SAVI. De plus, la corrélation était supérieure à celle des autres indices conventionnels.

Table 4.4 Coefficients de corrélation du bâti entre les indices SAVI et MNDW

	Laghouat		M'Sila	
	SAVI	MNDWI	SAVI	MNDWI
NDBI	-0.6546	-0.3106	-0.6913	-0.6151
BUI	-0.8690	-0.3894	-0.2831	-0.5234
IBI	-0.7438	-0.5012	-0.7636	-0.6511
MBAI	-0.8801	-0.6512	-0.7703	-0.7168

L'application du MBAI à l'image de Laghouat et est comparé avec quatre indices les plus utilisés soit: l'indice de bâti par différence normalisé (NDBI), l'indice de bâti (BUI), et l'indice basé sur le bâti (IBI) et le classificateur de maximum de vraisemblance (MLC), figures 4.6(b) et 4.7(b). Dans l'image MBAI, figures 4.6 (f) et 4.7(f), les zones de bâti denses apparaissent en gris foncé. Dans l'image de l'IBI, les caractéristiques des terres bâties sont grandement améliorées avec un ton gris clair à blanc, tandis que la végétation et l'eau sont considérablement supprimées avec une teinte gris foncé à noire [105]. Cependant, cette méthode a ses limites qui résident principalement la sélection manuelle de la valeur seuil et l'application d'un masque urbain nécessitant une connaissance a priori de la zone urbaine, figures 4.6(d) et 4.7(d). Cependant, l'approche proposée par Zha [108] recodent les images NDBI et NDVI pour créer des images binaires en supposant qu'une valeur positive de NDBI devrait indiquer des zones bâties, et une valeur positive de NDVI devrait indiquer la végétation. Avec ce processus de recodage, leur approche était incapable de séparer les zones urbaines des sols nus, Les résultats du NDBI sont illustrés figure 4.56 (c) et 4.7(c) par les figures.

⁴ L'indice SAVI est généralement appliqué aux zones à couverture végétale faible (zone aride).

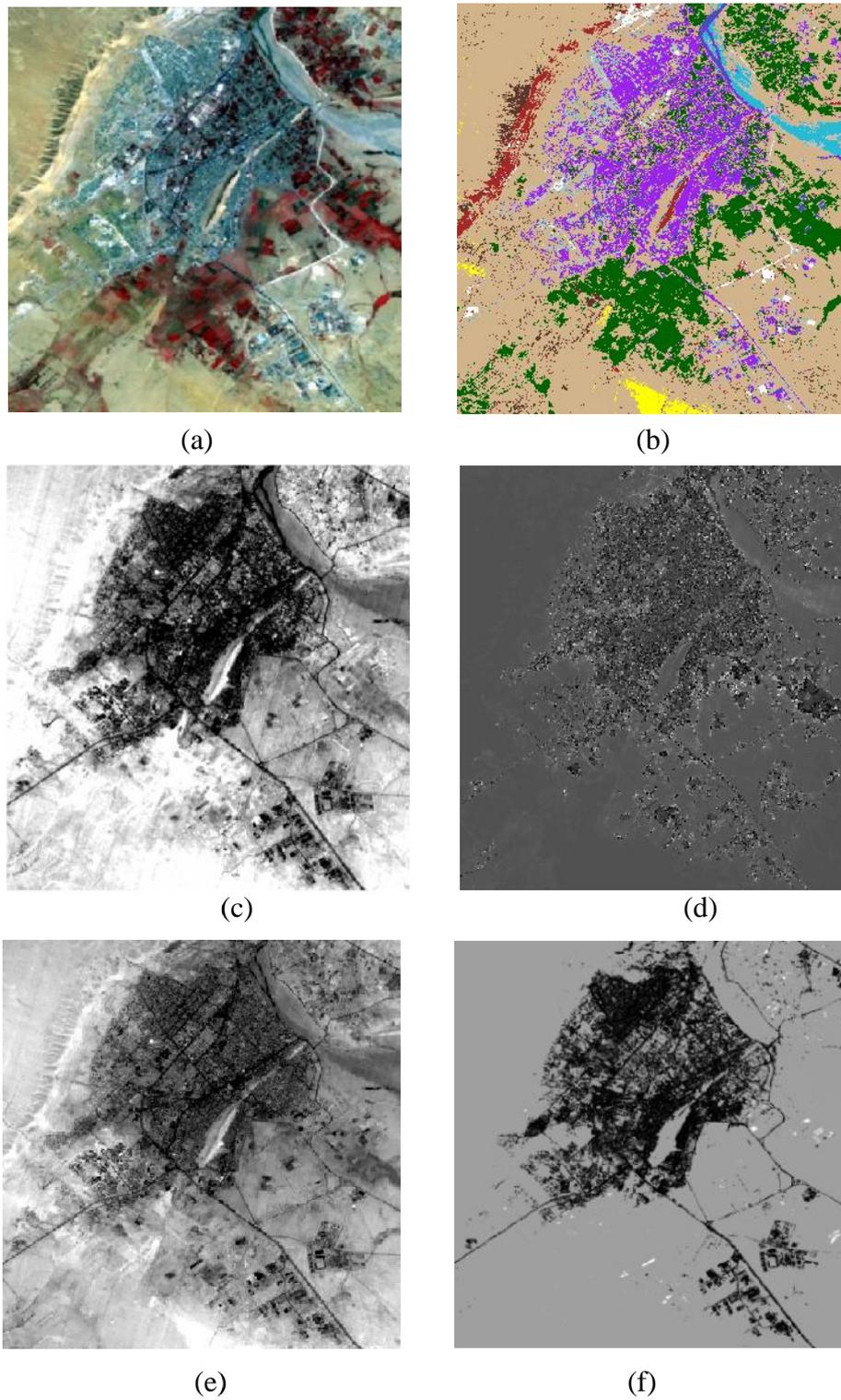


Figure 4.6. Zone bâti de la ville de Laghouat, (a) Image SPOT, (b) Classification de l'image par MVS, (c) NDBI, (d) IBI, (e) BUI, (f) MBAI

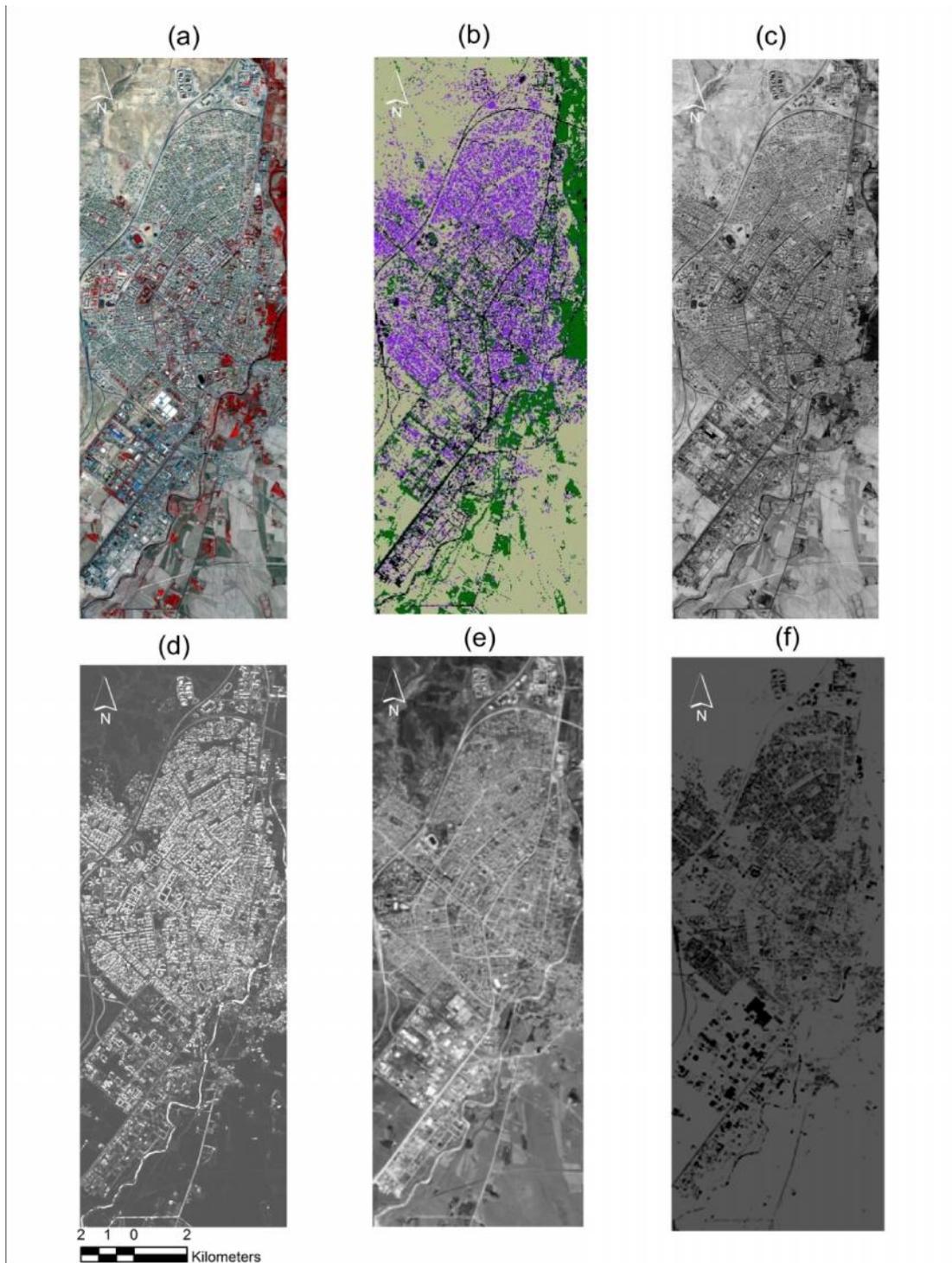


Figure 4.7 Zone bâti de la ville de M'Sila, (a) Image SPOT, (b) Classification de l'image par MVS, (c) NDBI, (d) IBI, (e) BUI, (f) MBI

Evaluation de la précision

La performance du MBAI proposée a été testée par l'évaluation de la précision 200 (pixels) pour chacune des classes bâties et non bâti en utilisant une technique d'échantillonnage aléatoire stratifié [114]. En outre, les approches NDBI, IBI, BUI et MLC ont également été utilisées pour générer une carte des zones bâties, qui a été testée avec la même méthode d'évaluation de la précision et les mêmes points de test afin de comparer les performances de ces approches. Les résultats sont donnés dans le tableau 4.5.

Table 4.5 Évaluation de la précision du bâti et non bâti

Méthode	Laghouat		M'sila	
	Bâti	Non-Bâti	Bâti	Non-Bâti
MLC	0.89	0.88	0.86	0.89
IBI [188]	0.80	0.81	0.81	0.83
NDBI [187]	0.82	0.86	0.80	0.85
BUI [199]	0.85	0.87	0.83	0.88
MBAI proposé [224]	0.95	0.98	0.91	0.97

La précision du nouvel indice donne une précision globale de 95% pour le bâti et 98% pour le non bâti dans le cas du site de Laghouat alors qu'elle est de 91% pour le bâti et 97% pour le non bâti dans le cas de M'sila, ce qui est bien supérieur aux indices communément développés (NDBI, IBI et BUI) et au MLC. Cela montre que l'indice développé peut être utilisé pour parvenir à une séparation bien meilleure entre les zones bâties et les classes les plus confuses de sol nu et de routes. Par ailleurs on remarque que le bâti extrait par les indices NDBI, IBI, BUI donnent respectivement une précision globale de 80%, 82%, 85% pour le site de Laghouat et 81%, 86%, 87% pour le site de M'sila. La méthode de classification par moyenne de vrai semblable donne un résultat assez précis pour la classe bâti qui est 89% pour le site de Laghouat et de 86% pour celui de M'sila.

4.4 Analyse de la morphologie urbaine par analyse fractale

Plusieurs auteurs ont discuté de l'utilisation conjointe des mesures de la télédétection et du paysage pour étudier les changements dans le paysage urbain et suburbain [117,118]. En effet, les métriques paysagères peuvent concerner des paysages complexes et les rendre identifiables et quantifiables et favorisent également la révélation de propriétés d'écosystèmes inobservables a priori. Les automates cellulaires utilisés dans le formalisme de l'intelligence artificielle ont ouvert une large gamme sur la modélisation dynamique et la simulation de l'étalement urbain [118].

De plus, Benkouider et al. [23] ont approché le travail basé sur l'extension de l'étalement urbain en tenant compte de la topologie du réseau routier. Les travaux récents sur l'analyse urbaine au cours de la dernière décennie ont porté sur l'analyse de la forme de la ville, son étalement, sa structure et sa morphologie urbaine [119]. Récemment, la géométrie fractale, développée au cours des vingt dernières années, a été utilisée dans de nombreux domaines et sujets, y compris; mais non limité à, la biologie, l'architecture, la construction en plus de l'analyse urbaine. Cette approche intéressante, fondée sur des idées plus systématiques et mathématiques, reliant la structure et le processus de surface et sous-jacents, est actuellement un sujet d'intérêt dans l'étude des formes urbaines [120,121].

4.4.1 Extraction du bâti sur les images multirate

L'espace urbain, par son caractère très hétérogène, devient plus complexe par la présence de différentes formes (direction, taille des matériaux variés et dimension selon le type d'habitat) au sol. A cette complexité s'ajoutent les contraintes inhérentes à la taille des pixels. En effet, la résolution varie entre 20 m (pour les photos 1992 et 1998) et 10 m (pour l'image 2007). Cependant, un sol nu qui a une réflectance élevée peut être source de confusion avec les zones industrielles, les zones résidentielles ou les zones en construction lors de l'interprétation. Une image SPOT avec une résolution spatiale plus fine a été utilisée comme un ensemble de données de référence à partir duquel les résultats d'extraction ont été comparés. L'image SPOT multispectrale de Laghouat de 10 mètres de résolution a été fusionnée avec une image panchromatique de résolution de 2,5 mètres acquise à la même date en utilisant l'algorithme de Brovey pour produire une image multispectrale de résolution de 2,5m. Les images binaires du bâti ont été obtenues par l'application de l'indice MBI suivi d'une binarisation. Une méthode d'échantillonnage aléatoire a été utilisée pour un total de 300 pixels inspectés visuellement par pixel en fonction de l'image multispectrale de haute résolution produite pour la validation.

L'axe du réseau routier (route nationale) a été choisi pour localiser les principales directions de l'extension urbaine de la ville. On peut remarquer que le tissu urbain s'est développé principalement dans le sens ouest du nord au sud, alors que l'espace urbain se densifie à l'intérieur de la ville et surtout dans le nord. Cependant, l'extension de la ville vers le sud est contrainte par l'oued de Djedi et à l'est par l'oued de M'zi, alors qu'il est également contraint à l'ouest par le relief du mont Ahmar (voir figures 1.1 et 1.2). Actuellement, la ville connaît un développement urbain très dense et rapide le long de l'autoroute et dans la direction du sud-ouest vers la commune d'El Kheneg et vers le piedmont de la montagne d'Ahmar (figure 4.8).

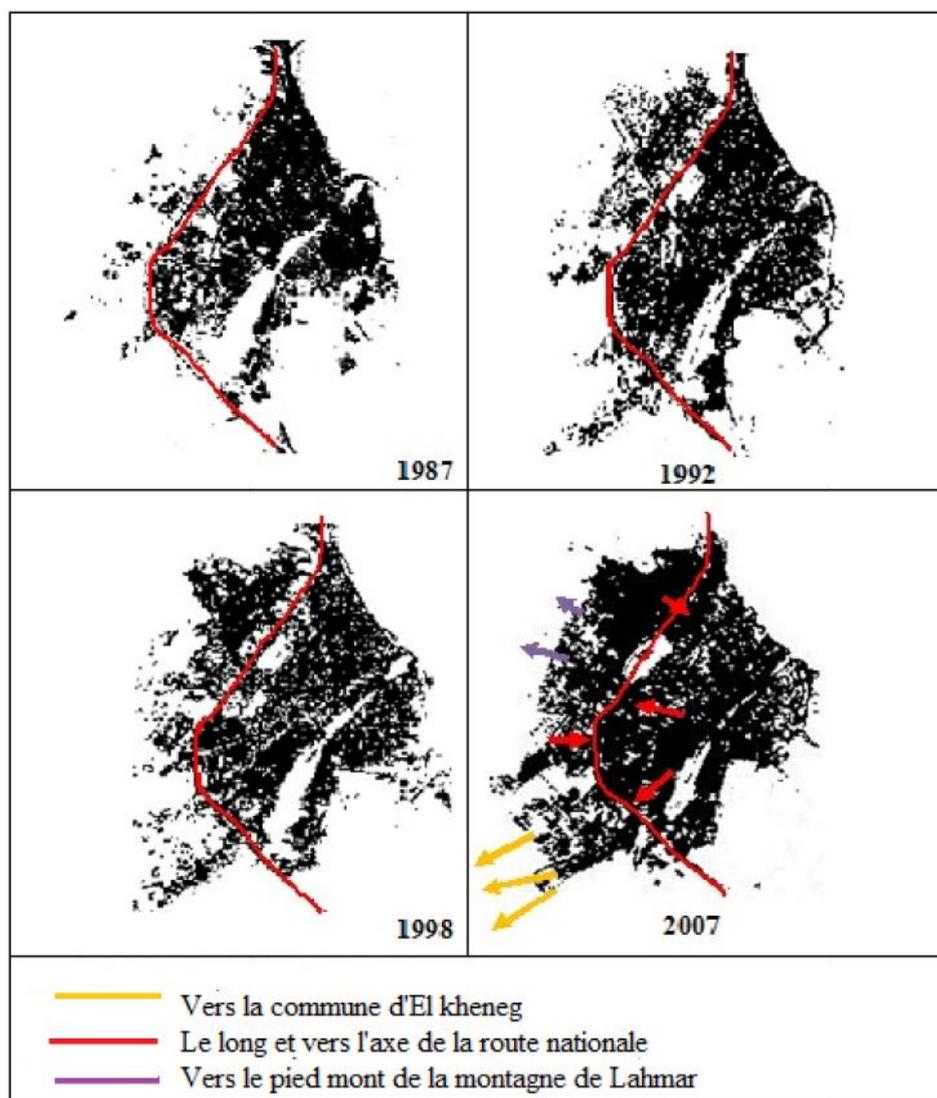


Figure 4.8 L'extension urbaine de la ville de Laghouat

4.4.2 Analyse fractale du tissu urbain

En Algérie, en particulier dans les zones présahariennes semi-arides, les habitats ne sont souvent pas distribués de manière homogène. Ils sont concentrés le long des axes de transport tandis que les vieux quartiers sont souvent formés de maisons de petite taille emboîtées et traversées par de petites ruelles et impasses. Dans le cadre de la qualification morphologique et densitaire des espaces résidentiels, la fractalité des villes est de plus en plus étudiée. En effet la géométrie fractale permet d'examiner l'invariance de la structure d'objets en fonction de l'échelle à laquelle on les observe. Les formes urbaines pouvant s'assimiler à ce type d'objets comparables à différents niveaux d'échelle, de nombreux géographes [123-125] ont proposé d'observer le caractère hiérarchique et homothétique des villes par ce biais.

Théoriquement, une ville présente une hiérarchie entre la taille et le nombre d'espaces bâtis et non bâtis, qui peut être décrite par sa dimension fractale. Dans ce contexte, de nombreuses analyses ont permis de qualifier la fractalité de l'organisation des quartiers urbains par l'intermédiaire de l'indicateur de dimension fractale D , [126]. Cet indicateur permet de distinguer les espaces urbains constitués de *clusters* diversifiés dans leurs tailles et dans les distances qui les séparent des espaces urbains uniformément répartis : si $D = 0$, alors cette structure se concentre en un seul point, tandis que si $D = 2$, alors le bâti est uniformément réparti sur l'ensemble de la surface étudiée. La dimension fractale est utilisée aussi comme un descripteur de l'étalement urbain [32,121,126].

Dimension fractale

Dans les études urbaines, la dimension fractale est une mesure fondamentale et utile de la forme et de la structure urbaine. Il a été utilisé pour décrire la croissance et la forme urbaines par plusieurs chercheurs [122-124,]. De plus, selon Mandelbrot [122]: «Un ensemble fractal est un ensemble pour lequel la dimension fractale dépasse strictement la dimension topologique». La description approximative de la dimension fractale (méthode de box counting) d'un objet fractal est exposée par l'équation 1 :

$$N(\varepsilon) \sim a\varepsilon^{-D} \quad (4.19)$$

Où où $N(\varepsilon)$ est un nombre de sous-ensembles de diamètre ε nécessaires pour recouvrir l'ensemble.

Résultats et discussion

Les dimensions fractales des images binaires du bâti pour les quatre dates (1987, 1982, 1998, 2007) sont données par le tableau 4.6. En effet, pour un tissu urbain, la valeur de la dimension fractale caractérise le degré de concentration de l'agglomération à travers les échelles. En d'autres termes, le degré de non-uniformité de distribution du bâti. Ainsi, une valeur proche de 2 correspond à une structure relativement uniforme, donc faiblement hiérarchique. Alors qu'une valeur proche de 0 caractérise une structure hiérarchique forte ayant de fortes concentrations de masse à certains endroits [123].

Table 4.6 Dimension fractal

Image (année)	1987	1992	1998	2007
Dimension Fractale (DF)	1.442	1.621	1.676	1.824
Courbe du comportement scallant	1.63	1.72	1.8	1.92

La dimension fractale de la ville de Laghouat est passée de 1,442 en 1987 à 1,621 en 1992 et est restée presque constante en 1998 et a augmenté en 2007 à 1,822. L'analyse radiale de l'agglomération peut montrer la variabilité de la «fractalité» dans la ville, du centre vers la périphérie, en étudiant la courbe du comportement d'échelle [124], figure 4.9. Deux dates 1987 et 2007 (soit une période de 20 ans) ont été choisies. Le centre de comptage a été choisi comme centre de gravité de la ville. Les variations locales de la courbe de comportement d'échelle montrent des changements de dimension fractale, donc des changements dans l'organisation spatiale du bâti. Une régression polynomiale de sixième ordre a été utilisée pour les deux courbes de dimension fractale afin d'établir un aspect lisse et une meilleure compréhension (voir figure 4.8). L'allure des courbes du comportement scalant nous informe sur la densité du tissu urbain par distance par rapport à un centre (centre de gravité de l'image bâti ou centre de la ville), la présence de fluctuations de cette courbe indique création de nouvelle zone bâti (on parle de tissus urbain fragmenté).

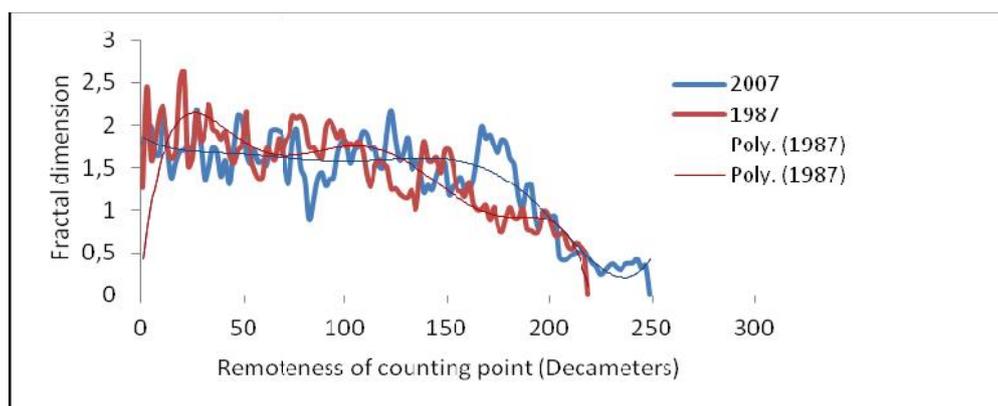


Figure 4.9. Courbes du comportement scalant de Laghouat (1987 et 2007)

Le centre de la ville de Laghouat en 2007 est caractérisé par un comportement d'échelle linéaire, ayant une tendance homogène avec de fortes oscillations locales autour d'une valeur constante ($D = 1,7$) et couvrant l'espace entre (0 et 1,4 km). Au-delà de 1,5 km, les zones urbaines se caractérisent par une diminution progressive de la dimension fractale du tissu, ce qui montre une perte d'homogénéité du tissu et des zones de transition. Aussi entre (1,6 - 1,9 km; 1,17 - 1,4 km et 2 - 2,5 km) une augmentation de la dimension fractale témoin de zones homogènes très compactes correspondant à de nouvelles constructions. La ville en 1987, présente un tissu urbain homogène avec moins de transitions dans la zone radiale entre 0 et 1 km oscillant localement autour de $D = 1,63$ et caractérisé par une diminution progressive de la dimension fractale. Ceci a montré un tissu non homogène fragmentaire dans l'anneau situé

entre 1,2 et 2,1 km. En effet, depuis 1987, Laghouat suit le principe du remplissage du trou qui consistait à planifier une nouvelle zone bâtie une fois la zone occupée est saturée.

4.5 Conclusion

De nombreuses études ont montré qu'il était impossible d'améliorer efficacement les zones bâties à l'aide d'un indice basé sur les bandes spectrales, en raison de caractéristiques hétérogènes et de la réponse spectrale complexe des zones bâties. Ces indices sont limités dans leur application aux images LANDSAT. Dans ce chapitre, nous avons présenté, dans un premier temps, le principe de la méthode de classification supervisée la plus classique celle de maximum de vraisemblance (MLC) et son application à deux images SPOT de sites en zone semi aride en Algérie celle de Laghouat et de Msila. Par la suite, nous avons proposé un nouvel indice de bâti appliqué aux images SPOT, exposé avec les résultats des applications. L'indice proposé se distingue des indices conventionnels en raison de sa robustesse et de sa forte corrélation négative avec MNDWI et SAVI. Les résultats montrent que le bâti est extrait avec une précision de 95%, indiquent qu'il peut être utilisé pour une cartographie fiable. Comparé à la méthode de classification du maximum de vraisemblance et à d'autres indices conventionnels, l'indice MBI proposé peut constituer une alternative intéressante pour la cartographie rapide et objective des zones bâties. Il a été testé sur deux zones différentes à l'aide de l'imagerie satellite SPOT et peut facilement être appliqué aux images LANDSAT.

Il ressort de l'analyse diachronique entre les images satellitaires (ETM et SPOT) de 1987 et 2007 respectivement que la surface des agglomérations se développe principalement dans deux directions. Au sud-ouest, on remarque qu'à présent les projets de construction s'étendent jusqu'au piémont de 'Jebel Lahmar' qui représente l'une des contraintes naturelles les plus significatives. Il y a aussi une saturation de l'espace bâti dans le sens Nord et Nord-Est en raison de la deuxième contrainte d'oued M'zi, et au sud-est pour la présence de l'oued Metlili. Nous avons, à travers cette recherche, essayé de répondre à deux questions:

L'analyse du tissu urbain (sa structure et sa morphologie) à travers une analyse fractale en calculant les dimensions fractales du tissu urbain pour chacune des images satellitaires (soit entre 1987 et 2007) par l'algorithme du box counting. Plus les tissus sont divers et discontinus, plus les dimensions fractales calculées sont loin des valeurs euclidiennes. Ceci rejoint les observations faites par Fankhauser [119]. Les mesures des fractales permettent une description discriminante du tissu analysé. Pour notre étude de cas, nous constatons que du centre-ville à la périphérie, un gradient progressif est observé dans le tissu urbain pour les

deux dates. Des zones de transition sont apparues en 2007, avec de fortes oscillations locales avec une tendance homogène. L'apparition des transitions dans le tissu urbain de 1987 entre (1.2 et 1.4Km) et entre (1.6 et 1.8 Km) montre que la ville est passée du compact à la désintégration du tissu urbain en fonction de la distance radiale démontrant le processus de dilution en passant du tissu urbain de la ville compacte à la ville fragmentée. Nous concluons que les fractales étaient utiles pour discriminer la complexité spatiale du bâti et montrer un potentiel pour caractériser les changements temporels du paysage urbain.

Analyse spatio-temporelle de la végétation

Contenu	Page
<i>5.1 Introduction.....</i>	
<i>5.2 Les indices de végétations en Télédétection.....</i>	
<i>5.3 Analyse diachronique de la végétation.....</i>	
<i>5.4 Conclusion.....</i>	

5.1 Introduction

Depuis le lancement des satellites pour les applications civiles comme LANSAT au début des années 1970 puis des satellites à basse résolution spatiale comme NOAA-AVHRR au début des années 1980, la télédétection est devenue un outil privilégié pour l'étude et le suivi de la végétation sur l'ensemble du globe. Cela passe par la compréhension des variations spatio-temporelles des différents types de végétation, de leurs propriétés structurales et biophysiques. L'utilisation de la télédétection pour les applications agricoles commence en 1974 avec le programme ERTS¹ de l'Administration nationale de l'aéronautique et de l'espace (NASA). Parmi tous les indices de végétation proposés depuis les origines de la télédétection spatiale, l'indice de végétation par différence normalisée (Normalized Difference Vegetation Index - NDVI) publié par Tucker [116], est devenu l'outil standard de description du comportement spectral de la couverture végétale. Grâce à sa fiabilité et au nombre limité de bandes d'entrée requises, cet indice a été utilisé dans une grande variété d'études, y compris celles sur végétation [127]; la cartographie des surfaces agricoles et la surveillance du développement des cultures [128,132] ; la couverture terrestre [131]. Les données de télédétection peuvent aussi être utilisées pour informer les politiques sur les conséquences d'éventuels changements de la répartition mondiale des couverts végétaux, de façon à mettre en place des solutions de gestion plus durables. En Algérie, le suivi spatio-temporel de la couverture végétale du sol à l'aide d'imageries satellitaires est d'une importance capitale pour un inventaire régional de ce couvert végétal, ainsi que sa variation spatiale et interannuelle [125, 129].

L'objectif visé dans cette étude est l'analyse des variations spatio-temporelles de la dynamique de la végétation sur une série d'images satellites multi-dates disponibles (MSS, LANDSAT ETM +) couvrant la ville de Laghouat (Algérie) soit entre 1987 et 2006. Ces images ont l'avantage d'une bonne résolution spatiale et d'une grande couverture temporelle [124].

Pour atteindre ce but, une description du contexte des indices de végétation les plus utilisés dans la littérature scientifique spécifique (l'indice de différences de végétation normalisé (NDVI), l'indice de végétation ajusté du sol (SAVI) et l'indice de végétation transformée (TVI)) s'avère nécessaire. L'étude comparative des indices de végétation cités nous impose que le SAVI présente un spectre plus large par comparaison avec ceux du NDVI et du TVI. Il est utilisé dans le cas d'un faible recouvrement par la végétation chlorophyllienne ce qui correspond exactement à notre zone d'étude. Ce dernier a été choisi pour faire l'étude diachronique du couvert végétal de la ville de Laghouat.

¹ Earth ResourcesTecnlogy Satellite

5.2 Les indices de végétation

Les indices de végétation sont définis comme étant « des transformations spectrales de deux ou plusieurs bandes conçues pour améliorer la contribution des propriétés de la végétation et de permettre des comparaisons spatiales et temporelles fiables de l'activité photosynthétique terrestre et des variations structurelles de la canopée » [132]. Généralement, ils sont basés sur les différences de réflectance des bandes issues du visible et du proche infrarouge, bande de réflectance maximale de la végétation. Dans le visible, on utilise généralement la bande du rouge en raison de l'absorption des pigments chlorophyllien dans cette gamme de longueur d'onde. En effet, la réponse spectrale particulière de la végétation sur les canaux rouge et proche infrarouge, caractérisée par une pente positive très forte (creux prononcé sur le canal rouge et forte valeur sur le canal PIR) comme le montre la figure 5.1, a conduit l'élaboration d'indices spécifiques où la différence (PIR-R) peut différencier la végétation des autres thèmes présents dans l'image ; plus cette différence est grande, plus la probabilité que les pixels soient dans une classe végétation est grande. L'indice le plus utilisé dans cette catégorie est l'indice « différence normalisée », NDVI. D'autres variantes sont développées par la suite. Nous nous intéressons dans cette recherche à trois indices, l'NDVI, le TVI et le SAVI.

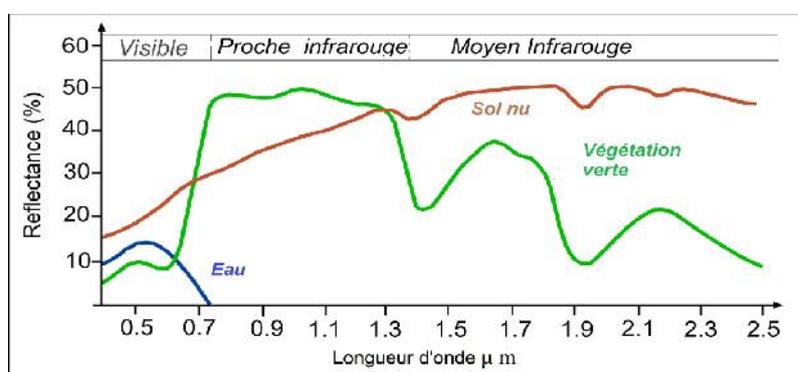


Figure 5.1 Spectre électromagnétique de la végétation chlorophyllienne

Indice de différence de végétation normalisé (NDVI ou indice de Tucker)

Le NDVI appelé aussi indice de Tucker, a été proposé par [116] afin de produire un indice de végétation spectral qui sépare la végétation verte du sol à l'aide de données numériques Landsat MSS. Il est exprimé comme la différence entre le proche infrarouge et les bandes rouges normalisé par la somme de ces bandes. La normalisation par la somme des deux bandes permet de réduire les effets d'éclaircissement. Le NDVI conserve une valeur constante

quelque soit l'éclairement global, contrairement à la simple différence qui est très sensible aux variations d'éclairement.

Les valeurs du NDVI sont comprises en théorie entre -1 et +1, les valeurs négatives correspondant aux surfaces autres que les couverts végétaux, comme la neige, l'eau ou les nuages, pour lesquelles la réflectance dans le rouge est supérieure à celle du proche infrarouge. Pour les sols nus, la réflectance étant à peu près du même ordre de grandeur dans le rouge et le proche infrarouge, le NDVI présente des valeurs proches de 0. Les formations végétales quant à elles, ont des valeurs de NDVI positives, généralement comprises entre 0.1 et 0.7, les valeurs les plus élevées correspondant aux couverts les plus denses. Le NDVI est calculé en utilisant l'équation (5.1).

$$NDVI = \frac{(PIR-R)}{(PIR+R)} \quad (5.1)$$

Avec PIR et R désignent le canal proche infrarouge et le canal rouge respectivement.

Indice de végétation transformée (TVI)

Deering et al. [127] modifient le NDVI en ajoutant une constante de 0,5 à tous ses valeurs et en prenant la racine carrée des résultats. La constante 0.5 est introduite afin d'éviter les valeurs négatifs du NDVI. Le calcul de la racine carrée est destiné à corriger les valeurs NDVI qui se rapprochent de la distribution de Poisson et introduire une distribution normale. De plus, il n'existe aucune technique différence entre NDVI et TVI en termes de sortie d'image ou détection active de la végétation. Il est calculé en utilisant l'équation (5.2).

$$TVI = \sqrt{\frac{PIR-R}{PIR+R}} + 0.5 \quad (5.2)$$

Indice de végétation ajusté du sol (SAVI)

Cet indice est proposé par Huete [133], il est destiné à minimiser les effets du sol sur la végétation en introduisant facteur d'ajustement constant L dans le dénominateur de l'équation du NDVI. L varie avec les caractéristiques de réflectance du sol (par exemple, couleur et luminosité). Le facteur L choisi dépend de la densité de la végétation que l'on souhaite analyser. Dans les cas de végétation très basse, l'utilisation d'un facteur L de 1,0 est suggéré, pour intermédiaire 0,5, et pour les fortes densités de végétation 0,25. Pour L = 0, SAVI est égal à NDVI.

$$SAVI = \frac{PIR-R}{PIR+R+L} (1 + L) \quad (5.3)$$

5.3 Analyse diachronique de la végétation

5.3.1 Outils et méthode

5.3.1.1 Les données images

Les images satellitales utilisées pour cette étude sont issues du capteur LANDSAT: Thematic Mapper (TM) et deux Landsat 7 Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM +) avec une résolution de 30 mètres acquises respectivement en: 11 avril 1987, 2 avril 2001, 16 avril 2006. Pour réaliser une étude comparative multodate, il est nécessaire de disposer d'images acquises dans des conditions quasi similaires (même période de l'année, mêmes conditions climatiques). Cette période de l'année, est la période du printemps où la production de l'écosystème est maximale, ainsi pour que les conditions de réponse biologique soient identiques. Chaque bande spectrale a été téléchargée à partir de la base de données du GLCF² (Total Land Cover Facility) de l'Université du Maryland ; une combinaison colorée fausses couleurs des canaux de chaque image permet alors d'avoir une idée générale de l'occupation du sol à chacune des dates d'acquisition. La résolution du capteur en particulier ETM + (30m) est bien adaptée pour déterminer la couverture végétale. Le tableau 5.1 montre les caractéristiques des images utilisées.

Table 5.1. Caractéristiques des images Landsat7

Bande	Longueur d'onde (µm)	Resolution (m)
TM1 (Blue)	0.45-0.515	30
TM2 (Vert)	0.525-0.605	30
TM3 (rouge)	0.63-0.69	30
TM4 (Infrarouge très proche)	0.75-0.90	30
TM5 (Proche infrarouge)	1.55-1.75	30
TM6 (Thermique)	10.4-12.5	60
TM7 (Infrarouge court)	2.09-2.35	30
TM8 (Panchromatique)	0.52-0.90	15

5.3.1.2 Méthode

Les différents Indices de végétation ont été implémentés sous environnement ISRISI (version 14.02 Klimanjaru). La figure 5.2 illustre les différentes étapes réalisées.

i) Prétraitement

Avant d'effectuer les traitements particuliers de l'image satellitale, une série de prétraitement est nécessaire : calibrage dans certains cas, rééchantillonnage, amélioration de contraste, rectification. Ces prétraitements ont pour objectif de rendre l'image plus lisible quand on

² <http://glcf.umd.edu/data/landsat/>

travaille avec une image unique ou de rendre les images compatibles dans le cas d'analyses multidates.

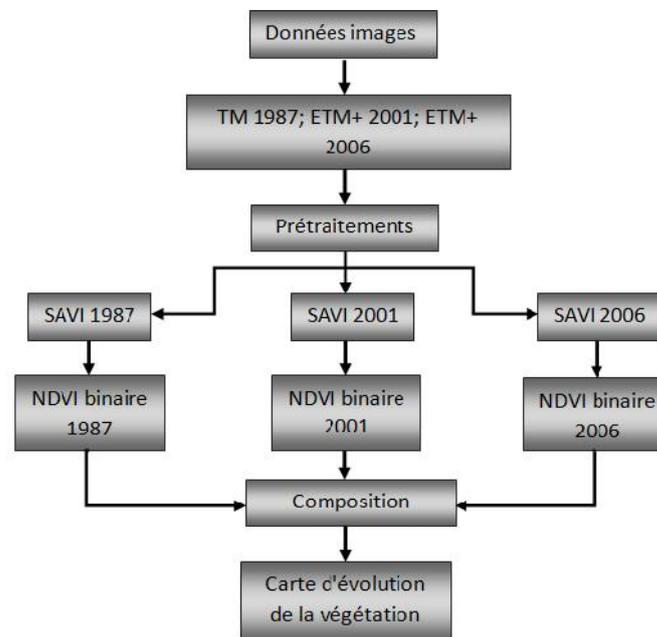


Figure 5.2 Description de la méthode

ii) Calcul des indices de végétation

L'application des trois indices de végétation (NDVI, TVI, SAVI) aux trois images satellitaires multidates est illustrée sur la figure 5.3. En comparant les indices NDVI, TVI avec SAVI, nous notons une description claire de comportement spectral de l'indice de végétation SAVI avec une plus grande dispersion de l'histogramme par rapport à celle du NDVI et du TVI, d'où une meilleure description de la végétation par indice SAVI en zone semi-aride. En effet, l'indice SAVI conçu pour une couverture faible de la végétation chlorophyllienne, est utilisé pour diminuer la contribution spectrale des sols et il est plus adapté à la zone semi-aride [133].

Le choix de l'indice de végétation dépend du type d'étude, type de végétation et de la quantité d'information possible. Si aucune information n'est connue concernant la droite du sol (généralement dans les études globales) l'indice SAVI semble être le plus recommandé pour l'étude de la végétation éparses [134].

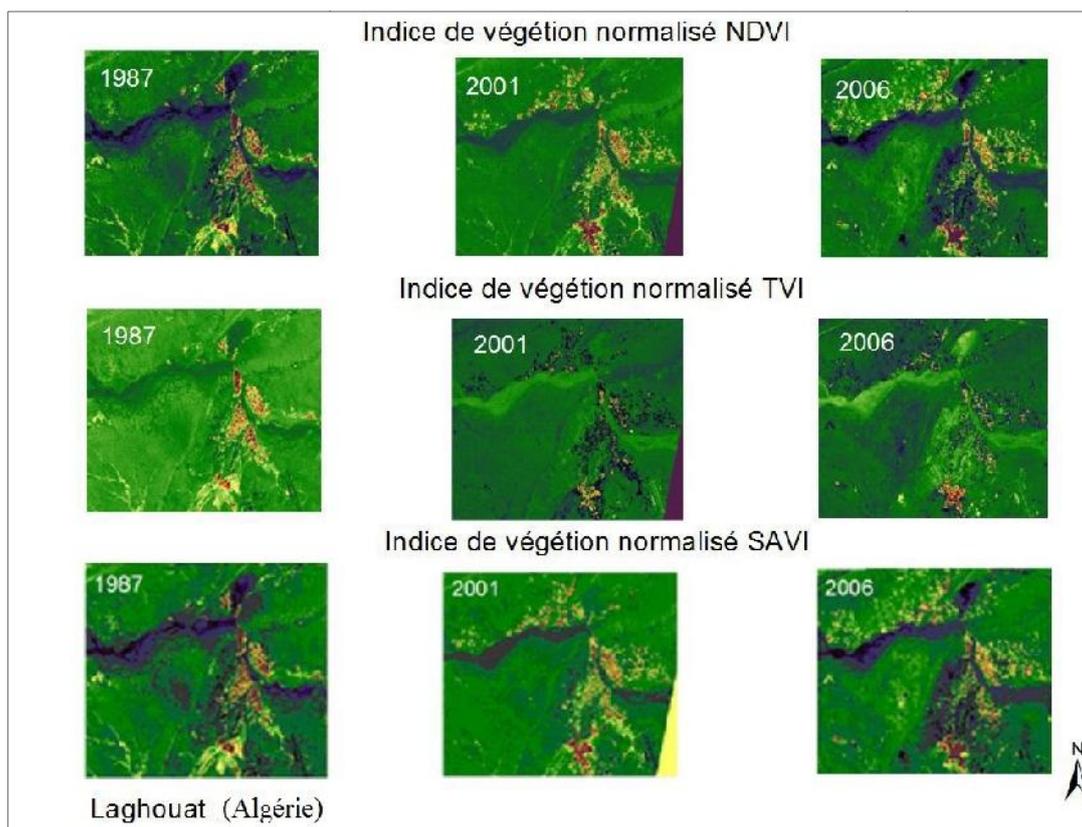


Figure 5.3 Les trois indices de végétation appliqués aux images multitudes

Il est possible de comparer visuellement toutes les images d'indice de végétation que nous avons produites. Certains, ont évidemment un meilleur contraste que d'autres. Certains semblent montrer plus de variation dans les zones de faible valeur. Cependant, sans informations de terrain sur l'état de la végétation dans la région, nous ne pouvons pas déterminer laquelle des indices est le plus utile. L'analyse de l'ensemble des images a été réalisée visuellement par un expert en géographie. La figure 5.4 représente les images SAVI en niveau de gris.

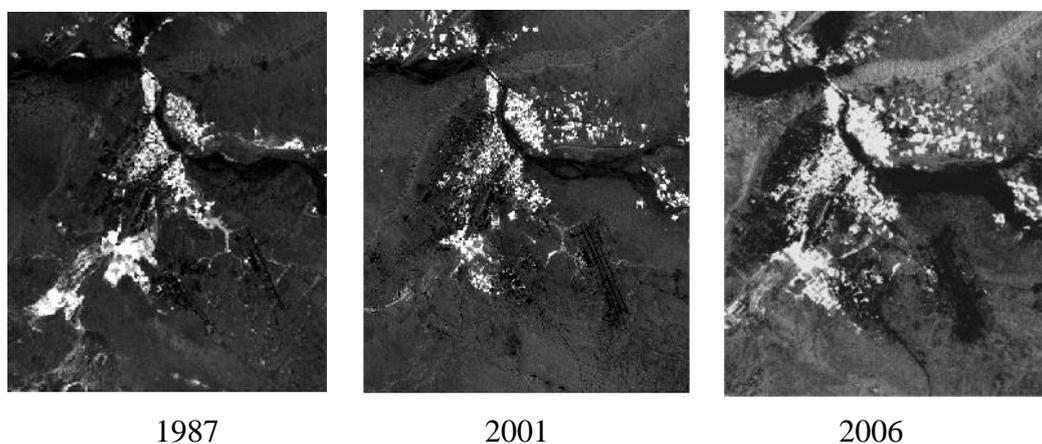


Figure 5.4 Images SAVI correspondantes aux trois dates des images ETM

La couleur blanche, qui représente la végétation dans le SAVI, est plus apparente sur l'image ETM 2001 et encore plus sur l'image ETM+ de 2006 que sur celle de TM 1987, ce qui est révélateur d'une évolution de la couverture végétale en une vingtaine d'années, cette évolution est bien marquée au nord-ouest, nord-est et au sud-est de la ville de Laghouat. Le noir et les nuances de gris sont plus prononcés dans le SAVI sur l'image ETM+ 2006 que dans l'NDVI sur l'image TM 2001 et 1987. Ils représentent les surfaces où le couvert végétal est absent correspondant ainsi aux surfaces bâties, aux routes ou encore au sol humide.

iii) Binarization

Pour convertir les images des indices SAVI en binaire, nous avons utilisé une transformation linéaire qui consiste en un étirement des valeurs des indices obtenues sur les nouveaux minimum (en général 0) et maximum(en général 255), figure 5.5. Les valeurs des seuils peuvent également être dérivées de l'histogramme de l'image. Le tableau 5.2 montre les seuils minimaux et maximaux de chaque image.

Table 5.2. Valeurs minimales et maximales des seuils utilisés

Indice de végétation	TM(1987)		ETM+(2001)		ETM+(2006)	
	Min	Max	Min	Max	Min	Max
NDVI	0.015	0.145	0.01	0.18	0.02	0.36
TVI	0.60	0.82	0.71	0.83	0.71	0.96
SAVI	0	0.20	0	0.30	0	0.53

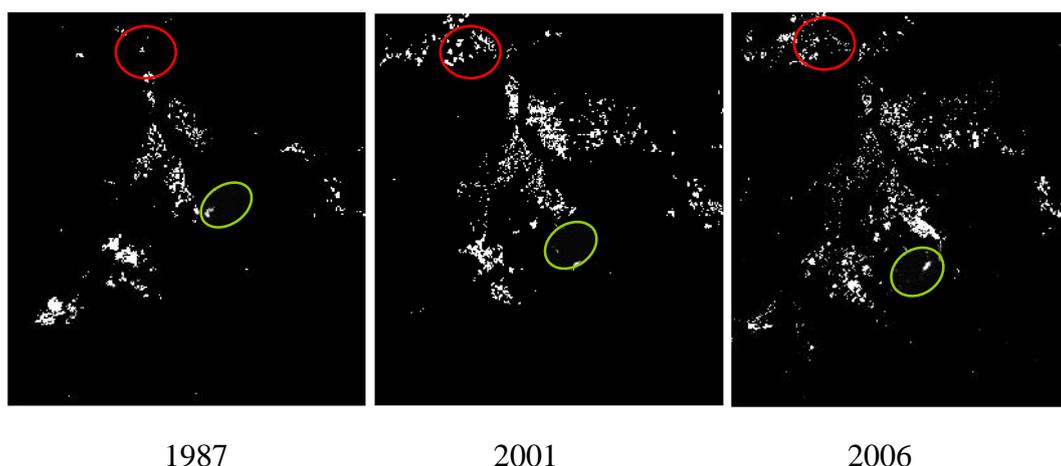


Figure 5.5 Images SAVI correspondantes aux trois dates des images ETM

Sur la figure 5.5, on remarque aussi que les deux oasis (nord en cercle rouge et sud en cercle vert) sont en régression. Par ailleurs des activités agricoles sont développées au nord, au

Nord-est de la ville. Pour observer la dynamique de la couverture végétale, nous avons combiné les images du SAVI binaires des trois dates soit de 1987, 2001 et de 2006; pour cette combinaison, nous avons affecté le bleu à l'image de 1987, le vert à l'image de 2001 et le rouge à celle de 2006, figure 5.6.

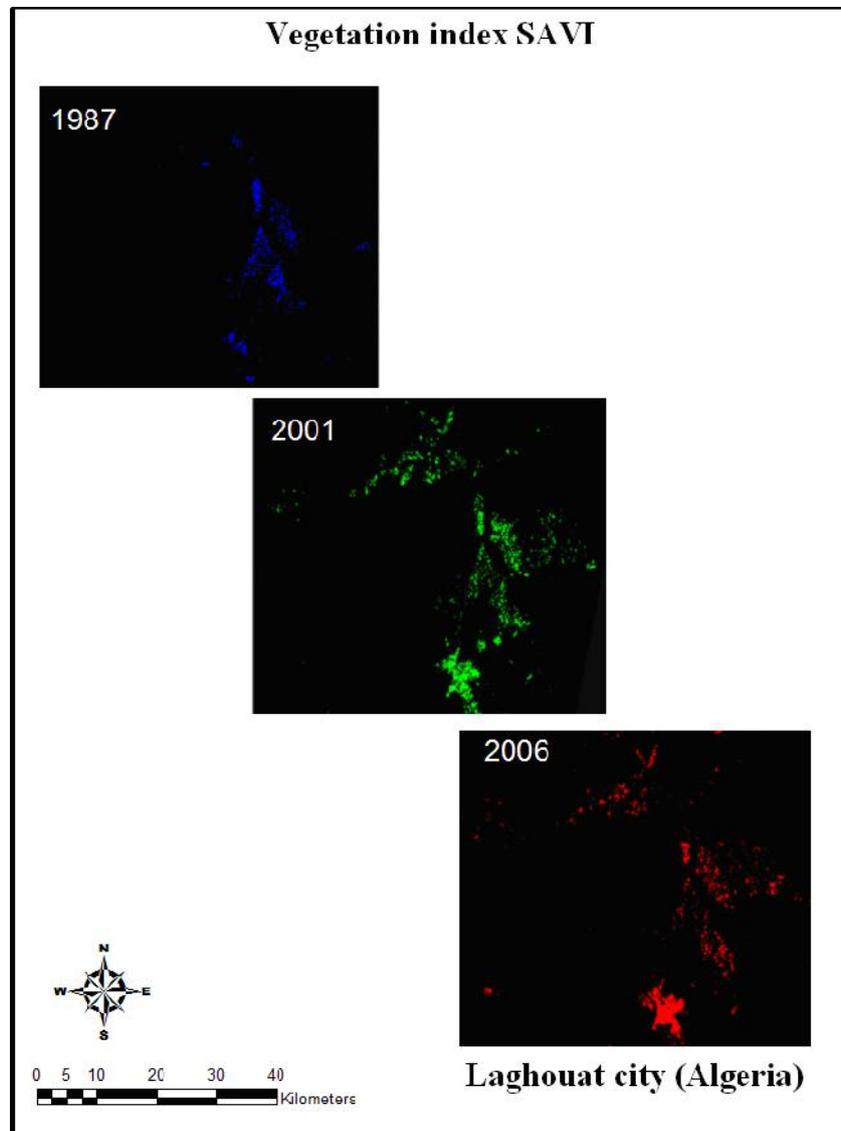


Figure 5.6 Codage des images SAVI multitudes

La figure 5.7 montre le résultat de cette combinaison et permet de faire les observations suivantes :

- Les zones en couleur blanche sont les zone végétalisés depuis 1987 et qui existaient aussi en 2006, c'est le cas de l'espace vert au nord de la ville et quelque jardin situé à l'ouest de la rive d'oued M'zi et le jardin public dit 'djan elbeilek' au centre de la ville par exemple.
- Les zones en couleur jaune correspondent à des espaces végétalisés créés depuis 2001 et jusqu'au 2006, c'est le cas des espèces agricole à l'est et au sud de la ville.

- Les zones en couleur violet correspondent à des espaces végétalisés qui existent depuis 1987 et en 2001 et n'ayant subi aucun changement en 2006.
- Les zones en couleur rouge correspondent à des activités agricoles mise en place depuis 2006.
- Le développement important de l'activité agricole qu'à connu Laghouat depuis une vingtaine d'années au nord à l'est et au sud forme un écran empêchant le voile sableux de passer vers le Nord-Ouest.

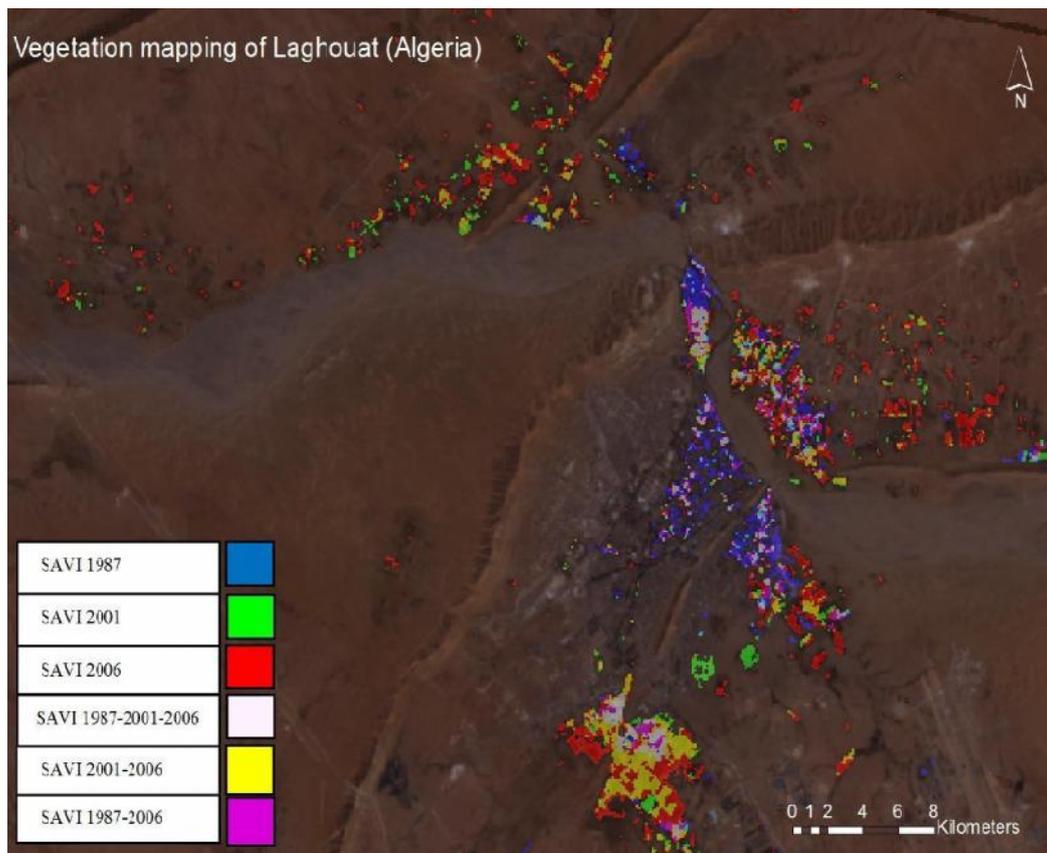


Figure 5.7 Cartographie de la végétation

5.4 Conclusion

L'étude entreprise dans ce chapitre concerne l'identification des zones végétales à trois dates (1987, 2001 et 2006) sur une vingtaine d'années par les indices de végétation. L'étude spatio-temporelle nous permet d'analyser la répartition et le rythme de l'extension de la végétation. Parmi trois indices de végétation (NDVI, TVI, SAVI) nous avons choisi pour notre étude l'indice SAVI qui est plus performant pour caractériser la végétation éparse ou moyennement dense.

À la lumière des résultats obtenus, on peut noter une régression de la végétation à l'intérieur de la ville de Laghouat qui est due aux constructions d'habitats individuels au niveau des jardins suite à un accroissement démographique de la population donnant ainsi une extension urbaine vers les deux oasis. Un développement de la végétation (terres agricoles) dans les nouvelles zones en particulier vers le nord et vers l'est de la ville jouant le rôle d'écran empêchant le passage du voile sableux vers le sud-Est. Les palmerais sud et nord semblerait presque disparues.

Conclusion générale

Conclusion générale

De par les progrès technologiques réalisés lors de ces deux décennies, la télédétection est devenue une discipline à part entière pour l'observation et l'étude de la surface de la terre. En effet les satellites de type héliosynchrone tels que les satellites (LANDSAT, SPOT,...) ont permis à la télédétection de devenir un outil opérationnel d'investigation et d'interprétation de notre environnement terrestre. Leur usage dans les pays en voie de développement, et spécialement dans les zones arides et semi-arides, a commencé il y a plus d'une quarantaine d'années en Algérie.

Les systèmes oasiens en Algérie, et particulièrement à Laghouat, ont subi des mutations profondes et accélérées depuis la décennie 1950 [23]. Les principaux aspects des multiples mutations que l'espace oasien a connu sont principalement liés à : la sédentarisation forcée des populations nomades fin de décennie 50 et début de la décennie 60, découverte de gisements d'hydrocarbures, changement du statut d'administration des communes sur les décennies 80 et 90, conditions sécuritaires des années 90, la croissance démographique démesurée de la population, l'extension de l'armature urbaine des différentes agglomérations, ect.

Le travail de cette thèse tente de comprendre l'évolution des systèmes oasiens (cas le Laghouat) au travers de l'imagerie satellitale intégrée à des données multi sources. Plusieurs éléments sont intimement liés à cette évolution en particulier: le réseau routier le bâti et la végétation ont attirés notre attention. Pour étudier et analyser un système, l'extraction de l'information liée à ce système est la toute première étape. Le réseau routier joue un rôle très important dans le processus de croissance urbaine, il constitue en effet un indicateur de la dynamique urbaine. Pour mieux comprendre l'évolution de l'espace urbain de la ville de Laghouat à travers l'évolution de son réseau routier par analyse topologique, plus particulièrement par les indices classique de Kansky(1963) [27]. Nous avons utilisé pour cela des données cartographiques de 1886 à 2005 intégrées dans un système d'information géographique permettant une visualisation spatiale dynamique des réseaux multi date ainsi que le calcul des indices topologiques de Kansky. Nous avons essayer de trouver une réponse satisfaisante à l'un des problèmes toujours d'actualité en traitement d'images qui est la détection des réseaux routiers en milieu urbain (cas de la ville de Laghouat, Algérie) à partir d'images satellitaires multidates multi-résolutions. Nous avons proposé une méthode optimale de détection de route à partir des images satellitaires basée sur les réseaux de neurones

multicouches. Les résultats ont démontré que l'élimination des informations corrélées dans les données d'apprentissage par l'analyse en composante principale (PCA) a amélioré les performances des résultats. Les axes centraux des routes ont été élaborés par morphologie mathématique et par transformée de Hough.

Pour la détection de l'espace bâti, nous avons proposé un nouvel indice de bâti appliqués aux images SPOT. L'indice proposé se distingue des indices conventionnels en raison de sa robustesse et de sa forte corrélation négative avec MNDW et SAVI. Les résultats montrent que le bâti est extrait avec une précision de 95%, indiquent qu'il peut être utilisé pour une cartographie fiable. Comparé à la méthode de classification du maximum de vraisemblance et à d'autres indices conventionnels, l'indice MBI proposé peut constituer une alternative intéressante pour la cartographie rapide et objective des zones bâties. Il a été testé sur deux zones différentes à l'aide de l'imagerie satellite SPOT et peut facilement être appliqué aux images LANDSAT. Il ressort de l'analyse diachronique entre les images satellitaires (ETM et SPOT) de 1987 et 2007 respectivement que la surface des agglomérations se développe principalement dans deux directions. Au sud-ouest, on remarque qu'à présent les projets de construction s'étendent jusqu'au piémont de 'Jebel Lahmar' qui représente l'une des contraintes naturelles les plus significatives. Il y a aussi une saturation de l'espace bâti dans le sens Nord et Nord-Est en raison de la deuxième contrainte d'oued M'zi, et au sud-est pour la présence de l'oued Metlili. L'identification des zones végétales à trois dates (1987, 2001 et 2006) sur une vingtaine d'années par les indices de végétation. L'étude spatio-temporelle nous permet d'analyser la répartition et le rythme de l'extension de la végétation. Parmi trois indices de végétation (NDVI, TVI, SAVI) nous avons choisi pour notre étude l'indice SAVI qui est plus performant pour caractériser la végétation éparse ou moyennement dense.

À la lumière des résultats obtenus, on peut noter une régression de la végétation à l'intérieur de la ville de Laghouat qui est due aux constructions d'habitats individuels au niveau des jardins suite à un accroissement démographique de la population donnant ainsi une extension urbaine vers les deux oasis. Un développement de la végétation (terres agricoles) dans les nouvelles zones en particulier vers le nord et vers l'est de la ville jouant le rôle d'écran empêchant le passage du voile sableux vers le sud-Est. Les palmerais sud et nord sembleraient presque disparues.

Nous avons, à travers cette recherche, essayé de répondre à deux questions:

L'analyse du tissu urbain (sa structure et sa morphologie) à travers une analyse fractale en calculant les dimensions fractales du tissu urbain pour chacune des images satellitales (soit entre 1987 et 2007) par l'algorithme du box counting. Plus les tissus sont divers et discontinus, plus les dimensions fractales calculées sont loin des valeurs euclidiennes. Ceci rejoint les observations faites par Fankhauser [119]. Les mesures des fractales permettent une description discriminante du tissu analysé. Pour notre étude de cas, nous constatons que du centre-ville à la périphérie, un gradient progressif est observé dans le tissu urbain pour les deux dates. Des zones de transition sont apparues en 2007, avec de fortes oscillations locales avec une tendance homogène. L'apparition des transitions dans le tissu urbain de 1987 entre (1.2 et 1.4Km) et entre (1.6 et 1.8 Km) montre que la ville est passée du compact à la désintégration du tissu urbain en fonction de la distance radiale démontrant le processus de dilution en passant du tissu urbain de la ville compacte à la ville fragmentée. L'analyse fractale peut être vu comme outil très puissant pour discriminer la complexité spatiale du bâti et montrer un potentiel pour caractériser les changements temporels du paysage urbain.

Les contributions majeures de cette thèse se résument aux points suivants :

— L'application originale d'un système basé sur les informations spectrales non corrélés et le voisinage du pixel pour la détection des routes dans les images haute résolution. La proposition de la cartographie du réseau routier par la morphologie mathématique et la transformée de Hough.

— la création d'un nouvel indice de bâti basée sur les bandes spectrales de l'image combinés dans une relation semi empirique entre les réponses spectrales du bâti dans les images SPOT et ETM. La méthode décrite pour extraire le bâti à partir des images satellitales diffère des autres techniques existantes par sa faible sensibilité au problème de mixture et par sa mise en œuvre simple et son processus purement automatique.

Les principales perspectives de recherche qui apparaissent à l'issue de cette thèse concernent l'utilisation des éléments caractéristiques de l'espace urbain en particulier pour un système oasien (les routes, la végétation, le bâti) pour la création d'un modèle de simulation qui permet de tracer des scénarios et prévoir l'extension urbaine futur.

Dans cette optique deux méthodes peuvent être utilisé:

- i. L'introduction de la connaissance utilisateur au cœur du processus de classification par la contrainte du pouvoir élastique de DTW (Dynamic Time Wrapping). Cette méthode a été utilisée pour l'analyse des séries temporelles en télédétection. Dans ce

cas les différents thèmes (réseaux routier, bâti, végétation) réalisés sur plusieurs dates déjà extraites peuvent être utilisés, une autre donnée métrique (relation distance entre route et bâti) peut être ajouté comme quatrième information [35].

- ii. L'intégration des trois thèmes (réseaux routier, bâti, végétation) associés à une quatrième image extraite à partir de l'image MNT qui englobe les zones d'occlusions (par exemple le lit d'oued, montagnes, ect) peuvent être utilisés dans un système de classification basée sur les chaînes de Markov, pour la simulation de l'espace bâti [36].

Références
Bibliographiques

- [1] M. Sahani, Le contexte urbain et climatique des risques hydrologiques de la ville de Butembo (Nord-Kivu /RDC), *thèse de doctorat en science, Faculté des Sciences, Université de Liège*, 2011
- [2] M. Silva, V. Oliveira, V. Leal V , Urban form and energy: a review on urban attributes with energy relevance, *Journal of Planning Literature* , Vol.32, pp.346-365, 2016
- [3] W. Veerbeek, A. Pathirana, R. Ashley, C. Zevenbergenab, Enhancing the calibration of an urban growth model using a memetic algorithm, *Computers Environment and Urban Systems*, vol. 50, pp.53-65, 2015
- [4] D. Carrignon and V. Vijayan, Driver experience indicator for residential road networks , *Data and modelling middle East*, n° 25, 2016
- [5] P.G. Pinchemal, face de la terre, éléments de géographie, 5ème Édition, ARMON COLIN, Masson, Paris 1988-1999.
- [6] M.A. Fisher, J.M. Tenenbaum, H.C. Wolf, Detection of road and linear structures in low-resolution areal imagery using a multisource knowledge integration technique, *CGIP*, Vol.15, pp. 201-223,1982
- [7] L.J. Quackenbush, A Review of Techniques for Extracting Linear Features from Imagery, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol.70, n°. 12, pp. 1383–1392, 2005
- [8] JB. Mena, 'State of the art on automatic road extraction for GIS update: a novel classification, *Pattern Recognition Letters* , vol.24, n°16, pp. 21-29, 2003
- [9] W. Wang , N. Yang , Y. Zhang, F. Wang, T.Cao , P. Eklund , A review of road extraction from remote sensing images, *Journal of Traffic and Transportation Engineering* (English Edition) , vol. 3, Issue 3, pp.271-282, 2016
- [10] Y. Chen, Q. Yang, Y. Gu, J. Yang. Detection of Roads in SAR Images using Particle Filter. In:Proc. *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, Atlanta, GA, USA, pp.2337-2340, 2006.
- [11] R. Marikhu, M.N. Dailey, M.Stanislav, and K.Honda, A Family of Quadratic Snakes for Road Extraction. *ACCV*, Part I, LNCS 4843, pp. 85-94, 2007
- [12] H. Jin, Y. Feng, and Y. Shen, Accurate urban road model reconstruction from high resolution remotely sensed imagery based on Support vector machine and Gabor filters, *In Joint Urban Remote Sensing Event*, pp.11-13 April 2011, Munich, Germany
- [13] R. Ksantini, B. Boufama., S.Memar , A new efficient active contour model without local initializations for salient object detection, *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, n°40, pp.1687-5281, 2013
- [14] O.Tournaire, N.Paparoditis, A geometric stochastic approach based on marked point processes for road mark detection from high resolution aerial images, *ISPRS, International Society for Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 64, n° 6, pp. 621-631, 2009
- [15] R. Stoica, X. Descombeset, J. Zerubia , A Gibbs point process for road extraction in remotely sensed image, *International Journal of Computer Vision* , vol.57, N°2, pp.121-136, 2006

- [16] M., Mokhtarzade, M.j., Valadan Zoej, Road detection from high-resolution satellite images using artificial neural networks, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, Vol. 9, n°1, pp. 32-40, 2007
- [17] M. Mokhtarzade, M.J. Valadan Zoej, H. Ebadi , Automatic road extraction from high resolution satellite images using neuronal net work, texture analysis, fuzzy clustering, and Genetic algorithm , *The International archive of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences XXXVII. Part B3b*, Beijing, 2008
- [18] M. Mokhtarzade, H. Ebadi, M. Valadam Zoej , Optimization of road detection from high resolution satellite images using texture parameters in neuronal network classifiers, *Canadian Journal of Remote sensing* , Vol. 33, N°6, pp.484-491, 2006
- [19] M. Mohammadzadeh, A. Tavakoli, M.J. Valadam Zoej, Road extraction based on fuzzy logic and mathematical morphology from pan sharpened IKONOS images. *The photogrammetric Record* , vol. 21, n°.113, pp. 44-60, 2006b
- [20] J. Wang, J. Song, M. Chen, Z. Yang, Road network extraction: a neural-dynamic framework based on deep learning and a finite state machine, *International Journal of Remote Sensing*, vol.36, Issue 12, pp. 3144-3169, 2015
- [21] Y. Kouzmine, Dynamique et mutations territoriales du sahara Algérien vers de nouvelles approches fondées sur l'observation. Thèse de doctorat en géographie, Ecole doctorale « langues, espaces, temps, sociétés », Université Franche-Comité, 2007
- [22] M. Côte, Dynamique urbaine au Sahara, in *Insanyat N° 5: 'Villes Algériennes*, RASC, Oran, 2008.
- [23] F. Benkouider, A. Abdellaoui, I.Hamami, Le réseau routier : un indicateur de la dynamique urbaine, *Analele Universitatii Bucuresti ; Geografie ; ANUL LV* , pp. 83 - 97 , 2006
- [24] N. Benblidia, A. Abdellaoui, A. Guessoum et A. Bensaid, Utilisation de la morphologie mathématique pour l'analyse de l'occupation de l'espace en zones urbaines et périurbaines présahariennes: Cas de la ville de Laghouat, *Télétection*, vol. 6, n° 2, p. 177-190, 2006
- [25] K. Benarfa, K. Boudjemaa, D. Alkama, Rôle de la réglementation urbaine dans la préservation de l'Oasis de Laghouat, *Courrier du Savoir – N°26*, pp175-186, 2018
- [26] S.E. Rasmussen, *Villes et architectures*, Ed Parenthèses, 2008
- [27] K.J. Kansky, Structure of transport networks: relationships between network geometry and regional characteristics, University of Chicago, Department of Geography, Research Papers 84, 155p, 1963
- [28] J. Levy, M. Lussault, *Dictionnaire de la Géographie*, Paris, Belin, 1033p.
- [29] A. Bensaad, Eau, urbanisation et mutations sociales dans le Bas-Sahara, in COTE M.(dir.) : *La ville et le désert, le Bas-Sahara algérien*, Paris – Aix-en-Provence, Karthala – IREMAM, pp. 95-119, 2005.
- [30] D. DUBOST D, La ville, les paysans et le développement agricole au Sahara algérien, in BISSON J. (dir.) : *Le Nomade, l'oasis et la ville*, Cahiers d'URBAMA n° 20, Tours, pp. 133-150, 1989

- [31] Ibn Khaldoun, Histoire des Berbères et des dynasties musulmanes de l'Afrique septentrionale, traduite de l'arabe par le Baron de Slane, 4 tomes, Paris, Paul Genthner, 1925 à 1926.
- [32] F. Benkouider, A. Abdellaoui, L. Hamami and A. Serradj, Analysis of urban morphology by remote sensing and fractal geometry: application to the agglomeration of Laghouat(Algeria), in *Proceeding book of the 7Th digital earth Summit*, Digital earth for sustainable development in Africa, 17-18-19 April 2018, El Jadida Morocco, pp. 142-147
- [33] C. Enault, Simulation de l'étalement urbain de Dijon en 2030 : approche systémique de la dynamique gravitaire ville-transport, *Revue européenne de géographie*, article 592, 2012.
- [34] A. Al-Hashimi, A.S. El-Azzawi, H. El-Kasbi, Dynamics of Urban Growth: Modeling the Fractal Dimension of the City of Irbid, *Jordan, Jordan Journal of Civil Engineering*, vol. 7, n°1, pp.1-16, 2013
- [35] F.Petitjean, Dynamic Time Warping : Apports théoriques pour l'analyse de données temporelles Application à la classification de séries temporelles d'images satellites, thèse de doctorat en informatique, l'Université de Strasbourg, 2012
- [36] O. Doukali, R.Aguejdad, T.Houete, SLEUTH* : un modèle d'expansion urbaine scénario-dépendant, *Revue Internationale de Géomatique* – vol. 26, n°1, pp. 7-32, 2016
- [37] W.L. Garrison. The structure of transportation networks', draft of a report submitted 31 October, 1961 to US Army Transportation Research Command, Fort Eustis, Virginia, by the Transportation Center at Northwestern University under contract DA-44-177- TC-685, Transportation Geography Study, Transportation Center at Northwestern University, Evanston, IL
- [38] J.F. Gleyze, Effets spatiaux et effets réseau dans l'évaluation d'indicateurs sur les nœuds d'un réseau d'infrastructure, *Cybergeo : European Journal of Geography, Systems, Modelling, Geostatistics*, document 370, Online since 15 April 2007, consulté, le 27 Janvier 2019.
<http://journals.openedition.org/cybergeo/5532>
 doi : 10.4000/cybergeo.5532
- [39] D.König, Theorie der endlichen and undelichen graphem, Leipzig, 1936
- [40] J., Denègre, F., Salgé, Les systèmes d'information géographique, Paris, PUF (Coll. « Que sais-je? », no 3122), 128 p, 1996
- [41] W. Royce. Managing the Development of Large Software Systems. *IEEE Wescon*, p. 1-9, 1970
- [42] X. Cai, A. Sowmya, et J. Trinder, Learning Parameter Tuning for Object Extraction. P.J. Narayanan et al. (Éds.) : *ACCV 2006*, LNCS 3851, pp. 868–877, 2006.
- [43] I. Laptev, H. Mayer, T. Lindeberg, W. Eckstein, C. Steger, A. Baumgartner, Automatic extraction of roads from aerial images based on scale space and snakes, *Machine Vision and Applications*,12, pp. 23–31, 2000
- [44] F. Ahmadi, M.J. Valadan Zoej, H. Ebadi , M. Mokhtarzade, Road Extraction from High

- Resolution Satellite Images Using Image Processing Algorithms and CAD-Based Environments Facilities, *Journal of Applied Sciences*, vol. 8, n°17, pp. 2975-2982, 2008
- [45] J. Gilles, Y. Meyer, Properties of BV-G structures + textures decomposition models. Application to road detection in satellite images, *IEEE Transactions on Image Processing*, pp. 2793-2800, 2010
- [46] R., Péteri, Extraction de réseaux de rues en milieu urbain à partir d'images satellites à très haute résolution spatiale , Thèse de doctorat, Ecole des Mines de Paris, 2003.
- [47] A. Hemiari, Nouvelle méthode globale d'extraction automatique des routes dans des images satellitaires : la méthode multicouche tridimensionnelle. *Téledétection*, vol. 4, n°1, pp.499-517, 2004
- [48] M., Roux, J. Lopez-Krahe, H., Maitre, Matching Multi-Source Images: SPOT image/ Geographic Map, Eusipco , Barcelona, Spain, september 18-21, pp 1035-1038, 1990.
- [49] G. Vosselman et J. De Kneehr, Road tracing by profile matching and Kalman filtering, in book: Automatic extraction on man-made objects from Aerial and space images, 1995
- [50] A.R., Ma, W. Wang, S. Lin, Extracting roads based on retinex and improved Canny operator with shape criteria in vague and unevenly, *Journal o applied remote sensing*, vol.6, n°23, pp.1-14, 2012
- [51] D. Herumurti, K. Uchimura, G. Koutaki, T. Uemura, Urban road extraction based on hough transform and region growing. *19th Korea-Japan Joint Workshop on Frontiers of Computer Vision*, (FCV), Incheon, Korea, 30 January - 1 February, pp. 220-224, 2013
- [52] G., Erus, Reconnaissance d'objets cartographiques dans les images satellitaires à haute résolution, thèse de doctorat, UFR de mathématiques et informatique, Université Paris Descartes, 2008.
- [53] A. Pn, N. Subramanyam, A novel approach using active contour model for semi-automatic road extraction from high resolution satellite imagery, Second International Conference on Machine Learning and Computing, pp.263-266, 2010
- [54] A., Gruen, H., Li. Semi-automatic linear feature extraction by dynamic programming and LSB-snakes. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 63, n°8, pp. 985-995, 1995
- [55] F. Benkouider, L. Hamami, A. Abdellaoui, Use of the neuronal net for road extraction from satellite images, Application in the city of Laghouat (Algeria), *PIERS ONLINE*, vol. 7, n°2, pp. 146-150 , 2011
- [56] F. Benkouider, L. Hamami, A. Abdellaoui, M. Salmon, Extraction de routes par classification supervisée et par réseaux de neurones artificiels à partir d'image SPOT: Cas d'une ville oasienne (Algérie), *Revue Téledétection*, vol 11, n°1, pp.237-249, 2012
- [57] F. Benkouider, L. Hamami, A. Abdellaoui, Optimized Neural Networks Using Principal Component Analysis for Automatic Road Extraction from Remote Sensing, *Journal of Engineering and Applied Sciences*, Vol.9, Issue 10, pp. 427-433, 2014.
- [58] A. Kirthika, Mookambiga, Automated Road Network Extraction Using Artificial Neural Network, *IEEE-International Conference on Recent Trends in Information Technology*, ICRTIT 2011 978-1-4577-0590-8/11/\$26.00 ©2011 IEEE MIT, Anna University, Chennai.

- [59] j., Li, M., Chen, On-road multiple obstacles detection in dynamical background. In: *6th International Conference on Intelligent Human-machine Systems and Cybernetics*, Hangzhou, 2014.
- [60] Y. Li, L. Xu, J. Rao, L. Guo, Z. Yan, S. Jin, A Y-Net deep, learning method for road segmentation using high-resolution visible remote sensing images, *Remote Sensing Letters*, vol.10, n°.4, pp. 381-390, 2019
doi: 10.1080/2150704X.2018.1557791
- [61] X. Yang, X. Li , Y.Ye ; Raymond Y. K. Lau ; Xiaofeng Zhang ; Xiaohui Huang, Road Detection and Centerline Extraction Via Deep Recurrent Convolutional Neural Network U-Net, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, pp.1-12, 2019
doi: 10.1109/TGRS.2019.2912301
- [62] G.. Matheron, Random sets and integral geometry. New York, London : *Wiley*, 1995.
- [63] J., Serra, Image analysis and mathematical morphology. Orlando, FL, USA : *AcademicPress*, InC, 1983
- [64] B., Tao, L., Zhang, Vector mathematical morphology for color image processing, Dans Du, W. (Éd.), *Informatics and Management Science III*, vol. 206, pp. 187-193, Springer London, 2013
- [65] D., Chaudhuri, N.K., Kushwaha, A. ,Samal, Semi-automated road detection from high resolution satellite images by directional morphological enhancement and segmentation techniques. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol.5, n°.5, pp.1538-1544, 2012.
- [66] S., Slemenjak, B., Waske, S., Valero, J. ,Chanussot, Automatic detection of rivers in high-resolution SAR data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol.5,n°5, pp.1364-1372, 2012.
- [67] J. Amini, M.R Saradjian, Image map simplification by using mathematical morphology. *ISPRS*, vol. 33 (Part B3). n°. 36, 2000.
- [68] Valero, S., Chanussot, J., Benediktsson, J.A., et al., Advanced directional mathematical morphology for the detection of the road network in very high resolution remote sensing images. *Pattern Recognition Letters*, vol. 31, n°.10,pp. 1120-1127, 2010
- [69] X., Stoica, J., Descombes, J. Zerubia, A Gibbs Point Process for Road Extraction from Remotely Sensed Images, *International Journal of Computer Vision*, vol. 57, n°. 2, Page 121, 2004
- [70] R. S. Stoica, V. J. Martínez, J. Mateu and E. Saar, Detection of cosmic filaments using the Candy model, *Journal: Astronomy & Astrophysics*, vol.434, n°.2, Page 423, 2005
- [71] A. Ouahab , Chaînes de Markov Cachées et Application à l'image satellitaire: classification, mémoire de magistère, Ecole doctorale NTIC, Signaux et systèmes intelligents et robotique, Université USTO, 2012
- [72] T., Geraud, Fast road network extraction in satellite images using mathematical morphology and Markov random fields, *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, Vol.1 , pp.2503-2514, 2004
- [73] P. Doucette, P. Agouris, A. Stefanidis, Automated Road Extraction from High

- Resolution Multispectral Imagery, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, vol. 70, pp. 1405–1416, 2004.
- [74] U. A., Malik, S. U. ,Ahmed, F. ,Kunwar, A self-organizing neural scheme for road detection in varied environments, in *Neural Networks (IJCNN)*, 2011
doi:10.1109/IJCNN.2011.6033623
- [75] J., Gilles, Choix d'un espace de représentation image adapté à la détection de réseaux routiers, *Traitement et Analyse de l'Information: Méthode et Application (TAIMA)*, Hammamet, Tunisie, May 2007
- [76] J. Gilles, Y. Meyer, Properties of BV-G structures + textures decomposition models, Application to road detection in satellite images. *IEEE Transactions on Image Processing*, pp. 2793-2800, 2010
- [77] J.H., Wang, Q.M., Qin, X., Yang. Automated road extraction form multi-resolution images using spectral information and texture. In: *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Quebec City, 2014
- [78] J. Wang, Q. Qin , Z. Gao , J. Zhao , X. Ye. A New Approach to Urban Road Extraction Using High-Resolution Aerial Image, *ISPRS International Journal of Geoinformation*, vol.5, n°.7; 114, 2016
doi:10.3390/ijgi5070114
- [79] J., Zhou, W.F., Bischof, T., Caelli, Road tracking in aerial images based on human-computer interaction and Bayesian filtering. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 61, n°.2, pp. 108-124, 2006.
- [80] Z. Chen, Research on High-resolution RS Image Classification Technology (PhD thesis). Chinese Academy of Science, Beijing, 2006.
- [81] W. Guizhou. Classification of High Spatial Resolution Remote Sensing Images Based on Decision Fusion, *Journal of Advances in Information Technology*, vol. 8, n°. 1, pp-42-46, 2017
- [82] C. Unsalan, K.L. Boyer , A theoretical and experimental investigation of graph theoretical measures for land development in satellite imagery, *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell.* vol. 7, n°.4, pp.575-89, 2005
- [83] E., Mages, U., Karaman, U. ,Çinar , E. ,Gedik, Y., Yardımcı, U., Halıcı, A New algorithm for automatic road network extraction in multispectral satellite *images Proceedings of the 4th GEOBIA*, Rio de Janeiro - Brazil. p.455, May 7-9, 2012
- [84] L. Wang, Q. Qin, S. Du, D. Chen, J. Tao, Road extraction from remote sensing image based on multi-resolution analysis, in *International Symposium on Remote Sensing of Environment* Saint Petersburg, Russian Federation, 2005.
- [85] Y., Zhang, R. ,Wang, Multi-resolution and Multi-spectral Image Fusion for Urban Object Extraction, *Proceedings of ISPRS XXth Congress*, Istanbul, Turkey, July 12-23, 2004.
- [86] S., Hinz, A., Baumgartner, Automatic extraction of urban road networks from multi-view aerial imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* , vol.58, n°1,pp. 83-98, 2003

- [87] A. Baumgartner, C. Steger, H. Mayer. Automatic road extraction based on multi-scale, grouping, and context, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* , vol.65, n°7, pp.777-785, 1999.
- [88] A.n Sironi,E., Türetken, V., Lepetit, P., Fua . Multiscale Centerline Detection; *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*.vol.38,n°7, pp.1-15,2016
doi : 10.1109/Tpami.2015.2462363.
- [89] C., Lacoste, X. ,Descombes, J., Zerubia. Unsupervised line network extraction in remote sensing using a polyline process. *Pattern Recognition*, vol. 43, n°4, pp. 1631 – 1641, 2010.
- [90] M. Kass, A. Witkin et D. Terzopoulos : Snakes : Active contour models. *International Journal of Computer Vision*, pages 321–331, 1988.
- [91] T. Percianoa , F. Tupinb , R. Hirata, R. M. Cesar , A Two-level Markov Random Field for Road Network Extraction and its Application with Optical, SAR and Multitemporal Data, *International Journal of Remote Sensing* , vol.37, n°.16, pp.3584-3610, 2016
- [92] K., Abrous, F., Hammad, Utilisation des contours actifs pour l'extraction des rues à partir d'images satellites, Thèse de doctorat. Ecole nationale Supérieure d'Informatique (E.S.I) OuedSmar, Alger 2009.
- [93] M., Bendaoud, M., Habib, Développement de méthodes d'extraction de contours sur des images à niveaux de gris, thèse de doctorat en physique, université d'Oran de sciences et technologies (USTO), 2017
- [94] N., Poncelet et Y. Cornet, Transformée de Hough et détection des linéaments sur les images satellitaires et modèles numériques de terrain, *BSDLg*, 54, pp.145-156, 2010
- [95] S., Mejdani, R., Egli, F., Dubeau, Old and new straight-line detectors, description and comparison. *Pattern Recognition*, vol. 41, 1845-1866, 2008
- [96] D., Herumurti, K., Uchimura, G., Koutaki, T., Uemura, Urban Road Network Extraction Based on Zebra Crossing Detection from a Very High Resolution RGB Aerial Image and DSM Data. In: *Signal-Image Technology & Internet-Based Systems (SITIS), International Conference: pp. 79-84. IEEE, 2013*
- [97] A. Kirthika,A. Mookambiga, Automated Road Network Extraction Using Artificial Neural Network, *IEEE-International Conference on Recent Trends in Information Technology*, ICRTIT 2011, IEEE MIT, Anna University, Chennai, 2011.
- [98] A. F. Farnood, M. Mokhtarzade, M.J. Valadan Zoej, H. Ebadi H, Road extraction from high resolution satellite images using Image Processing Algorithms and CAD based environment facilities, *Journal of Applied Sciences*, vol. 8, n°.17, pp.2975-2982, 2008
- [99] N. Varia, A. Dokania and J. Senthilnath, A Convolution Neural Network for Road Extraction using RGB images captured by UAV, *IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI)*, pp.1890-1895, 2018
- [100] S. Zhang, F. Mabu, K. Wen and K. Hirasawa, A Supervised learning framework for PCA based face recognition using GNP fuzzy data mining. In *Proc. of the IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, pp. 516-520, 2011
- [101] K. Tana, X. Wang, J. Zhub, J. Huc , J. Lid, A novel active learning approach for the

- classification of hyperspectral imagery using quasi-Newton multinomial logistic regression, *International journal of remote sensing*, vol. 39, n°. 10, pp. 3029–3054, 2018
<https://doi.org/10.1080/01431161.2018.1433893>
- [102] Q. Weng, Remote sensing of impervious surfaces in the urban areas: Requirements, methods, and trends, *Remote Sensing of Environment*, vol. 117, pp. 34–49, 2012
- [103] J. Qian, Q. Zhou, Q., Hou, Comparison of pixel-based and object-oriented classification methods for extracting built-up areas in arid zone, in *ISPRS workshop on Updating Geo-Spatial Databases with imagery*, 5th ISPRS workshop on DMGISs, pp.163-171,2007
- [104] C., He, P., Shi, D., Xie, Y., Zhao. Improving the normalized difference built-up index to map urban built-up areas using a semiautomatic segmentation approach, *Remote Sensing Letters*, vol. 1, n°4, pp.213-221, 2018,
 doi: 10.1080/01431161.2010.481681
- [105] H. Xu, Extraction of urban built-up land features from Landsat imagery using a thematic oriented index combination technique, *Photogrammetric Engineering and Remote sensing*, vol.73, n°12, pp. 1381-1391,2007
- [106] H., Xu, A new index for delineating built-up land features in satellite imagery. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 29, n° 14, pp. 4269-4276, 2008
- [107] A. Varshney, E. Rajesh, A Comparative Study of Built-up Index Approaches for Automated Extraction of Built-up Regions From Remote Sensing Data, *Journal of Indian Society of Remote Sensing*, vol.42, n°3, pp. 659–663, 2014
- [108] Y. Zha, S. Gao, S. Ni, Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 24, n°3, pp. 583-594, 2003.
- [109] He, C., Shi, P., Xie, D., Zhao, Y. Improving the normalized difference built-up index to map urban built-up areas using a semiautomatic segmentation approach. *Remote Sensing Letters*, vol.1, n°4, pp. 213–221, 2010
 doi:10.1080/01431161.2010.481681
- [110] M.M. Waqar, J.F. Mirza, R. Mumtaz, E. Hussain, E, Development of new indices for extraction of built-up area and bare soil from Landsat data, *Open Access Scientific Reports*, vol.1, n°1, pp.1-4, 2012.
- [111] S. Bouzekri, A.A Lasbet, A. Lachehab, A New Spectral Index for Extraction of Built-Up Area Using Landsat-8 Data, *Journal of Indian Society of Remote Sensing*, vol.43, n°4, pp.867–873, 2015
- [112] Y.Zhou, G.Yang, S. Wang, L. Wang, F. Wang, X. Liu, A new index for mapping built-up and bare land areas from Landsat-8 OLI data. *Remote Sensing Letters*, vol.5, n°.10, pp. 862–871, 2014
 doi:10.1080/2150704x.2014.973996
- [113] J. Chen, M. Deng, X. Mei, T. Chen, Q. Shao, L. Hong, Optimal segmentation of a high-resolution remote-sensing image guided by area and boundary. *International Journal of Remote Sensing*, vol.35, n°19, pp. 6914–6939, 2014
- [114] R.G. Congalton, K. Green, Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practice, 2nd ed, 183. Boca Raton, FL: CRC Press/Taylor & Francis Group, 2008.

- [115] S.S. Bhatti, N.K. Tripathi, Built-up area extraction using Landsat 8 OLI imagery. *GIScience & Remote Sensing*, vol.51, n°4, pp. 445–467, 2014
doi:10.1080/15481603.2014.939539
- [116] P.J. Sellers, J.C., Tucker, J.G., Collatz, S., Los, S., C.O., Justice, D.A., Dazlich, D.A., Randal. A global 10 * 10 NDVI data set for climate studies. Part 2—the adjustment of the NDVI and generation of global fields of terrestrial biophysical parameters; *International journal of remote sensing*, Vol. 15, pp. 3519–3545, 1994.
- [117] Y., Denga, C., Wu, M., Lic, R., Chen, R. NDSI: A ratio normalized difference soil index for remote sensing of urban/suburban environments, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*; vol. 39, pp.40-48, 2015
- [118] A. Al-Hashimi, A.S. El-Azzawi, H. El-Kasbi, Dynamics of Urban Growth: Modeling the Fractal Dimension of the City of Irbid, *Jordan, Jordan Journal of Civil Engineering*, vol. 7, n°1, pp.1-16, 2013
- [119] I. Thomas, P. Frankhauser, P., D. Badariotti, Comparing the Fractality of European Urban Neighbourhoods: Do National Contexts Matter, *Journal of Geographical Systems*, vol.14, n°2, pp. 189-208, 2012
- [120] P. Tuček, Z. Janoškay, Fractal dimension as descriptor of urban growth dynamics, *Neural Network World*, vol. 2, n° 13, pp. 93-102, 2013
- [121] P. Frankhauser, La morphologie des tissus urbains et périurbains à travers une lecture fractale, *Revue Géographique de l'Est*, vol. 45, n° 3-4, pp. 2-22, 2005
- [122] B. Mandelbrot, How Long Is the Coast of Britain? Statistical Self-Similarity and Fractional Dimension. *Science, New Series*, vol.156, pp. 636-638, 1967
- [123] J. Sun, J. Southworth, Remote Sensing-Based Fractal Analysis and Scale Dependence Associated with Forest Fragmentation in an Amazon Tri-National Frontier, *Remote Sensing*, vol. 5, pp. 454-472, 2013
- [124] Y.G. Chen, J. Feng, J., Fractal-based exponential distribution of urban density and self-affine fractal forms of cities. *Chaos, Solitons & Fractals*, vol. 45, n°. 11, pp.1404–1416, 2012
- [125] R. Murcio, S. Rodríguez-Romo, Modeling large Mexican urban metropolitan areas by a Vicsek Szalay approach. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol.390, n°16, pp.2895–2903, 2011
- [126] I. Thomas, P. Frankhauser, B. Frenay, M. Verleysen, Clustering Patterns of Urban Built-Up Areas With Curves of Fractal Scaling Behaviour, *Environnement and Planning B: Planning and Design*, vol. 37, pp. 942-954, 2010.
- [127] D.W., Deering, J.W., Rouse, R.H. Haas, and J.A. Schell, Measuring Forage Production of Grazing Units From Landsat MSS Data, *Proceedings of the 10th International Symposium on Remote Sensing of Environment*, II: pp.1169-1178, 1975
- [128] Rouse JW, Hass RH, Schell JA, Deering DW. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. Third ERTS Symposium, NASA SP 351, pp.309-17, 1973
- [129] F. Benkouider, A. Abdellaoui, L. Hamami and M. Eleihar, Spatio temporal analysis of vegetation by vegetation indices from multi-dates satellite images: Application to a semi

- arid area in ALGERIA, *Journal of Energy Procedia*, n° 36, pp. 667-675, 2013
doi: 10.1016/j.egypro.2013.07.077, 2013
- [130] F. Benkouider, A. Abdellaoui, L. Hamami, New and improved built-up index using SPOT imagery: application to an arid zone (Laghouat and M'Sila, Algeria), *Journal of the Indian society of remote sensing (JISRS)*, Vol.47, Issue 2, pp.185-192, 2019
doi: 10.1007/s12524-018-0895-7
- [131] M.D.A. Rounsevell , I. Reginster, M.B. Araujo, A coherent set of future land use change scenarios for Europe Agriculture. *Ecosyst Environ*, vol. 114, pp. 57–68, 2006.
- [132] Araya, S. et al., Phenologic metrics derived from MODIS NDVI as indicators for Plant Available Water-holding Capacity. *Ecological Indicators*, vol.60, pp.1263–1272. 2016
- [133] A.R .Huete, A soil-adjusted vegetation index (SAVI), *Remote sensinf of environment*, vol.25, n°3, pp. 295-309, 1988
- [134] V. Vani, V.R. Mandla, Comparative study of NDVI and SAVI vegetation indices in Anantapur district semi-arid areas, *International Journal of Civil Engineering and Technology vol.8 ,n°4*, pp. 559-566, 2017

Contributions de l'auteur

I. Articles de journaux internationaux avec comités de lecture

1. **F. Benkouider**, A.Abdellaoui et L.Hamami, « Le réseau routier : un indicateur de la dynamique urbaine », *Analele Universitatii Bucuresti ; Geografie ; ANUL LV-2006* ; pages 83 - 97 ;
2. **F. Benkouider**, L. Hamami, A. Abdellaoui, 'Use of the neuronal net for road extraction from satellite images, Application in the city of Laghouat(Algeria), *PIERS ONLINE*, Vol 7, n°2, pp. 146-150 , 2011, (indexed in Scopus)
3. **F. Benkouider**, L. Hamami, A. Abdellaoui, M. Salmon, Extraction de routes par classification supervisée et par réseaux de neurones artificiels à partir d'image SPOT: Cas d'une ville oasisienne (Algérie), *Revue Télédétection*, vol 11, n°1, pp.237-249, 2012 (indexed in Scopus)
4. **F. Benkouider**, A. Abdellaoui, L. Hamami and M. Eleihar, *Spatio temporal analysis of vegetation by vegetation indices from multi-dates satellite images: Application to a semi arid area in ALGERIA*, *Journal of Energy Procedia*, Elsevier Science direct, n° 36 , pp. 667-675; [DOI: 10.1016/j.egypro.2013.07.077](https://doi.org/10.1016/j.egypro.2013.07.077), 2013,(indexed in Scopus)
5. **F. Benkouider**, L. Hamami, A. Abdellaoui, *Optimized Neural Networks Using Principal Component Analysis for Automatic Road Extraction from Remote Sensing*, *Journal of Engineering and Applied Sciences*, vol.9, Issue 10, pp. 427-433, 2014.
[DOI: 10.3923/jeasci.2014.427.433](https://doi.org/10.3923/jeasci.2014.427.433), (indexed in Scopus)
6. **F. Benkouider**, A. Abdellaoui, L. Hamami New and improved built-up index using SPOT imagery: application to an arid zone (Laghouat and M'Sila, Algeria), *Journal of the Indian society of remote sensing (JISRS)*, Vol 47, n°2, pp. 185-192 , 2019.
[DOI: 10.1007/s12524-018-0895-7](https://doi.org/10.1007/s12524-018-0895-7).
7. A.Zitouni, **F. Benkouider**, F.Chouireb, M.Belkheiri, *Classification of Textured Images Based on New Information Fusion Methods*, *IET Image Processing*, 2019
[Doi: 10.1049/iet-ipr.2018.6256](https://doi.org/10.1049/iet-ipr.2018.6256)

II. Articles de conférences internationales avec comité de lecture

1. **F. Benkouider**, L.Hamami et A.Abdellaoui, *Détection des zones urbaines par morphologie mathématique, Application à l'agglomération de la ville de Laghouat : Algérie*, *International Conference on Electrical and Electronics Engineering ICEEE'08*, Laghouat, Algeria, April 21-23, **2008**, pages.
2. **F. Benkouider**, A.Abdellaoui et L.Hamami, *Le réseau routier : un indicateur de la dynamique urbaine*, XI^{ème} Les Journées Scientifiques du réseau de la télédétection de l'AUF, Antananarivo (Madagascar) ; 3-7 novembre **2008**, *Télédétection*, Introduction aux n°3 et4, *Télédétection et gestion de l'environnement*.
3. Abdellaoui A., **Benkouider F.**, Benblidia N., et Bensaid A., 2008. *Dynamique paysagère en milieu oasien ; cas de la ville de Laghouat (Algérie)* ; Les XI^{èmes} Journées Scientifiques du Réseau Télédétection de l'AUF ; *Télédétection et gestion de l'environnement* ; Antananarivo (Madagascar) ; 3-7 novembre **2008**.
4. A. Abdellaoui, **F. Benkouider**, *L'imagerie satellitale multi résolution: Un outil complémentaire pour la réalisation d'un SIG-Routes*, *Colloque International sur les applications de la télédétection et SIG aux Géosciences*, Laboratoire de géologie et environnement, Constantine, 19-20 Janvier **2009**, VT-PO63-DOC-001-F, Issue 1, pages.47-51
5. **F. Benkouider**, A. Abdellaoui et L. Hamami, *Extraction du réseau routiers à partir de l'imagerie satellitaire : Cas de la ville de Laghouat*, Séminaire international sur la gestion des villes, 08-09, Décembre **2010**, M'Sila, Algérie

6. **F. Benkouider**, L. Hamami, A. Abdellaoui, *Use of the neuronal net for road extraction from satellite images, Application in the city of Laghouat(Algeria)*, PIERS, Progress In Electromagnetic Research Symposium Proceedings, Marrakesh, Morocco, Mar. 20-23, **2011**, pp. 1057-1061
7. **F. Benkouider**, A. Abdellaoui, M. Eleihar et A. Ozer, *Evolution du voile sableux et ensablement par imagerie satellitaires dans une zone semi-aride: Application à la ville de Laghouat (Algérie)*, Conférence régionale Erosion éolienne et lutte contre l'ensablement, Laghouat, Algérie, 12-13 Novembre **2012**.
8. **F. Benkouider**, L. Hamami, A. Abdellaoui et M.A. Ameer, *Apprentissage des SVM par un algorithme des K-plus proche voisin pour la classification des images de télédétection*, Journées d'études Algéro-Françaises de doctorants en signal & image & applications, JEAFFD'2012 Proceeding, Alger(Algérie), 5-6 décembre **2012**, pp. 90-94
9. **F. Benkouider**, A. Abdellaoui, L.Hamami and M. Eleihar, *Spatio temporal analysis of vegetation by vegetation indices from multi-dates satellite images: Application to a semi arid area in ALGERIA*, Proceeding of TerraGreen 13 International Conference - Advancements in Renewable Energy and Clean Environment, 13, 15-17 February **2013**, Lebanon
10. **F. Benkouider**, A. Abdellaoui, L. Hamami and A. Serradj, *Analysis of urban morphology by remote sensing and fractal geometry: application to the agglomeration of Laghouat(Algeria)*, in Proceeding book of the 7Th digital earth Summit, Digital earth for sustainable development in Africa, 17-18-19 April **2018**, El Jadida Morocco, pp. 142-147

Annexe A

Les images de Télédétection

La télédétection fournit des images numériques du rayonnement électromagnétique émis ou réfléchi par la surface de la terre, et mesuré dans différentes bandes spectrales par des capteurs embarqués à bord de satellites. Les données numériques des scènes ainsi enregistrées sont transmises aux stations de réception et corrigées des distorsions géométriques et Radiométriques liées aux conditions d'acquisition des images. Chaque image est une mosaïque de surfaces élémentaires, les pixels, dont la taille caractérise la résolution spatiale du satellite. Ils sont munis chacun d'une valeur radiométrique, mesure discrète de l'énergie reçue par le capteur dans une bande spectrale. La luminance d'un point est alors codée sur 8 bits, soient 256 valeurs possibles qui peuvent être représentées visuellement par 256 niveaux de gris ; depuis les très faibles valeurs de luminance de la surface d'une eau claire et profonde (l'eau apparaît alors noire), jusqu'aux valeurs très élevées de la neige fraîche (blanche car elle réfléchit la quasi-totalité du rayonnement solaire). L'ensemble des réponses spectrales d'un pixel dans les différentes longueurs d'onde constitue sa signature spectrale, chaque domaine spectral amenant une information particulière sur la nature de l'objet observé qu'il soit artificiel (bâtiments, routes, voies ferrées, canaux, ...) ou naturel (végétal, minéral, eau, nuages, ...), figure A.1. Toutefois, des objets différents peuvent présenter des signatures spectrales identiques à un moment donné, rendant leur discrimination difficile sinon impossible. Des études sur la texture de l'image ou une analyse diachronique sont alors nécessaires.

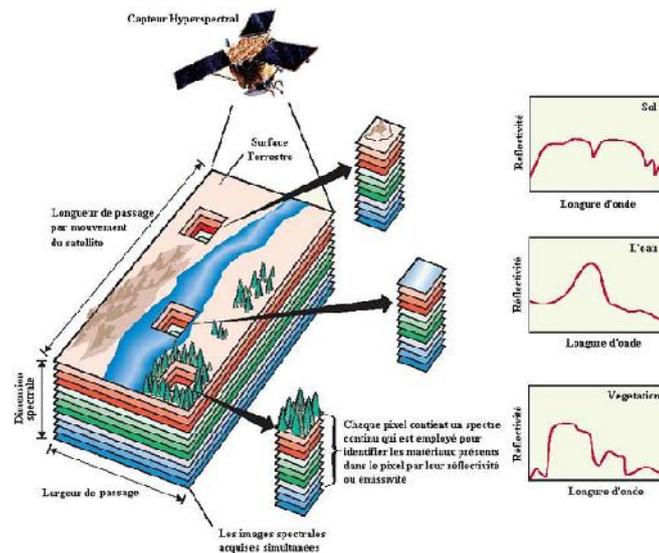


Figure A.1 Signatures spectrales de différents milieux, (extrait,)

1. Formation des images satellitaires

Nous pouvons observer sur la figure A.2, les éléments qui interviennent pendant la formation des images numériques multispectrales. Ces images sont formées d'une façon générale par un système capteur qui donne une représentation de la scène de la façon suivante :

- **Source d'énergie.** Elle envoie la radiation à la scène observée dont la nature peut être de type ondulatoire (électromagnétique ou acoustique) ou corpusculaire (neutrons, positrons, électrons).

- **Scène.** Elle est composée d'éléments basiques nommés champ instantanés et *champs instantanés visuels*. Chacun de ces champs interagit avec la source de radiation ce qui résulte en une émission d'énergie vers le capteur.
- **Capteur.** Le capteur suit une certaine trajectoire pour enregistrer le signal émis par la source d'énergie qui est réfléchié par la scène.
- **Filtres.** C'est ici que la séparation des différentes bandes d'énergie est faite.
- **Convertisseurs.** La nature des signaux est continue, c'est pour cela qu'une discrétisation est faite dans cette étape.
- **Image Numérique Multispectrale.** Il s'agit d'une simplification de la scène. Par la suite, nous notons l'image comme un ensemble S , une grille, composée de sites $s \in S$, la valeur qui est prise dans chaque site est $x_{s \in S}^{(n)} \in G$, où G est l'ensemble des niveaux de gris, dans la plupart des cas $[0 \text{ v}255]$. Dans la suite de ce manuscrit, nous allons montrer comment ces valeurs sont acquises.

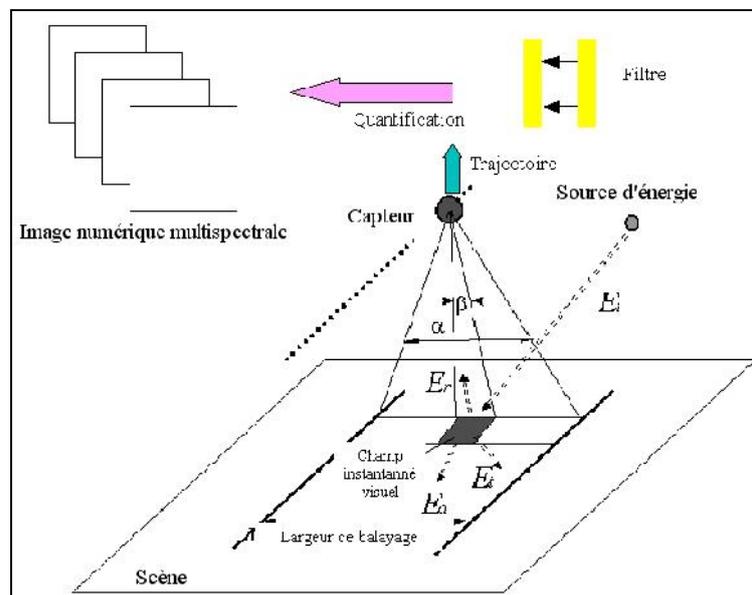


Figure A.2 Formation d'une image satellitaire numérique multispectrale, (Zérubia, 2003)

D'une façon générale, le fonctionnement est le suivant : à partir de l'émission d'une radiation vers la scène par la source d'énergie, une certaine quantité de cette énergie est réfléchié du fait de l'interaction avec un élément physique de la scène qui est nommé *champ instantané visuel*; cette énergie est ensuite enregistrée par le capteur monté dans le satellite qui décrit une certaine trajectoire autour de la Terre, cette trajectoire est appelée orbite. L'énergie enregistrée est ensuite envoyée aux filtres ou ensembles de filtres pour être envoyée aux convertisseurs à des fins de discrétisation, pour finalement obtenir une image multispectrale. Ce signal va nous permettre de donner une valeur au pixel $x_{s \in S}^{(n)}$. Pour cela, nous rappelons les dénitions suivantes :

Les signaux émis obéissent à l'équation générale :

$$c = \gamma \lambda \quad (\text{A.1})$$

Où c est la vitesse de la lumière, γ la fréquence et λ la longueur d'onde, celle-ci sera utilisée pour représenter la scène.

De façon générale, on note que le signal $E_r(\lambda)$, qui est détecté par le capteur, est un signal réfléchié à partir du signal incident E_i émis par la source, celui-ci s'écrit :

$$E_r(\lambda) = E_i(\lambda) - [E_a(\lambda) + E_t(\lambda)] \quad (\text{A.2})$$

où E_i est le signal émis par la source, E_a est le signal absorbé et E_t est le signal transmis, ces deux derniers signaux ne seront pas détectés par le capteur. Les matériaux qui composent la scène ont un comportement spécifique vis-à-vis de ces signaux.

1.1 Champ Instantané Visuel

Un autre élément important de la figure A.2, est le champ visuel, noté, qui correspond à l'angle nécessaire pour enregistrer la scène. Si cet angle est grand, alors la distorsion géométrique est également grande.

Dans ce contexte, il faut tenir compte du champ instantané visuel, notée, qui dans l'image numérique correspond au pixel.

1.2 Résolution

D'une façon générale, La résolution spatiale est donnée par la taille du pixel. La résolution radiométrique est l'étendue des valeurs discrètes correspondant à la luminosité. La résolution temporelle, utilisée pour des projets spécifiques, n'est que la mesure de la fréquence d'obtention d'une même donnée. La résolution spectrale représente les données prises dans une certaine longueur d'onde.

- **Résolution spatiale**

La taille de la région observée est déterminée par la distance entre la cible et le capteur. Le détail de l'image est aussi déterminé par le même facteur. Plus le capteur s'éloigne, plus la région observée est grande. Le problème reste dans le détail que l'on peut observer. La résolution spatiale est donc une fonction du plus petit élément qu'il est possible de détecter.

- **Résolution spectrale**

La résolution spectrale est la capacité d'un capteur à utiliser de petites fenêtres de longueurs d'onde. Lorsque la résolution spectrale est fine, alors les fenêtres des différents canaux du capteur sont étroites.

- **Résolution radiométrique**

Les caractéristiques radiométriques décrivent l'information contenue dans une image par la sensibilité d'un capteur au signal émis par la scène. La résolution radiométrique décrit donc la capacité de reconnaissance des différences dans l'énergie électromagnétique.

- **Résolution temporelle.**

Le temps que prend le satellite pour enregistrer le même endroit dans les mêmes conditions : horaires, conditions d'illumination, etc., est la résolution temporelle. Le satellite, dans ce cas, a effectué un cycle orbital complet.

La résolution spatiale d'un capteur dépend principalement de son champ instantané visuel (CIV). Comme nous l'avons remarqué dans le paragraphe précédent, les images de télédétection sont composées d'une matrice d'éléments appelés pixels. Le pixel est donc le plus petit élément d'une image.

1.3 Facteurs intervenant dans la formation des images

Dans un autre ordre d'idées, nous pouvons noter l'intervention d'un ou la combinaison de plusieurs facteurs lors de la formation des images, à savoir :

- **La géométrie**

Elle nous indique la projection d'un point de la scène sur l'image; il existe essentiellement deux projections : (1) la projection perspective qui nous indique le point d'une scène dans la direction indiquée quand il passe par l'origine et (2) la projection orthographique où le point de la scène à son équivalent dans la direction perpendiculaire.

- **La réflectance des surfaces visibles.**

Sur la figure 1.7, nous pouvons voir qu'il existe deux types de réflecteurs : (1) Spéculaire et (2) diffus. Dans le cas idéal, le réflecteur spéculaire reflète tout le signal et le réflecteur diffus correspond à une surface Lambertienne.

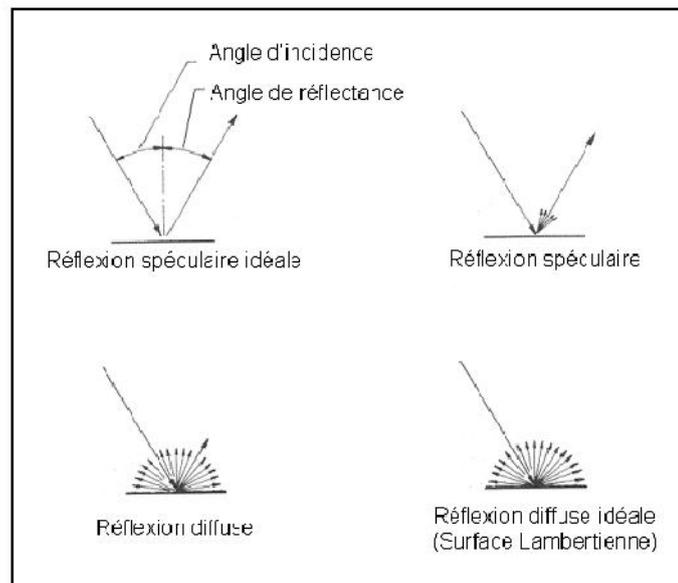


Figure A.3 Réflectance des surfaces visibles (à partir de Lillesand et Kiefer, (1979))

1.4 Distorsion géométrique des images

Les images issues de la télédétection présentent un problème, nommé distorsion géométrique, qui peut se présenter sous plusieurs formes. Étant donné que la télédétection a pour but de représenter la surface tridimensionnelle correspondant à la surface de la Terre sur une image bidimensionnelle, les distorsions inhérentes ont différentes formes et dépendent de l'acquisition des données. Quelques facteurs sont : un effet de perspective de l'optique du capteur, le mouvement du système de balayage, le mouvement et la stabilité de la plate-forme, l'altitude, le relief de la surface, la rotation de la Terre et sa courbure.

1.5 Les capteurs

L'enregistrement de l'énergie réfléchie est fait par un capteur installé sur une plate-forme distante de la cible à observer. Les plate-formes peuvent être situées près de la surface terrestre (avion par exemple) ou éloignées de la surface terrestre (satellite par exemple), ce qui entraîne dans ce dernier cas des distorsions dues au milieu que le signal traverse.

Les capteurs peuvent être classés en :

- **Capteur Actifs** qui mesurent l'énergie retournée à partir d'une transmission faite par eux même. Les capteurs actifs sont alors émetteurs et récepteurs en même temps, c'est à dire source et capteur sont inclus dans le dispositif. Notamment, nous pouvons compter dans ce groupe les capteurs qui utilisent le radar.
- **Capteur Passifs** qui mesurent l'énergie réfléchie ou émise par une source externe. Il y a des capteurs qui mesurent l'énergie du soleil réfléctée et travaillant dans le domaine de l'ultraviolet, du visible et du proche infrarouge. D'autres capteurs mesurent l'énergie émise par la terre même, c'est à dire qu'ils travaillent sur la zone thermique des longueurs d'onde.

1.6 L'imagerie optique

L'imagerie optique utilise une source d'énergie externe, c'est la raison pour laquelle ce type de capteurs rentre dans la catégorie des capteurs passifs. Dans le spectre électromagnétique, figure 1.6, l'imagerie optique utilise le domaine visible et infrarouge. Dans l'annexe A, nous donnons un classement des satellites optiques (SPOT, LANDSAT, METEOSAT, IKONOS, QUICK BIRD, ORBVIEW,...). Nous pouvons apprécier qu'il s'agisse de quelques uns des satellites les plus performants pour lesquels on mentionne les résolutions et la longueur de balayage.

1.6.1 L'imagerie RADAR à synthèse d'ouverture

Dans un premier temps, nous pouvons noter que le RADAR est un système actif, qui fournit sa propre source d'énergie électromagnétique. Les détecteurs, qu'ils soient aéroportés ou spatioportés, émettent des radiations micro-ondes par une série d'impulsions à partir d'une antenne qui est positionnée vers la surface, perpendiculairement à la direction du mouvement. Lorsque l'énergie atteint la cible, une portion de l'énergie est réfléchiée vers le détecteur. La dispersion de la radiation micro-onde est alors détectée, mesurée et chronométrée.

Le radar aéroporté à antenne latérale (RAAL) a été développé par des militaires pour la reconnaissance et la surveillance des terrains, ce type d'instrument a été amélioré pour donner place aux développements du radar à synthèse d'ouverture RSO (SAR en Anglais "Synthetic Aperture Radar") à grande résolution. Les radars transmettent vers la cible un signal radio dans les micro-ondes et détectent la partie rétro-diffusée du signal. Ce signal est polarisé sur un plan horizontal (H) ou vertical (V), ce qui permet des combinaisons polarimétriques en émission et en réception, HH, VV, HV, VH. L'intensité du signal rétro-diffusé est mesurée pour discerner les différentes cibles, et le délai entre la transmission et la réception du signal sert à déterminer la distance (ou la portée) de la cible. Nous citons parmi les principaux satellites radar : ERS, ESA, JERS1, RADARSAT,...ect.

Annexe B

L'application SIG

1 Présentation de l'application SIG réseau routier

– Page principale

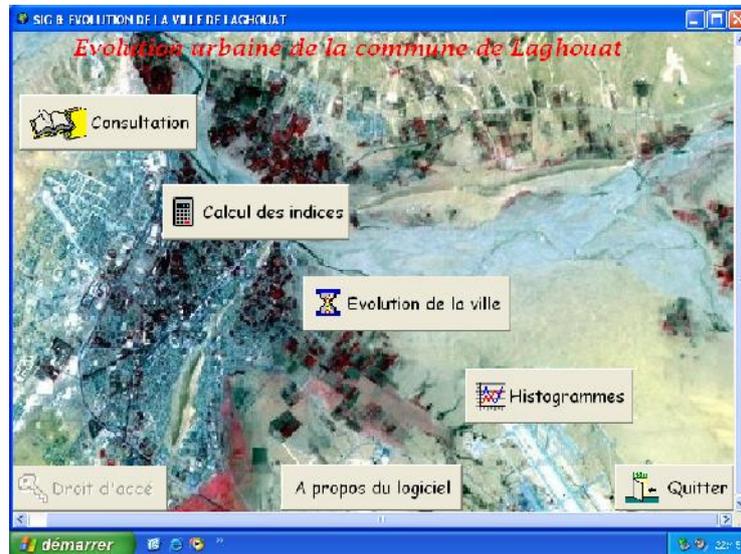


Figure B.1 page principale

-Barre de menu : Elle comprend :

- 1- Fichier : pour initialiser la page ou quitter.
- 2- Activer outil : la sélection, Zoom, déplacement.
- 3- Voir réseaux routiers : permet d'ouvrir les différentes couches de réseaux routiers à partir de 1862 jusqu'à 2005.
- 4- Voir zones bâties : ouvrir les couches bâties (de 1862 à 2005).
- 5- Voir zones oasis : ouvrir les couches oasis (de 1862 à 2005).
- 6- Voir cartes : permet de consulter les cartes originales utilisées.



Figure B.2 Barre de menu

-Le dessin des différentes couches

On dessine les différents objets sur des couches différentes qui sont : couche réseau routier, couche sociale et couche oasis à l'aide d'outils de dessin et d'astuces offertes par

Mapinfo par exemple les frontières de la ville, les différents routes, les zones bâties et les oasis, (figure B.3).

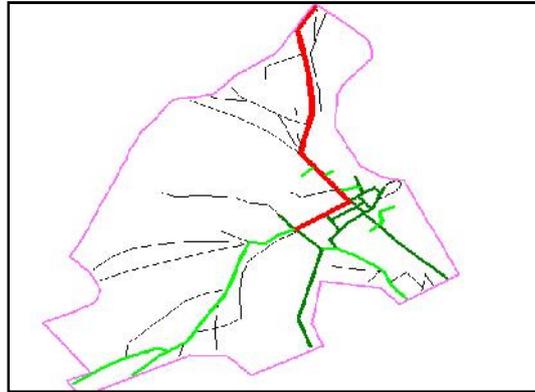


Figure B.3 Couche réseau routier 1957.

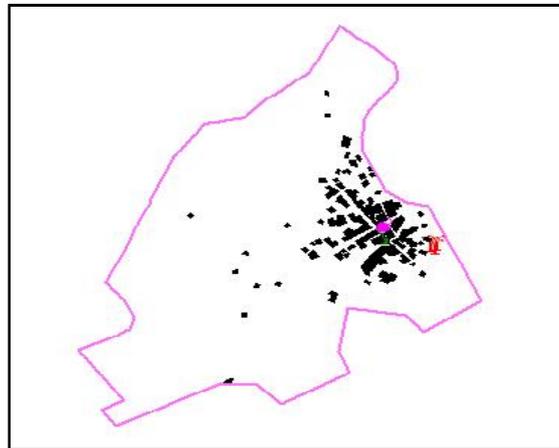


Figure B.4 Couche sociale 1957.

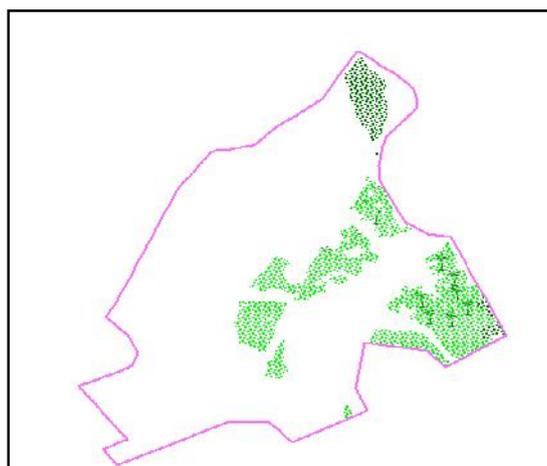


Figure B.5 Couche végétation 1957

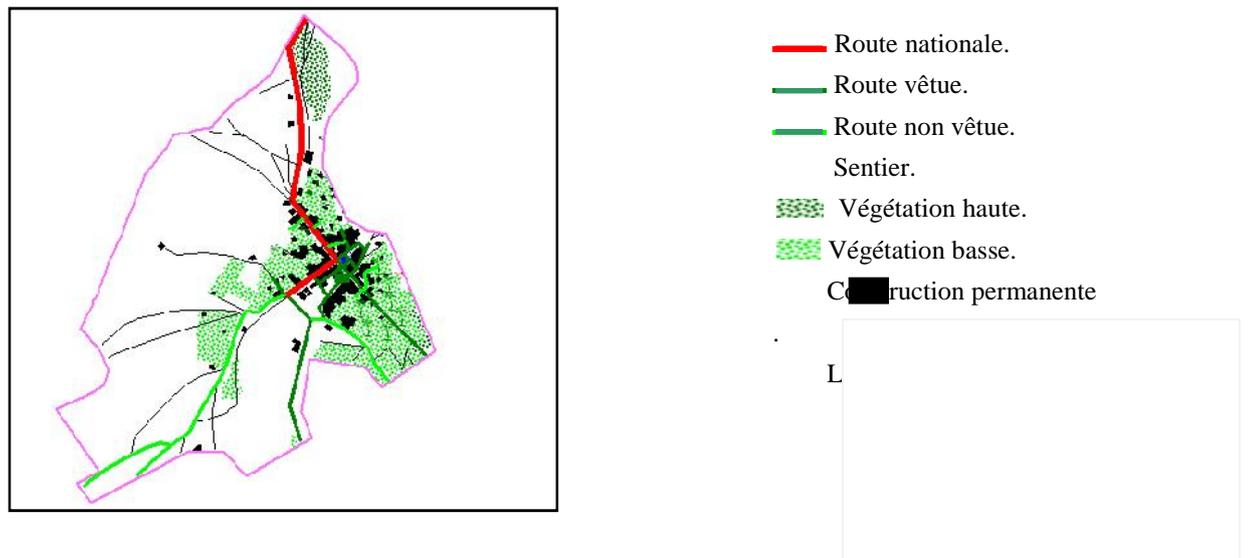


Figure B.6 Les trois couches superposées de 1957.

2 Evolution du réseau routier

Dans le menu évolution on peut choisir un des trois thèmes par exemple l'évolution du réseau routier, figure B7.

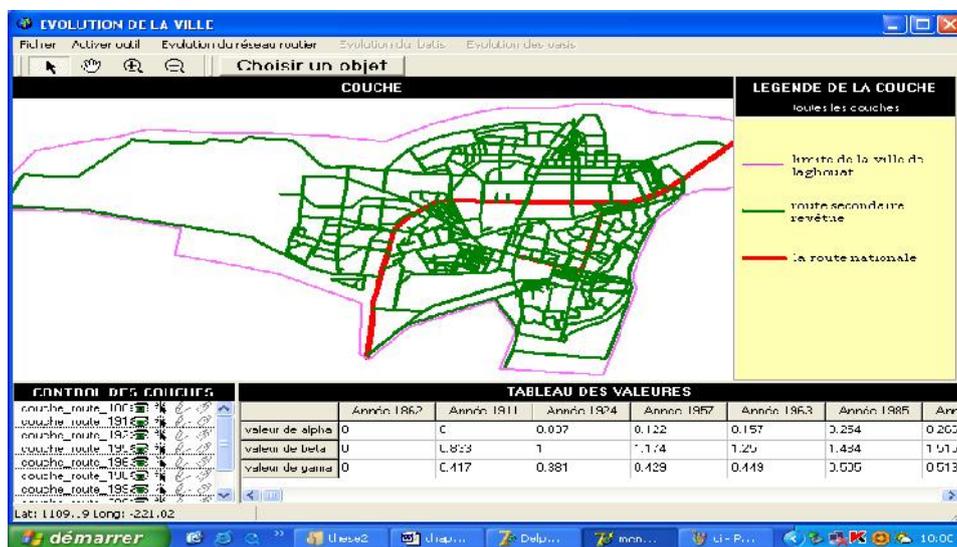


Figure B.7 Evolution du réseau routier

3 Histogramme du bâti

