

UNIVERSITE SAAD DAHLAB DE BLIDA

**Faculté des Sciences de l'Ingénieur**  
Département d'Electronique

# **THESE DE DOCTORAT D'ETAT**

Spécialité : Traitement d'Images

APPORT DE L'IMAGERIE SATELLITALE MULTI-RESOLUTION POUR L'ETUDE  
DE LA DYNAMIQUE URBAINE

LE CAS D'UNE VILLE EN ZONE DE TRANSITION MONTAGNE-PLAINE :  
BLIDA (ALGERIE)

Par

**BENBLIDIA Nadjia**

Soutenue le 27 Décembre 2007

**Devant le jury composé de**

M. BENSEBTI, Professeur, U. de Blida, Président

S. SOUIAH, Professeur, U. de Cergy-Pontoise, Examineur

J.P. CHEYLAN, Directeur de Recherche, CNRS, Avignon, Examineur

L. HAMAMI, Maître de Conférences, E.N.P, Alger, Examinatrice

A. GUESSOUM, Professeur, U. de Blida, Rapporteur

A. ABDELLAOUI, Maître de Conférences, U. de ParisXII, Co- Rapporteur

BLIDA, DECEMBRE 2007

## RESUME

L'objectif général de cette recherche est d'évaluer l'apport des images satellites comme source d'information pour comprendre la dynamique urbaine d'une ville en zone de transition montagne-plaine. La ville de Blida, objet principal de l'étude, a joué à la fois le double rôle de pôle d'attraction et ville satellite de la capitale avec cependant des contraintes naturelles (l'Atlas tellien d'un côté et les zones de culture de l'autre) et anthropiques (terrains militaires) pour son extension naturelle. La croissance rapide de la population (natalité, exode rural accéléré) a généré une extension du bâti fortement décalée avec les prévisions (PDAU, POS). Cette situation a généré une occupation "quasi chaotique" de l'espace et l'apparition de foyers incontrôlés d'habitats précaires essentiellement en périphérie. L'image satellitale apparaît alors comme le moyen le plus objectif de retracer l'évolution du tissu urbain et de l'occupation de l'espace; ce qui devrait permettre de comprendre la configuration actuelle du système urbain actuel et de tenter de prévoir quels pourraient être les développements futurs d'un ensemble encore en pleine transformation.

Dans ce cadre, plusieurs objectifs ont été fixés pour ce travail de thèse:

- la recherche d'algorithmes de détection de la morphologie urbaine à partir d'images satellitaires multi résolutions (15 à 80 m);
- l'analyse des structures urbaines et de l'occupation du sol en proposant une méthode de cartographie à partir des images multimodales des satellites d'observation de la terre LANDSAT, SPOT HRV et Aster;
- l'automatisation du processus de détection des changements pour l'analyse de la dynamique urbaine d'une ville en utilisant des images satellitaires multitudes;
- l'analyse historique de la ville de Blida par intégration des cartes d'occupation du sol et de données auxiliaires au sein d'un système d'information géographique

**Mots clés** : Image multi-résolution, Caractérisation des scènes urbaines, Analyse dynamique d'images multispectrales, Blida

## ABSTRACT

The general objective of this research is to evaluate the contribution of the satellite images as information source to understand the urban dynamics of a city in zone of transition mountain-plain. The city of Blida, main object of the study, played at the same time the double part of centre of attraction and satellite town of the capital with however the existence of natural constraints (the Tellian Atlas on a side and zones of culture of the other) and also anthropogenic constraints (army grounds) for its natural extension. The rapid growth of the population (birthrate, accelerated rural migration) generated an extension of the frame strongly shifted with forecasts (PDAU, POS). This situation generated a “quasi chaotic” occupation space and the appearance of uncontrolled hearths of precarious habitats primarily in periphery. The satellitale image seems the most objective means then to recall the evolution of urban tissue and the occupation of space; what should make it possible to understand the actual configuration of the current urban system and to try to envisage which could be the future developments of this urban complex still in full transformation.

Within this framework, several objectives were fixed for this work of thesis like:

- algorithm's search for detection of urban morphology from multi resolutions remote sensing images (15 to 80 m);
- analysis of the urban structures and ground occupation by proposing a method of cartography from the multispectral images of the ground observation satellites (LANDSAT, SPOT HRV and Aster);
- the automation of the detection process of the changes for the analysis of the urban dynamics of a city by using temporal satellite images;
- historical analysis of the city of Blida by integration of the occupation ground charts and auxiliary data within a geographical information system

**Key words:** Image multi-resolution, Characterization of the urban scenes, Dynamic multispectral images analysis, Blida

## خلاصة

الهدف العام من هذا البحث هو تقييم مساهمه من الصور الساتليه حسب مصدر المعلومات لفهم ديناميات الحضري للمدينة في منطقة سهل الانتقال بالجبال. مدينة بليدا ، والهدف الرئيسي من هذه الدراسة ، لعبته في الوقت نفسه المزدوج جزءا من مركز الجذب والمدينة التابعة للعاصمة ولكن مع وجود القيود الطبيعيه (tellian اطلس على الجانب والمناطق الخاضعه للثقافة الأخر (وأیضا القيود الاصطناعي (الجيش لأسباب (لامتدادا طبيعيا. ان النمو السريع لعدد السكان (عدد المواليد ، وتسارع الهجره من الريف) تولد امتدادا للاطار بقوة تحولت مع تنبؤات (PDAU ،POS). هذه الحالة ولدت "شبه فوضويه" احتلال الفضاء وظهور غير المنضبط الموقد من الموائل الهشه اساسا في المحيط. صورة الساتليه يبدو اكثر وسيلة موضوعية ثم أذكر تطور النسيج الحضري واحتلال الفضاء ؛ ما ينبغي أن تجعل من الممكن فهم التشكيل الفعلي للنظام الحالي والحضرية في محاولة لتصور الذي يمكن في المستقبل من هذه التطورات الحضرية المعقده لا تزال في التحول الكامل.

وضمن هذا الإطار ، جرى تحديد عدد من الأهداف لهذا العمل من اطروحة مثل :

- خوارزميات البحث لاكتشاف الحضريه مورفولوجيا قرارات متعددة من الصور الساتليه 15 الى 80 م) ؛
- تحليل الهياكل الحضريه واحتلال ارض الواقع من خلال اقتراح طريقة لرسم الخرائط من الصور المتعددة للسوائل مراقبة الارض (لانديسات وسبوت غرينيا اوكرانيه وزهرة النجمة) ؛
- مكنه عملية الكشف من التغييرات لتحليل ديناميات الحضري للمدينة عن طريق استخدام الزمانيه الصور الساتليه ؛
- التحليل التاريخي للمدينة بليدا طريق التكامل للاحتلال ارض الواقع الخرائط والبيانات الاضافيه ضمن نظام المعلومات الجغرافية.

**الكلمات الأساسية :** صورة متعددة القرار ، وصف للمشاهد الحضريه ، ويحلل ديناميه صور متعددة الاطراف ، بليدة



## ***REMERCIEMENTS***

**C**omme le veut la tradition, je débute ce manuscrit de thèse par le plus passionnant et le plus attendu des chapitres d'une thèse: les remerciements.

**C**e travail a pu être réalisé et mené à son terme grâce au soutien, à l'aide et aux différentes marques d'encouragements de la part de nombre de personnes qu'il m'est agréable de citer.

**J**e commencerai par exprimer ma reconnaissance envers tous les membres du jury. Avoir pu réunir en cette heureuse et fin d'année des chercheurs d'un niveau rehaussé au sein de disciplines aussi diverses a été pour moi une impression d'honneur et une marque d'encouragement à la conduite de recherches interdisciplinaires dans le volet du traitement d'image.

**C**e document est finalement l'aboutissement d'un travail de longue haleine. Mes vifs remerciements vont particulièrement à mes directeurs de thèse, MM. Abdellaoui Abdelkader et Guessoum Abderrezak, pour m'avoir encadré durant mes années de thèse et apporté la rigueur et la précision scientifique qui m'ont permis de finaliser ce travail de recherche. Mes remerciements vont tout d'abord à M. Guessoum pour son soutien scientifique. Ses avis et conseils, sa patience et ses encouragements ont été précieux dans l'accomplissement de ce travail. Cette thèse étant suivie à Paris, et ce grâce à ses connaissances et pistes de réflexions, M. Abdellaoui m'a non seulement aidé à élargir le champ de cette recherche, mais aussi ma vision scientifique au-delà de ce doctorat. Pour toutes ces raisons je lui témoigne mon grand respect.

**M**es remerciements s'adressent également à M. Bensebti Messaoud, Professeur à l'université de Blida pour l'honneur qu'il me fait en acceptant de présider ce jury.

**J**e tiens à remercier chaleureusement Mme Latifa Hamami, Maître de conférence à l'ENP d'Alger et M. Jean Paul Cheylan, Directeur de recherche au CNRS à Avignon, pour avoir consenti à évaluer ce mémoire en tant que rapporteurs, ainsi que pour les nombreuses remarques, suggestions constructives et conseils avisés.

**J'**exprime aussi ma gratitude à M. Sid-Ahmed Souiah, Professeur à l'université de Cergy-Pontoise pour avoir accepté d'examiner et d'évaluer cette thèse malgré ses nombreuses occupations.

**J**e tiens également à assurer de mes remerciements tous les membres dirigeants de l'université Saad Dahlab de Blida; que MM. Le Recteur, le Vice Recteur chargé de la PGRS, le Doyen de la Faculté des Sciences de l'Ingénieur, le Chef du Département d'Electronique trouvent ici l'expression de ma profonde gratitude.

**J**e voudrais dire aussi toute ma reconnaissance à Mme Isabelle Herlin, Directrice de Recherche à l'INRIA, qui m'a initié durant mes nombreux séjours à Paris, à la télédétection en m'ouvrant la première les portes de son laboratoire dans le cadre du projet AIR.

**I**l m'est également impossible d'oublier et encore moins de remercier tous ceux dont l'amitié et l'appui m'ont été d'un grand apport.

**A**ux enseignants et personnel du Département d'Electronique de l'université de Blida, du Département de Géographie de l'université du Val de Marne pour leur accueil et amabilité, sans oublier les doctorants de l'équipe GEONAT.

**M**a reconnaissance considérable va également à l'égard de mes chers parents, à mes frères et sœurs, à mes nièces et neveu sans oublier mes cousines ainsi qu'à toute ma famille.

**P**uisse, Dieu Le Tout Puissant, vous bénir tous qui êtes cités supra et vous aide à accomplir chacun sa tâche comme il l'a fait pour moi.

**E**nfin, à tous ceux et ils sont si nombreux, qui un jour m'ont demandé: alors cette thèse c'est pour quand?...ça y est, elle est là.

*Nadjia*

## LISTE DES ILLUSTRATIONS GRAPHIQUES ET TABLEAUX

Figure 1.1	Spectre électromagnétique	10
Figure 1.2	Interaction du rayonnement électromagnétique avec la surface	11
Figure 1.3	Image satellitale et réflectance spectrale	12
Figure 1.4	Comportement spectral des végétaux selon l'état physiologique	14
Figure 1.5	Comportements spectraux des sols, de l'eau et du bâti	14
Figure 1.6	Images et objets géographiques. Source : Image Landsat TM de Blida ( <i>image progressivement dégradée de 10 à 90 mètres de résolution</i> )	21
Figure 1.7	Images et objets géographiques. Source : Image Aster de Laghouat ( <i>image progressivement dégradée de 5 à 90 mètres de résolution</i> )	21
Figure 1.8	Niveaux d'interprétation	21
Figure 1.9	Influence de la résolution spatiale sur les possibilités d'interprétation des images	22
Figure 1.10	apparence comparée des thèmes bâti et roche	24
Figure 1.11	Sadikia, un quartier de sédentarisation forcée, habitat quasi spontané	24
Figure 1.12	le bâti sous palmeraie	25
Figure 1.13	<i>les nouveaux quartiers d'habitat individuel aux flancs du Djebel Lahmar</i>	25
Figure 1.14	Images satellitales disponibles sur Laghouat	26
Figure 1.15	Position géographique de Blida <i>a) découpage de la wilaya de Blida b) site d'étude c) carte de découpage administratif d'Algérie d) topographie du site</i>	27
Figure 1.16	Vue d'ensemble de la ville de Blida	28
Figure 1.17	Centre ville <i>a) rue commerçante b) Place du 1<sup>er</sup> Novembre c) Bd Larbi Tebessi</i>	29
Figure 1.18	Péricentre représentant les principaux axes de communication	29
Figure 1.19	Images satellitales disponibles sur Blida	30
Figure 2.1	Les trois espaces pour visualiser et analyser les données spectrales : (a) espace d'image, (b) espace du phénomène et (c) espace du spectre	33
Figure 2.2	opération d'amélioration du contraste sur l'image de Laghouat <i>a) image brute b) image rehaussée</i>	35
Figure 2.3	Application de l'opération de filtrage sur l'image de Laghouat	36
Figure 2.4	Méthodes d'extraction utilisées en milieu urbain	39
Figure 2.5	Extraction de contours par l'opérateur <i>de b) Deriche et c) Canny sur l'image de Laghouat (a)</i>	40
Figure 2.6	Classification non <i>supervisée (a) image originale (b) Kmoyennes en 6 classes et (c) Isodata 10 classes</i>	44

Figure 2.7	Algorithmes de classification (a) selon la distance minimum, (b) en hyperboîtes, (c) selon le maximum de vraisemblance	44
Figure 2.8	Résultats de la classification en mode supervisé sur l'image Aster de Blida (a) maximum de vraisemblance (b) minimum de distance (c) hyperboîtes	45
Figure 2.9	Schéma fonctionnel (a) d'un neurone artificiel et (b) perceptron à trois couches	45
Figure 2.10	Classification par un réseau de neurones en 11 classes (a) 1 couche cachée, précision globale de 77% (b) 2 couches cachées, précision globale de 49%	46
Figure 3.1	Extraits d'une zone urbaine haute résolution de Laghouat – (a) LANDSAT MSS b) LANDSAT TM c) SPOT HRV et d) Aster	53
Figure 3.2.a	Histogrammes et statistiques d'une zone urbaine (canaux LANDSAT MSS et ACP)	54
Figure 3.2.b	Histogrammes et statistiques d'une zone urbaine canaux LANDSAT TM et ACP	54
Figure 3.2.c	Histogrammes et statistiques d'une zone urbaine (canaux Spot et ACP)	55
Figure 3.2.d	Histogrammes et statistiques d'une zone urbaine (canaux Aster et ACP)	55
Figure 3.3	Extrait d'une zone urbaine haute résolution de Blida (a) LANDSAT MSS b) LANDSAT TM et c) Aster	56
Figure 3.4.a	Histogramme et statistiques d'une zone urbaine canaux LANDSAT MSS et ACP	57
Figure 3.4.b	Histogramme et statistiques d'une zone urbaine canaux Aster et ACP	57
Figure 3.4.c	Histogramme et statistiques d'une zone urbaine canaux LANDSAT TM et ACP	57
Figure 3.5	Opérations de base en morphologie mathématique : dilatation, érosion, ouverture et fermeture en teintes de gris d'une image I(x)	59
Figure 3.6	Dilatation (b) et érosion (c) d'une image en teintes de gris (a : composante 1 de l'ACP)	59
Figure 3.7	Fermeture (b) et ouverture (c) d'une image en teinte de gris (a:composante 1 de l'ACP)	60
Figure 3.8	Les Chapeaux Haut de forme blanc (b) et noir (c) sur la composante 1 de l'ACP (a)	61
Figure 3.9	Synoptique d'extraction de l'emprise urbaine	62
Figure 3.10.1	Compositions colorées des images de Laghouat (a) Landsat MSS 72 (b) Landsat TM Novembre 87 (c) Spot HRV 2001 d) Aster 2004	63
Figure 3.10.2	Compositions colorées des images de Blida (a) Landsat MSS 72 (b) Landsat TM 2001 et (c) Aster 2001	64
Figure 3.11.a	Bandes de l'analyse en composantes principales et contribution relative des axes factoriels – Blida Landsat TM 2001	65
Figure 3.11.b	Bandes de l'analyse en composantes principales et contribution relative des axes factoriels – Blida Landsat TM 1987	65
Figure 3.11.c	Bandes de l'analyse en composantes principales et contribution relative des axes factoriels – Blida Aster 2001	66
Figure 3.12.a	Bandes de l'analyse en composantes principales et contribution relative des axes factoriels – Laghouat LANDSAT TM 1987	66

Figure 3.12.b	Bandes de l'analyse en composantes principales et contribution relative des axes factoriels – Laghouat MSS 1972	67
Figure 3.12.c	Bandes de l'analyse en composantes principales et contribution relative des axes factoriels – Laghouat Aster 2004	67
Figure 3.12.d	Bandes de l'analyse en composantes principales et contribution relative des axes factoriels – Laghouat SPOT HRV 2001	67
Figure 3.13.1	Image des résidus (c) à partir de l'ACP1 (a) après opération de fermeture (b) <i>Blida MSS 72</i>	69
Figure 3.13.2	Image des résidus (c) à partir de l'ACP1 (a) après opération de fermeture (b) - <i>Blida TM 2001</i>	69
Figure 3.13.3	Image des résidus (c) à partir de l'ACP1 (a) après opération de fermeture (b) - <i>Blida Aster 2001</i>	69
Figure 3.14.1	Image des résidus (c) à partir de l'ACP1 (a) après opération de fermeture (b) - <i>Laghouat Landsat MSS 1972</i>	70
Figure 3.14.2	Image des résidus (c) à partir de l'ACP1 (a) après opération de fermeture (b) – <i>Laghouat SPOT HRV 2001</i>	70
Figure 3.14.3	Image des résidus (c) à partir de l'ACP1 (a) après opération de fermeture (b) – <i>Laghouat LANDSAT TM 1987</i>	70
Figure 3.14.4	Image des résidus (c) à partir de l'ACP1 (a) après opération de fermeture (b) - <i>Laghouat Aster 2004</i>	70
Figure 3.15.a	Effets des seuils bas (SB) et haut(SH) a) SB =5, SH =70; b) SB=15 SH=52 – <i>Blida MSS 1972</i>	71
Figure 3.15.b	Effets des seuils bas (SB) et haut(SH) a) SB =7, SH =100; b) SB=14, SH=53; c) SB= 40, SH=90 – <i>Blida TM 1985</i>	72
Figure 3.15.c	Effets des seuils bas (SB) et haut(SH) a) SB =12, SH =99; b) SB=19, SH=79; – <i>Blida Aster 2001</i>	72
Figure 3.16	Application du filtre alterné séquentiel -Blida Landsat 1987	73
Figure 3.17	Illustration de l'algorithme pour combler les 'trous' (a) Image initiale; (b) Image après complémentation ; (c) Image étiquette en composantes connexes (3 composantes); (d) Image après remise à zéro des 2 composantes correspondant aux trous; (e) Image résultat après complémentation	74
Figure 3.18	Détection de la tâche urbaine après remplissage des trous des agglomérations de la zone de Blida à différentes résolutions (a) 80m (b) 30m (c) 15m	76
Figure 3.19	Détection de la tâche urbaine après remplissage des trous des agglomérations de la zone de Laghouat (a) 20m (b) 15m (c) silhouette	76
Figure 3.20	Effet de l'élément structurant sur l'extraction de l'agglomération	77
Figure 3.21	Effet de la résolution pour un même élément structurant – Cas de Laghouat	77
Figure 4.1	les deux modèles de profils radiométriques 'idéaux' de la rue	80
Figure 4.2	Extrait de différentes routes -Image Aster de Blida	93
Figure 4.3.a	Profils des différents types de routes -Image Aster	94
Figure 4.3.b	Profils des différents types de routes (Néo-canaux Aster)	95
Figure 4.4.a	Profils des différents types de routes Image (Landsat)	97

Figure 4.4.b	Profils des différents types de routes (néo-canaux Landsat)	98
Figure 4.5	Extrait de différentes routes -Image Aster de Laghouat	99
Figure 4.6.a	Profils des différents types de routes (image Aster)	100
Figure 4.6.b	Profils des différents types de routes (néo-canaux Aster)	101
Figure 4.7.a	Profils des différents types de routes (image Spot)	102
Figure 4.7.b	Profils des différents types de routes (néo-canaux Spot)	103
Figure 4.8.a	Profils des différents types de routes (image Landsat)	104
Figure 4.8.b	Profils des différents types de routes (néo-canaux Landsat)	105
Figure 4.9	Méthode d'extraction des structures linéaires	107
Figure 4.10	Extraction grossière du réseau par filtrage ( <i>Image Spot de Laghouat</i> )	108
Figure 4.11	Détection du réseau par transformation du chapeau haut de forme sur la zone de Laghouat	109
Figure 4.12	détection du réseau par transformation du chapeau haut de forme sur la zone de Blida	110
Figure 4.13	Principe de prolongement d'une amorce (a) Les données : A = Amorce, P = Extrémité, D = Direction. (b) Schéma de suivi	111
Figure 4.14	Les deux buts de l'algorithme de prolongement. <i>Pd</i> : pixel de départ, <i>P</i> : pixel courant, <i>Pf</i> : pixel final (a) Connexion de deux amorces (b) Prolongement d'une amorce unique	112
Figure 4.15	Directions de Freeman et déplacement sur une ligne de pixels	113
Figure 4.16	Exemples de configurations extrémités	113
Figure 4.17	Codage d'une extrémité et table d'examen T contenant les coordonnées relatives des candidats à la fermeture	114
Figure 4.18	Exemple de prolongement d'une extrémité pour $Pr=2$	115
Figure 4.19	résultat de l'opération de chaînage – Image spot de Laghouat	117
Figure 4.20	Application de l'étape de prolongement sur l'image Spot de Laghouat	118
Figure 4.21	résultat de l'opération de chaînage – Image Aster de Blida	119
Figure 4.22	Application de l'étape de prolongement sur l'image Aster de Blida	119
Figure 5.1	Processus d'expérimentation des différentes combinaisons des paramètres texturaux	128
Figure 5.2	Exemples de transformation des relations de voisinage dans l'espace matriciel des co-occurrences selon les quatre directions et une distance interpixel de 1	130
Figure 5.3	Schéma méthodologique pour la réalisation de la carte d'occupation du sol	133
Figure 5.4	Histogramme monodimensionnel séparé en 2 classes	135
Figure 5.5.a	Valeurs de <i>Exactitude globale</i> et <i>Kappa</i> obtenues pour chaque méthode testée: RN (réseaux neuronaux); SVM (machine à vecteurs supports); MV (maximum de vraisemblance) – <i>Cas de l'image Spot (HRV) de Laghouat (2001)</i>	141
Figure 5.5.b	Valeurs de <i>Exactitude globale</i> et <i>Kappa</i> obtenues pour chaque méthode testée: RN (réseaux neuronaux); SVM (machine à vecteurs supports); MV (maximum de vraisemblance) – <i>Cas de l'image Aster de Blida (2001)</i>	141

Figure 5.6	Les huit indices texturaux extraits de la zone d'étude (image Spot de Laghouat)	142
Figure 5.7	Zones d'apprentissage choisies (a) et classification non supervisée par isodata de la zone urbaine (b) (1) <i>Bâti sous palmeraie</i> (2) <i>Bâti et jardins</i> (3) <i>Mamourah</i> (4) <i>Es Sadikia</i> (5) <i>Laghouatine</i> (6) <i>Oasis nord</i> (7) <i>Les îlots de verdure urbaine</i> (8) <i>El Maquam</i> (9) <i>Djebel de Tizigharin</i>	143
Figure 5.8	Organisation de l'espace urbain de Laghouat; résultat de la classification de l'image SPOT/XS de 2001	146
Figure 5.9	Les huit indices texturaux extraits de la zone d'étude (image Aster de Blida)	147
Figure 5.10	Zones d'apprentissage choisies à partir de l'image Aster de Blida	148
Figure 5.11	Classification non supervisée par isodata de la zone urbaine de Blida	148
Figure 5.12	Cartographie de l'espace urbain de Blida, résultat de la classification de l'image Aster de 2001	151
Figure 6.1	Principales techniques de détection des changements	155
Figure 6.2	Méthodologie utilisée pour calculer et décrire l'évolution de la forme urbaine de Blida (1987- 2001)	160
Figure 6.3	Le territoire de Blida, composition colorée diachronique pour la période de 1987 à 2001	162
Figure 6.4	Variations dans la segmentation d'un même objet présent dans les deux images (Composition colorée 321)	164
Figure 6.5	Les zones urbaines de Blida en 1987 (a) et 2001 (b)	164
Figure 6.6	Analyse dynamique de Blida (période 1987-2001)	167
Figure 6.7	Présentation territoriale de Blida	169
Figure 6.8	Structure urbaine de l'époque turque	170
Figure 6.9	Structure urbaine de l'époque coloniale	171
Figure 6.10	Evolution de la population du Grand Blida (1977-2005)	174
Figure 6.11	Synoptique de la méthodologie de préparation et d'intégration de données	178
Figure 6.12	Etat du bâti en 1957	179
Figure 6.13	Etat du bâti en 1987	180
Figure 6.14	Etat du bâti entre 1957 et 1987	180
Figure 6.15	Impact du bâti sur la végétation respectivement pour les années (a) 1957 et (b) 1987	181
Figure 6.16	Evolution du bâti de 1972 jusqu'à 2001 – <i>Image Landsat MSS (1972), Landsat TM(1987) et Landsat TM (2001)</i>	181
Figure 6.17	Superposition des cartes bâti (1957-1987-2001) sur l'image Landsat ETM+	182
Figure 6.18	Densité de la population du Grand Blida pour la période (1977-2005)	183
Figure 6.19	Densité par commune pour la période (1977-2005)	183
Figure A1.1	Composants d'une prise d'image satellite	193

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1.1	Comparatif des dénominations des résolutions spatiales dans les domaines civils et militaires	16
Tableau 1.2	Applications et images utilisées	17
Tableau 1.3	Les types d'application en télédétection en fonction du type d'utilisateur	18
Tableau 2.1	corrélation des canaux Landsat TM pour l'image de Laghouat – 1987	37
Tableau 2.2	contribution relative des axes factoriels	37
Tableau 5.1	Proportions de concordance et discordance entre deux cartes	139
Tableau 5.2	Matrice de confusion correspondant à la classification faite par Maximum de Vraisemblance sur la radiométrie des images SPOT	144
Tableau 5.3	Matrice de confusion correspondant à la classification faite par Maximum de Vraisemblance sur 1 seul paramètre de la matrice de cooccurrence issue de l'image SPOT	145
Tableau 5.4	Matrice de confusion correspondant à la classification faite par Maximum de Vraisemblance sur la radiométrie des images Aster	149
Tableau 5.5	Matrice de confusion correspondant à la classification faite par Maximum de Vraisemblance sur 1 seul paramètre de la matrice de cooccurrence issue de l'image Aster	150
Tableau 6.1	Quelques études spatio-temporelles urbaines basées sur la télédétection	154
Tableau 6.2	Moyennes radiométriques des échantillons sélectionnés pour l'estimation des coefficients de normalisation atmosphérique	161
Tableau 6.3	Matrice de confusion obtenue pour l'année de 1987	165
Tableau 6.4	Matrice de confusion obtenue pour l'année de 2001	165
Tableau 6.5	Représentation de la matrice croisée	166
Tableau 6.6	Tableau croisé entre les classifications des années 1987 et 2001 en Km <sup>2</sup>	166
Tableau 6.7	Evolution de la population durant la période 1987 – 2005	174
Tableau A1.1	Caractéristiques spectrales de Landsat MSS, TM, ETM et SPOT	196
Tableau A5.2.1	Matrice de confusion correspondant à la classification faite par MV sur 1 seul paramètre de la matrice de cooccurrence issue de l'image SPOT (Laghouat)	204
Tableau A5.2.2	Matrice de confusion correspondant à la classification faite par MV sur 2 paramètres ( <i>Homogénéité</i> + autre néo-canal) de la matrice de cooccurrence issue de l'image SPOT (Laghouat)	204
Tableau A5.2.3	Matrice de confusion correspondant à la classification par MV sur 3 paramètres ( <i>Homogénéité</i> + <i>Moyenne</i> +autre néo-canal) de la matrice de cooccurrence issue de l'image SPOT (Laghouat)	205
Tableau A5.2.4	Matrice de confusion correspondant à la classification faite par MV sur 4 paramètres ( <i>Homogénéité</i> + <i>Moyenne</i> + <i>Variance</i> +autre néo-canal) de la matrice de cooccurrence issue de l'image SPOT (Laghouat)	205
Tableau	Matrice de confusion correspondant à la classification faite par MV sur 5	205



A5.2.5	paramètres ( <i>Homogénéité + Moyenne + Variance + Dissimilarité</i> + autre néo-canal) de la matrice de cooccurrence issue de l'image SPOT (Laghouat)	
Tableau A5.2.6	Matrice de confusion correspondant à la classification faite par MV sur 6 paramètres ( <i>Homogénéité + Moyenne + Variance + Dissimilarité + Contraste</i> +autre néo-canal) de la matrice de cooccurrence issue de l'image SPOT (Laghouat)	205
Tableau A5.2.7	Matrice de confusion correspondant à la classification faite par Maximum de Vraisemblance sur 7 paramètres ( <i>Homogénéité + Moyenne + Variance + Dissimilarité + Contraste</i> +Second Moment+autre néo-canal) de la matrice de cooccurrence issue de l'image SPOT (Laghouat)	206
Tableau A5.2.8	Matrice de confusion correspondant à la classification faite par MV sur 1 seul paramètre de la matrice de cooccurrence issue de l'image Aster (Blida)	206
Tableau A5.2.9	Matrice de confusion correspondant à la classification faite par MV sur 2 paramètres ( <i>Moyenne</i> + autre néo-canal) de la matrice de cooccurrence issue de l'image Aster (Blida)	206
Tableau A5.2.10	Matrice de confusion correspondant à la classification faite par MV sur 3 paramètres ( <i>Moyenne + Homogénéité</i> + autre néo-canal) de la matrice de cooccurrence issue de l'image Aster (Blida)	207
Tableau A5.2.11	Matrice de confusion correspondant à la classification faite par MV sur 4 paramètres ( <i>Moyenne + Homogénéité + Contraste</i> + autre néo-canal) de la matrice de cooccurrence issue de l'image Aster (Blida)	207
Tableau A5.2.12	Matrice de confusion correspondant à la classification faite par MV sur 5 paramètres ( <i>Moyenne + Homogénéité + Contraste + Dissimilarité</i> + autre néo-canal) de la matrice de cooccurrence issue de l'image Aster	207
Tableau A5.2.13	Matrice de confusion correspondant à la classification faite par MV sur 6 paramètres ( <i>Moyenne + Homogénéité + Contraste + Dissimilarité + Variance</i> + autre néo-canal) de la matrice de cooccurrence issue de l'image Aster (Blida)	207
Tableau A5.2.13	Matrice de confusion correspondant à la classification faite par MV sur 7 paramètres ( <i>Moyenne + Homogénéité + Contraste + Dissimilarité + Variance + Corrélation</i> + autre néo-canal) de la matrice de cooccurrence issue de l'image Aster (Blida)	208
Tableau A5.2.14	Matrice de confusion correspondant à la classification faite par MV sur l'ensemble des paramètres texturaux issues de la matrice de cooccurrence de l'image Aster (Blida)	208

## TABLE DES MATIERES

RESUME .....	i
TABLE DES MATIERES.....	iv
LISTE DES ILLUSTRATIONS GRAPHIQUES ET TABLEAUX .....	viii
INTRODUCTION .....	1
1. Analyse des milieux urbains par télédétection .....	1
2. Contexte de l'étude .....	2
3. Objectifs généraux et spécifiques .....	4
4. Structure de la thèse .....	6
1. TELEDETECTION ET CONTEXTE URBAIN .....	9
Partie 1. Télédétection urbaine .....	9
1.1 Acquisition des données .....	9
1.2 Nature de l'information apportée par la télédétection .....	13
1.3 Caractéristiques de l'imagerie multispectrale .....	15
1.4 Applications et images utilisées .....	17
1.5 Particularité du milieu urbain et résolution spectrale .....	19
Partie 2. Présentation des sites d'étude .....	23
1.6 Description de la zone d'étude présaharienne de Laghouat .....	23
1.6.1 Spécificités du paysage .....	23
1.6.2 Données disponibles .....	25
1.7 Description du site d'étude de Blida .....	26
1.7.1 Spécificités du paysage .....	28
1.7.2 Données disponibles .....	30
1.8 Conclusion .....	31
2. METHODES D'EXTRACTION DE L'INFORMATION URBAINE .....	32
2.1 Introduction .....	32
2.2 Méthodes d'extraction de l'information urbaine .....	33
2.2.1 Traitements préliminaires.....	35
2.2.2 Analyse d'images.....	37
Méthodes de segmentation utilisées en milieu urbain.....	38
Techniques de classification.....	41

2.3	Conclusion .....	48
3.	EXTRACTION DES ZONES DE BATI DE L'ESPACE URBAIN DE LAGHOuat BLIDA .....	49
3.1	Revue de quelques méthodes à moyenne et haute résolution .....	50
3.2	Caractéristiques des zones urbaines sur les images de télédétection .....	53
	3.2.1 Cas de Laghouat .....	53
	3.2.2 Cas de Blida .....	56
3.3	Méthodologie d'extraction des zones de bâti .....	58
	3.3.1 Introduction à la morphologie mathématique .....	58
	3.3.2 Délimitation de la tache urbaine .....	62
	3.3.2.1 Traitements préliminaires .....	62
	3.3.2.2 Détection des structures .....	68
	3.3.2.3 Seuillage .....	71
	3.3.2.4 Colmatage des zones denses et élimination du bruit .....	72
	3.3.2.5 Remplissage des trous .....	73
	3.3.2.6 Discussion .....	75
3.4	Conclusion .....	78
4.	EXTRACTION DES STRUCTURES LINEAIRES .....	79
4.1	Introduction .....	79
4.2	Revue des méthodes d'extraction d'éléments linéaires .....	81
	4.2.1 Opérateurs de gradient .....	83
	4.2.2 Détecteurs de lignes .....	83
	4.2.3 Morphologie mathématique .....	85
	4.2.4 Banc de filtres .....	86
	4.2.5 Géométrie différentielle .....	86
	4.2.6 Les réseaux de neurones .....	88
	4.2.7 Approche multi-résolution .....	89
	4.2.8 Champs de Markov sur graphe .....	90
	4.2.9 Les contours actifs .....	90
	4.2.10 Systèmes d'interprétation .....	91

4.2.11	Conclusion .....	92
4.3	Caractéristiques des éléments linéiques sur les images satellitaires .....	92
4.3.1	Cas de Blida .....	93
4.3.2	Cas de Laghouat .....	99
4.3.3	Conclusion .....	105
4.4	Mise en évidence du réseau des voies de communication .....	106
4.4.1	Détection de bas niveau .....	108
4.4.2	Chaînage des éléments linéaires .....	111
4.4.3	Suivi de contours et prolongement .....	111
	4.4.3.1 Identification des extrémités .....	113
	4.4.3.2 Stratégie de suivi ou prolongement .....	114
4.4.4	Amélioration de l'extraction de la voirie .....	116
4.4.5	Analyse des résultats .....	116
4.5	Conclusion .....	120
5.	<b>CARTOGRAPHIE DE L'ESPACE URBAIN PAR FUSION D'INFORMATIONS SPECTRALE ET TEXTURALE .....</b>	<b>122</b>
5.1	Analyse de texture : état de l'art .....	123
5.2	Caractérisation de l'espace urbain .....	127
5.2.1	Analyse de la texture par la méthode des matrices de cooccurrence.....	129
5.2.2	Cartographie des principales structures .....	132
	5.2.2.1 Choix des canaux .....	133
	5.2.2.2 Numérisation des zones tests .....	134
	5.2.2.3 Création des signatures .....	135
	5.2.2.4 Classification .....	135
	5.2.2.5 Validation de la classification .....	139
5.2.3	Choix de la technique de classification .....	140
5.3	Expérimentation et discussion .....	142
5.3.1	Cas de Laghouat .....	142
	5.3.1.1 Calcul des images de texture .....	142
	5.3.1.2 Classification non supervisée et détermination des ROI .....	143
	5.3.1.3 Classification supervisée radiométrique .....	144
	5.3.1.4 Cartographie de Laghouat par fusion d'informations .....	145
5.3.2	Cas de Blida .....	147
	5.3.2.1 Calcul des images de texture .....	147

5.3.2.2	Classification non supervisée et détermination des ROI .....	147
5.3.2.3	Classification supervisée radiométrique .....	149
5.3.2.4	Cartographie de Blida par fusion d'informations .....	150
5.4	Conclusion.....	151
6.	LE COMPLEXE URBAIN DE BLIDA:UN ESPACE EN MUTATION EN ZONE DE TRANSITION MONTAGNE-PLAINE .....	153
Partie 1. Suivi de la dynamique urbaine .....		153
6.1	Etudes urbaines spatio-temporelles en télédétection .....	153
6.2	Techniques de détection du changement de l'occupation du sol .....	154
6.3	L'évolution de la forme urbaine à Blida entre 1987 et 2001 .....	159
6.3.1	Prétraitement .....	159
6.3.2	Procédures .....	161
6.3.2.1	Technique de la composition colorée .....	162
6.3.2.2	Technique de la comparaison post classification .....	163
6.3.3	Conclusion .....	167
Partie 2. Le complexe urbain de Blida: un espace en mutation en zone de transition montagne-plaine .....		168
6.4	Evolution historique de Blida .....	168
6.4.1	L'époque ottomane (1535-1830) .....	170
6.4.2	L'époque coloniale (1839-1962) .....	171
6.4.3	L'époque post indépendante (1962-2001) .....	172
6.5	Problématique de la croissance urbaine à Blida .....	173
6.6	Utilisation de la télédétection pour le suivi de l'évolution du paysage blidéen .....	176
6.6.1	Description de la démarche .....	177
6.6.2	Analyse de l'évolution urbaine .....	179
6.6.3	Synthèse de la croissance urbaine de la ville de Blida .....	184
6.7	Conclusion .....	185
CONCLUSION .....		187
ANNEXES .....		193
A1.1	Acquisition et capteurs .....	193
A3.1	Préliminaires sur la morphologie mathématique .....	197
A5.1	Classification non supervisée par l'algorithme Isodata amélioré .....	201
A5.2	Résultats de l'analyse intra-urbaine par fusion d'information texturale .....	204
REFERENCES .....		209

## INTRODUCTION

Par sa dimension métaphysique (dimensions sociale, culturelle, économique et politique de son fonctionnement) et ses caractéristiques géographiques et géométriques, la ville constitue un milieu complexe. Sa gestion n'est pas une tâche simple face aux difficultés auxquelles elle est confrontée : croissance de la population, transports urbains, pollution de l'air, développement des constructions, gestion de l'énergie, ramassage des déchets, gestion de l'eau, sécurité, espaces culturels et sportifs, secours, etc.. La ville évolue rapidement et sans arrêt: il faut donc surveiller, étudier et planifier ces phénomènes complexes de manière précise et dans le temps. Un intérêt croissant pour l'étude du milieu urbain a suscité une forte demande pour des techniques avancées destinées à la surveillance, l'aménagement et le développement du milieu urbain, afin de gérer efficacement ce phénomène complexe.

Le développement de telles techniques requiert une modélisation efficace de l'environnement urbain mettant en oeuvre des technologies d'acquisition et des techniques d'analyse des données capables de répondre à nos exigences. Depuis quelques années, les sciences de l'information géographique et la géomatique se sont révélées des outils efficaces et précis pour la gestion et la planification de l'environnement urbain. La géomatique se définit comme l'ensemble des technologies et techniques d'acquisition, d'archivage, d'analyse, de distribution et de gestion des informations géoréférencées. Le développement simultané de l'observation satellitaire, des techniques de reconnaissance des formes et des technologies électronique et informatique a rendu possible l'obtention des informations nécessaires à la gestion des ressources renouvelables et non renouvelables de la Terre. Ceci a amené la communauté de la télédétection à multiplier les programmes publics ou privés dédiés à l'observation spatiale.

### 1. Analyse des milieux urbains par télédétection

La télédétection est l'ensemble des connaissances et techniques utilisées pour déterminer des caractéristiques physiques et chimiques d'objets par les mesures effectuées à distance. C'est une discipline scientifique qui regroupe l'ensemble des connaissances et

des techniques d'identification, de détection et de classification des objets et des matériaux, à partir de leur rayonnement électromagnétique réfléchi, sans aucun contact direct.

L'objet de la télédétection est donc de fournir des informations sur les paysages sous la forme de données images, en utilisant le rayonnement électromagnétique comme véhicule de ces informations. En tant qu'assemblage dont tous les éléments s'entredéterminent, le paysage est un système complexe d'interrelations entre l'atmosphère, la biosphère et la socio-sphère. Les données images sont essentielles pour le suivi des paysages dans les régions déjà bien cartographiées et pour l'établissement d'une première cartographie dans les régions mal ou non cartographiées [1].

Les données images ne cessent de devenir plus performantes, en résolution spectrale comme en résolution spatiale ; le type et la qualité des données images que l'on obtient sur le paysage sont fonction à la fois du type de capteur que l'on utilise et de la complexité du paysage. L'image brute contient un certain nombre d'informations recherchées par le géographe pour le besoin d'une thématique. Face à une image, une approche consiste à recourir à des traitements automatiques qui peuvent améliorer l'extraction de l'information soit en termes de rapidité, soit en terme de discrimination, soit par la combinaison d'un grand nombre d'informations que le photo-interprète ne peut synthétiser facilement.

En télédétection, l'acquisition de l'information spatiale se fait à travers *l'interprétation des images*. L'interprétation est définie de manière très générale comme *"l'étude des images en vue d'identifier et de caractériser des éléments déterminés"*. L'objectif de l'interprétation est de transformer l'information (visuelle ou numérique) fournie par les images en information d'intérêt qui concerne généralement l'utilisation du sol pour les milieux urbains. L'interprétation s'appuie sur les notions *d'occupation du sol* qui correspond aux caractères biophysiques (tuile, asphalte, herbe ...) et *d'utilisation du sol* qui correspond aux fonctionnalités (bâtiments administratifs, voie de communication, terrain de sport etc.).

## 2. Contexte de l'étude

Le phénomène urbain est à l'heure actuelle un enjeu important à l'échelle planétaire [2][3]. Aujourd'hui, il est nécessaire de se doter de moyens conceptuels et

méthodologiques qui peuvent en améliorer la compréhension et le suivi. Cet effort est important bien que les règles de production, les modes d'implantation et d'évolution, les caractéristiques de peuplement (solde naturel, migration, etc.) ainsi que les formes d'urbanisation ne soient pas précisément comparables.

Du fait des conditions climatiques, des particularités culturelles et historiques, la ville algérienne offre des caractéristiques différentes de celles de la ville européenne. En Algérie, la collecte de données géographiques homogènes sur ces territoires n'est pas toujours aisée. Les données sont soit inexistantes (ce qui est très souvent le cas), soit anciennes, soit trop détaillées (comme le cadastre) et donc trop lourdes à exploiter, soit surtout peu adaptées au découpage du territoire, en particulier pour les nouvelles structures intercommunales. Les images satellites représentent donc une source de données complémentaires et à jour.

La région urbaine de la ville de Blida fait preuve d'une croissance démographique et urbaine très forte dans un contexte de faible planification [4]. Les risques d'un développement anarchique sont renforcés par une multitude de contraintes naturelle (terre agricole, zone montagneuse) et artificielle (zone militaire) importante dans les deux secteurs.

L'habitat spontané illicite a lui aussi, connu un développement intense qui est le reflet d'un flux migratoire créé par l'attractivité du chef lieu et des services qu'il dispose. Cette puissante attraction de population pose un grave problème d'équilibre et de maîtrise de l'urbanisation. Le suivi de la dynamique des espaces urbains n'est pas facile par manque de documents cartographiques à jour. En l'absence d'un appareil statistique suffisamment fiable, l'utilisation de l'imagerie satellitaire peut permettre une meilleure prise en compte des mutations actuelles et faciliter ainsi la mise en oeuvre de dispositifs d'accompagnement de cette croissance.

Le cadre de ce travail de thèse se situe dans le domaine de l'analyse de scènes urbaines et péri-urbaines par imagerie satellitaire moyenne et haute résolution.

"L'analyse de scènes" est un terme très général qui regroupe plusieurs techniques scientifiques. L'objectif est le même dans tous les cas : *l'extraction d'informations à partir de données (bruitées parfois) afin de comprendre au mieux la scène sous-jacente*. Les méthodes d'interprétation d'une image spatiale peuvent être séparées en deux grandes familles de traitement :



- Les *techniques par traitement du signal* qui font appel à la physique de la formation du signal. Il s'agit d'étudier et de caractériser le comportement électromagnétique de la scène en fonction des conditions de prise de vue (angle d'observation, fréquence du signal émis, etc.). L'analyse est effectuée à l'échelle du pixel et l'image est traitée comme un signal. Ainsi les méthodes développées sont inspirées des communautés traitement du signal et théorie de l'information. Certains travaux récents proposent d'effectuer une analyse temps-fréquence du signal [5].
- Les *techniques par traitement de l'image* qui ont une approche macroscopique du problème. Les diffuseurs sont étudiés en groupe (on parle d'objet, de structure et de région). Les algorithmes développés sont inspirés de la communauté traitement de l'image (analyse d'image, reconnaissance de forme, classification d'image,...) et exploitent les propriétés radiométriques et géométriques des images, des objets et structures de la scène [6].

### 3. Objectifs généraux et spécifiques

L'objectif général de cette recherche est d'évaluer l'apport des images satellites comme source d'information géographique pour répondre aux besoins des utilisateurs en milieu urbain. L'étude vise l'intégration d'images de télédétection et des données multisources dans un système d'information géographique (SIG) de la ville de Blida en Algérie. Son objectif principal est la mise à jour à l'aide de la télédétection et des méthodes géomatiques, de la cartographie urbaine de Blida, agglomération algérienne à croissance rapide (290693 habitants en 2003, soit 2.10% d'accroissement en 30ans environ). Il s'agit de pallier au manque de données cartographiques fiables disponibles sur la ville, en proposant une méthode alternative réaliste et peu onéreuse de création de produits cartographiques destinés à la gestion et l'aménagement urbains.

En milieu urbain, les informations que l'on peut extraire sont nombreuses : routes, cours d'eau, parkings, parcs, bâtiments, zones résidentielles, etc. L'objectif de notre recherche a été identifié comme l'amélioration de la qualité et de la disponibilité des informations géographiques sur les milieux urbains. Dans le cadre de ce travail, nous nous intéressons ici à l'utilisation de données satellitaires pour la détection du réseau routier et des zones de bâti. De nombreuses applications civiles et militaires y sont liées : mise à jour de cartes, suivi de la dynamique du territoire, surveillance du trafic, surveillance des frontières, estimation de la traficabilité des routes, etc.

Sur le plan méthodologique, nous nous sommes fixés comme objectifs :

- la recherche d'algorithmes de détection de la morphologie urbaine à partir d'images satellitales multirésolutions (15 à 80m);
- l'analyse des structures urbaines et de l'occupation du sol en proposant une méthode de cartographie à partir des images multimodales des satellites d'observation de la terre LANDSAT, SPOT HRV et Aster;
- l'automatisation du processus de détection des changements pour l'analyse de la dynamique urbaine d'une ville en utilisant des images satellitaires multitudes;
- la réalisation d'un système d'information géographique urbain pour le complexe de Blida en utilisant les Nouvelles Technologies d'Information Géographique (NTIG) pour la maîtrise des mutations.

Pour répondre à chacun de ces objectifs, nous avons appréhendé le travail en quatre étapes:

- une *analyse statique* des données ; dans cette partie, nous nous sommes consacrés plus spécifiquement au traitement d'images en exploitant les images disponibles en vue de l'étude des structures urbaines au moyen des méthodes de filtrage, de classification et d'analyse texturale ; nous avons essayé de répondre aux interrogations suivantes :
  - jusqu'à quelle résolution les algorithmes de traitement d'images sont ils efficaces ? à cet effet, l'extraction des agglomérations et celle des réseaux sont présentées en considérant des images à différentes résolutions issues de différents capteurs,
  - ces algorithmes dépendent ils de la zone considérée ? le choix d'images correspondant à des sites différents permettra de valider la robustesse de la méthodologie adoptée.
- une *analyse intra-urbaine* à partir d'images satellitaires par une approche de fusion de données afin d'améliorer la détection des différents tissus urbains. Il s'agit de montrer les performances offertes par l'utilisation d'un ou plusieurs paramètres texturaux pour une meilleure caractérisation des zones urbaines.
- Une *analyse dynamique* où le recours à des images multi temporelles permettra de quantifier et de spatialiser les changements survenus. La création d'une typologie de ces changements à différentes dates permettra le suivi de l'évolution dans le

temps de l'emprise de la ville mais aussi d'envisager une démarche prospective en construisant des scénarios d'évolution. À ce titre, nous pouvons poser les questions suivantes:

- l'observation par satellite pourra-t-elle contribuer à la connaissance d'un processus, comme c'est le cas de la périurbanisation ?
- comment la croissance spatiale périurbaine est-elle visible sur les images-satellite ?
- de quelle façon pouvons-nous déterminer cette croissance ?

- une *fusion d'informations* multisources pour la construction d'un système de suivi dynamique des changements environnementaux. Par leur nature objective, précise, exhaustive et numérique les images satellitaires sont une source de données idéales pour jouer le rôle d'intégrateur dans un SIG. Le but ici, sera de caractériser les paramètres physiques liés à la morphologie puis d'intégrer les différents éléments dans un système d'information géographique (SIG) qui permettra, bien au delà du simple stockage des informations géographiques de base, la création et la gestion d'indicateurs nouveaux. Au cours de cette étape, nous répondrons en particulier, aux interrogations suivantes:

- quel est le rôle des Systèmes d'Information Géographique (SIG) dans ce contexte ?
- comment intégrer les images satellitaires et les données exogènes (cartes en particulier) dans un système pour l'analyse de la croissance urbaine ?

Une étape d'*expérimentation* et de *validation*, permettra par la suite de prendre en compte les mutations et de mettre en œuvre des dispositifs pour la planification et la gestion urbaine.

#### 4. Structure de la thèse

La thèse s'articule en six chapitres; sa lecture se veut linéaire en ce sens que nous introduisons progressivement les outils et méthodes qui vont nous permettre d'obtenir des résultats significatifs.

Dans le *premier* chapitre sera traité la télédétection comme outil d'analyse des milieux urbains. Il s'agit ici de vérifier la faisabilité de notre objectif et d'identifier les éventuelles limites. Nous abordons la question de l'acquisition d'information spatiale par télédétection, les différentes caractéristiques physiques des imageurs satellitaires exploités, et la nature des données que nous avons utilisées dans notre travail de recherche. Afin de

valider les algorithmes développés, nous avons considéré deux zones à faciès différents: Laghouat, ville pré saharienne située aux limites entre les hauts plateaux steppiques et les zones sahariennes, et Blida située sur une zone de contraste entre plaine (plaine de la mitidja, zone à l'origine essentiellement agricole) et montagne (piémont nord de l'Atlas blidéen) à proximité d'Alger (45 km). La description géographique, les spécificités du paysage des deux sites ainsi que les données multisources relatives à chaque zone d'étude seront présentées.

Dans le *deuxième* chapitre, nous abordons le problème comme un problème classique de traitement d'images. Nous nous intéressons aux diverses méthodologies et techniques développées dans la littérature pour la segmentation et la classification d'images. A cet effet, nous effectuons un état de l'art des méthodes couramment employées en particulier pour l'analyse bas-niveau des images. Nous évoquons, de manière non exhaustive, les principales approches de segmentation et de classification et nous nous focalisons principalement sur les techniques développées dans le cadre de l'analyse de données urbaines, que nous illustrons par quelques exemples.

Dans le *troisième* chapitre, nous nous sommes consacrés plus spécifiquement au traitement d'images en exploitant les images disponibles en vue de l'étude des structures urbaines au moyen des méthodes de filtrage, de classification et d'analyse texturale. Après une analyse des caractéristiques urbaines pour chaque milieu, nous présentons la méthodologie d'extraction de zones bâties ainsi que l'application sur des images multi-résolutions issues de capteurs différents.

Dans le *quatrième* chapitre, nous nous sommes intéressés à la présentation de l'extraction des structures linéaires. Après une revue des principales méthodes utilisées en milieu urbain, nous avons procédé à l'analyse des profils radiométriques des principaux réseaux. La méthodologie développée a été ensuite appliquée sur les différentes images disponibles.

Dans le *cinquième* chapitre, nous abordons le problème de l'analyse intra urbaine; le processus d'analyse proposé consiste en une fusion d'informations combinant l'analyse texturale et la classification en mode supervisé afin d'extraire les principales structures urbaines. Trois classificateurs seront étudiés, le maximum de vraisemblance, le réseau de neurones et le séparateur à vaste marge. Le classificateur offrant la meilleure précision pour les sites d'étude sera par la suite utilisé dans le processus de fusion

Dans le *sixième* chapitre, nous étudions l'évolution de l'espace urbain blidéen; la disponibilité de l'imagerie de résolution de plus en plus fine, ainsi que la possibilité de

fusionner les données provenant de capteurs différents, permettent désormais d'accéder à des niveaux de détails élevés facilitant des analyses croisées sur le milieu urbain. Ce chapitre sera divisé en deux parties. Dans la première, nous commencerons tout d'abord par une revue bibliographique des principaux modes de détection des changements utilisés dans la littérature puis nous opterons pour deux méthodes: la méthode de comparaison post classification et celle opérant par composition colorée; une application sera faite sur des données multidates afin d'analyser l'expansion de la zone urbaine. La deuxième partie concerne l'intégration d'images satellitaires et de données exogènes dans un SIG pour l'analyse du complexe urbain de Blida. La technique consiste à identifier et à quantifier automatiquement les différents types de modifications en exploitant les résultats issus de l'analyse des images et les cartes au cours de la période 1957-2001.

En conclusion, nous considérons les différents apports de ce travail de recherche. Nous présentons les avantages de l'approche que nous proposons et du modèle que nous utilisons, en considération les résultats obtenus. Nous envisageons les améliorations à apporter à cette étude, sur un plan tant théorique que pratique, et nous proposons quelques extensions naturelles. Nous montrons notamment que de nombreuses applications sont encore envisageables, et pas uniquement dans le domaine urbain.

## **CHAPITRE I**

### **TELEDETECTION ET CONTEXTE URBAIN**

#### PARTIE 1. TELEDETECTION URBAINE

La télédétection englobe tout le processus qui consiste à capter et à enregistrer l'énergie d'un rayonnement électromagnétique émis ou réfléchi, à traiter et à analyser l'information, pour ensuite mettre en application cette information. Ces images que nous envoient ces satellites sont une source capitale d'informations objectives, globales et actualisées. Elles permettent de collecter et mettre à jour les informations sur les ressources de la Terre et de surveiller entre autre l'impact des activités humaines. L'observation de la Terre par ces photos constitue donc un moyen privilégié d'obtenir des informations géographiques, indispensables dans de nombreuses applications. L'objectif de cette partie est de présenter quelques fondements de la télédétection et les systèmes d'acquisition utilisés dans le cadre de cette thèse. La particularité du milieu urbain et les propriétés qui le caractérisent seront aussi discutées.

#### 1.1 Acquisition des données

Aujourd'hui, la télédétection s'effectue grâce à des capteurs aéroportés ou satellitaires, en utilisant les technologies spatiales. En outre, la télédétection n'utilise plus la photographie par films, mais essentiellement la caméra numérique, le scanner, la vidéo, aussi bien que le radar et les capteurs thermiques [7][8]. La télédétection classique a été limitée à ce qui pouvait être décelé dans la partie visuelle du spectre électromagnétique. Les parties du spectre auxquelles l'oeil humain n'est pas sensible peuvent maintenant être acquises grâce à des filtres spéciaux: les films photographiques et d'autres types de capteurs comme la technologie imagerie hyperspectrale. La caractérisation du spectre électromagnétique nous fournit une connaissance du phénomène qui est essentielle pour les modélisations physiques et mathématiques. Dans le cas de la télédétection passive où la source d'illumination est le soleil, l'identification des objets se fait par l'enregistrement de leur réflectivité spectrale qui traduit leur comportement vis-à-vis de la lumière du soleil. La lumière est une forme de rayonnement électromagnétique et, comme toutes les autres

formes de rayonnements électromagnétiques, se décrit en terme de longueur d'onde. Chaque photon de lumière a une longueur d'onde définie par son niveau d'énergie. Chaque partie du spectre électromagnétique est nommée d'une manière différente en fonction de ses caractéristiques. Par exemple, le spectre visible a des longueurs d'onde comprises entre 0.4 à 0.7  $\mu\text{m}$ , la région proche d'infrarouge est comprise entre 0.7 à 1.1  $\mu\text{m}$  et celle d'infrarouge en ondes courtes est de 1.1 - 2.5  $\rightarrow$  3  $\mu\text{m}$ . Ainsi, la partie émissive qui inclut les régions de l'infrarouge thermique à ondes moyennes est entre 3 et 5  $\mu\text{m}$  et celle de l'infrarouge lointain est de 8 à 12  $\rightarrow$  14  $\mu\text{m}$ . (cf. figure 1.1).

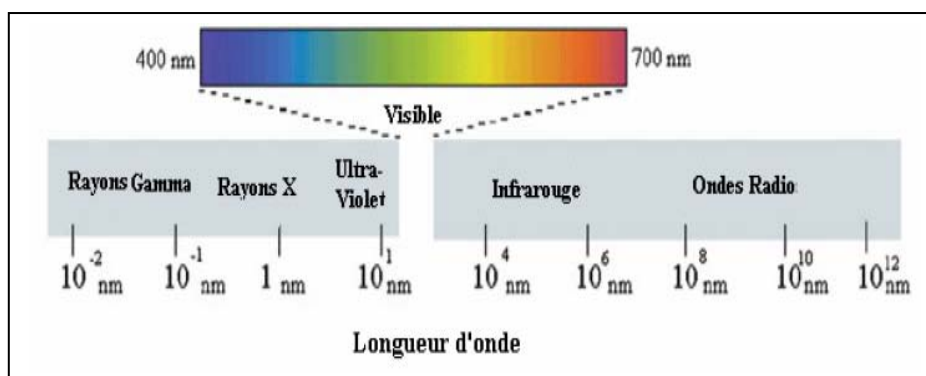


Figure 1.1 : Spectre électromagnétique [9].

Les différents systèmes d'observation que l'on peut rencontrer dans différents domaines (médical, photographie,...) utilisent une partie précise du spectre électromagnétique. Par exemple, l'équipement de surveillance nucléaire enregistre les rayonnements Gamma, l'équipement de radiologie/radiographie les rayons X, les caméras et les appareils photographiques le spectre visible, les caméras infrarouges, la région du même nom et les radars sont actifs dans la partie des ondes radio. La télédétection, qu'elle soit active ou passive, utilise les régions du visible, de l'infrarouge et même les ondes radio [7]. Une petite partie du spectre électromagnétique revêt une importance toute particulière pour nous: celle qui correspond aux longueurs d'ondes de 0.4  $\mu\text{m}$  à 0.7  $\mu\text{m}$  (=lumière visible). Dans cet intervalle de fréquences, chacune des couleurs de l'arc-en-ciel correspond à une longueur d'onde particulière (bleu :  $\pm$  0.45  $\mu\text{m}$ , vert  $\pm$  0.55  $\mu\text{m}$ , rouge  $\pm$  0.65  $\mu\text{m}$ ). Les rayonnements solaires subissent beaucoup d'interactions durant le trajet soleil objet-captteur (cf. Annexe A.1). En général, il existe trois phénomènes principaux au cours de ce trajet:

- Transmission atmosphérique descendante
- Interaction spectrale
- Transmission atmosphérique ascendante

**Transmission atmosphérique** : Tous les rayonnements émis par le soleil et renvoyés au capteur sont influencés par l'atmosphère, car c'est un environnement contenant différents aérosols. Chacune de ces particules selon ses caractéristiques agit sur les rayonnements par absorption ou dispersion. En particulier, l'absorption joue un rôle important. Les sept aérosols sont : la vapeur d'eau (H<sub>2</sub>O), l'ozone (O<sub>3</sub>), l'oxygène (O<sub>2</sub>), le méthane (CH<sub>4</sub>), l'oxyde d'azote (N<sub>2</sub>O), le monoxyde de carbone (CO) et le dioxyde de carbone (CO<sub>2</sub>) qui produisent un effet significatif sur l'absorption des rayonnements, pour les longueurs d'onde situées entre 0.4 et 2.5  $\mu\text{m}$ . Par exemple l'effet d'absorption des rayonnements par la vapeur d'eau est considérable pour les longueurs d'ondes situées autour de 0.9, 1.1, 1.4 et 1.9  $\mu\text{m}$  [10].

En plus de l'absorption, la dispersion par les gaz et les aérosols cause une variation dans la direction et les contenus spectraux des rayonnements. Ce phénomène est lié au rapport entre la taille des particules et la longueur d'onde des rayonnements qui est appelée diffusion atmosphérique. Ces phénomènes d'absorption et de dispersion se produisent tant pour la transmission atmosphérique descendante que pour la transmission atmosphérique ascendante

**Interaction spectrale** : Après avoir traversé l'atmosphère, les rayonnements solaires rencontrent la surface de la Terre et les objets naturels et artificiels. Au cours de cette rencontre, trois évènements peuvent avoir lieu : l'absorption, l'émission et la réflexion. L'absorption est, pour les molécules des matériaux et des objets, le fait d'absorber les rayonnements. L'énergie des rayonnements est absorbée par les électrons des atomes et augmente ainsi le niveau d'énergie des électrons. Mais, le changement de niveau d'énergie est temporaire et les électrons relaxent en perdant l'énergie acquise. Ils reviennent au niveau précédant et libèrent l'énergie sous forme de rayonnement. Ce phénomène constitue l'émission thermique, où la longueur d'onde de rayonnement émise est normalement plus grande que 2.5  $\mu\text{m}$ .

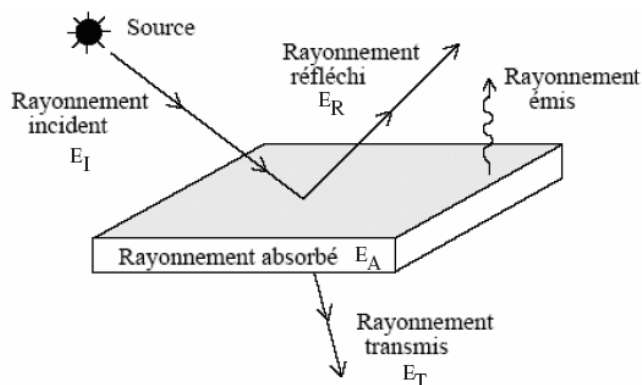


Figure 1.2 : Interaction du rayonnement électromagnétique avec la surface [7].



Dans la réflexion, chaque matériau réagit de façon spécifique en fonction de ses propriétés pour refléter les rayonnements reçus. Ces propriétés dépendent des caractéristiques physiques, chimiques et biologiques telles que la température, la combinaison atomique/moléculaire et la texture. Cette réflexion possède des variations très spécifiques selon la longueur d'onde électromagnétique, c'est pourquoi elle peut être analysée à partir de la réflectivité spectrale. Normalement, ce sont les rayonnements réfléchis prépondérants qui ont des longueurs d'ondes comprises entre 0.4 et 2.5  $\mu\text{m}$ .

En télédétection spatiale, nous sommes intéressés par l'énergie réfléchie ( $E_R$ ) qui est la mesure enregistrée par le capteur sous forme numérique représentant la réflectance spectrale  $\rho(\lambda)$  (1.1) [11]:

$$\rho(\lambda) = \frac{E_R(\lambda)}{E_I(\lambda)} \quad (1.1)$$

où  $\lambda$  longueur d'onde,  $E_I$  énergie incidente;  $E_R$  énergie réfléchie.

Ces nombres sont enregistrés en pixels organisés en matrices de lignes et colonnes qui forment des images spatialement exhaustives. La dimension de cette matrice combinée avec la dimension du pixel correspond à la portion de la surface de la Terre vue par le capteur (cf. figure 1.3).

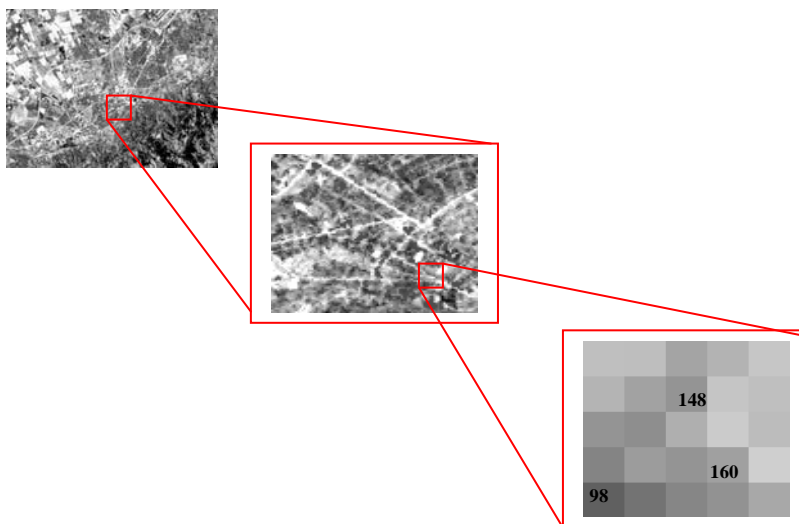


Figure 1.3 : Image satellitale et réflectance spectrale.

Chaque pixel est composé de plusieurs mesures du rayonnement électromagnétique correspondant à l'approche multispectrale, par exemple, des images Landsat, SPOT ou

Ikonos, .. etc. L'analyse visuelle ou statistique des réflectances nous permet de discriminer des objets dont la réponse spectrale est différente (cf. figures 1.4 et 1.5).

## 1.2. Nature de l'information apportée par la télédétection

Lorsqu'un rayonnement atteint un objet, il peut en absorber une partie, et en réfléchir une autre. On appelle réflectivité spectrale ou signature spectrale le pourcentage de lumière réfléchi par la surface d'un matériau. La réflectivité spectrale, unique pour les objets naturels ou artificiels contenant un seul matériau, constitue un moyen idéal pour l'identification des matériaux. Les signatures spectrales comportent généralement les détails et les informations nécessaires pour quantifier et qualifier les matériaux existant dans le milieu.

L'étude des signatures spectrales, dans le but d'identifier les objets géographiques d'une image, constitue les fondements de l'approche par 'photo-interprétation'. Un objet d'un type donné peut être identifié par le comportement spectral qui est censé le caractériser. Cependant, les mesures réalisées en télédétection, liées aux conditions de prise de vue et aux caractéristiques instrumentales, ne sont jamais identiques. Par ailleurs, il arrive que deux objets distincts possèdent la même signature spectrale ou que la proximité de certaines signatures tend à les confondre. Nous présentons brièvement les signatures spectrales des objets géographiques pouvant être identifiées dans un paysage [12].

### ***Les végétaux***

Les propriétés optiques des plantes sont liées à la structure de la feuille et à leur stade d'évolution qui indique la présence ou non de pigments foliaires jouant un rôle significatif sur la réflectance. Dans le visible, le rayonnement est pour majeure partie absorbé par les pigments (chlorophylle, carotène, xanthophylle, anthocyanes) pour la photosynthèse. La réflectance est très faible, de 0,38 à 0,7  $\mu\text{m}$ , bien que présentant un maximum (d'environ 15% de réflectance) à 0,55  $\mu\text{m}$ . Les bandes d'absorption dues aux chlorophylles a et b sont visibles dans le bleu (0,45  $\mu\text{m}$ ) et le rouge (0,65  $\mu\text{m}$ ) (c'est pourquoi les végétaux nous apparaissent en vert). Dans le proche infrarouge, les pigments n'interviennent plus sur le comportement spectral. En effet, dans ce domaine, ils sont transparents et seule la structure interne de la feuille (les différents tissus, les arrangements de cellules et leur espacement) agit sur la réflectance, qui passe brusquement d'une faible valeur dans le visible à une plus grande valeur dans l'infrarouge.

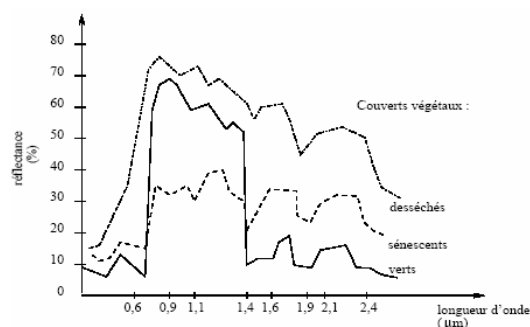


Figure 1.4 : Comportement spectral des végétaux selon l'état physiologique [12]

### *Les sols*

Le comportement spectral des sols se caractérise par une courbe qui croît régulièrement du visible au proche infrarouge. Leur constitution (taux de matière organique, fer, carbonate de calcium) influence la hauteur de la courbe (selon le pourcentage de réflectance) bien que celle-ci conserve la même allure pour tous les sols (cf. figure 1.5).

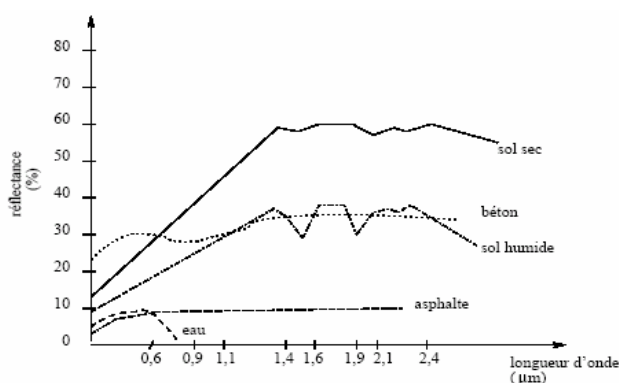


Figure 1.5 : Comportements spectraux des sols, de l'eau et du bâti

### *Le bâti*

Le bâti se caractérise par une grande variété de surfaces qui peuvent être minérales (béton, asphalte, ardoises, tuiles, etc.) ou métalliques (aluminium des toits, voies ferrées, etc.). La figure 1.5 présente le comportement du béton et de l'asphalte. Dans les villes, les ombres provoquées par les bâtiments interfèrent sur les radiométries.

### *L'eau*

L'eau pure a un comportement spectral caractéristique : une réflectance élevée dans le bleu puis régulièrement décroissante depuis le visible jusqu'au proche infrarouge où elle devient nulle (cf. Figure 1.5). Néanmoins, ce comportement peut évoluer selon les substances contenues dans l'eau qui peuvent légèrement faire augmenter sa réflectance.

### 1.3 Caractéristiques de l'Imagerie Multispectrale

La formation d'une image spectrale est indépendante de la technologie d'imagerie, car le concept d'imagerie est valide quelle que soit la taille minimale de la région visualisée. Autrement dit, un système multispectral peut utiliser un détecteur simple, une ligne ou une matrice de détecteurs [10]. Les radiances concernant la région sont enregistrées par un détecteur individuel. Pour un système d'imagerie, il existe certaines caractéristiques principales qui définissent les propriétés de ses images. Il s'agit des caractéristiques spatiales, spectrales, radiométriques et temporelles des images.

#### ***Résolution spatiale***

La caractéristique spatiale d'une image se décrit par la résolution spatiale. Elle a été définie comme le pouvoir de discrimination de deux objets. En d'autres termes, elle correspond à la taille du plus petit objet identifiable dans l'image. Elle dépend de la taille du détecteur qui détermine dans le système électro-optique du capteur le champ de vue instantané ou *IFOV* (Instantaneous Field of View). La projection d'un pixel sur la Terre correspond au pas d'échantillonnage spatial minimum qui est connu comme le champ de vue instantané terrestre ou *IFOV*. Il peut être appelé, sur le modèle du mot pixel, *groundel*, et est souvent assimilé à la résolution spatiale du capteur. La taille des détecteurs se mesure normalement en microns, alors qu'*IFOV* est un angle et se mesure en radians. Par contre, *GIFOV* est sur la Terre et se mesure en mètres et dépend également de l'altitude du véhicule porteur du capteur. Dans le cas où *IFOV* est suffisamment petit, l'équation ci-dessous permet de définir le rapport entre *GIFOV* (Ground Instantaneous Field of View) et *IFOV* pour une prise de vue verticale:

$$\text{GIFOV} = \frac{h}{f} \times \text{IFOV} \quad (1.2)$$

où *h* est l'altitude du capteur ou de son véhicule et *f* est la distance focale du système optique du capteur. Dans les systèmes d'imagerie numériques actuels, la résolution spatiale est très variables en fonction de l'application de l'imagerie : elle peut aller de quelques dizaines de centimètres à quelques centaines de mètres.

A. Puissant [3] a montré que la *résolution spatiale*, permet de classer les capteurs en diverses classes telles que ultra haut (moins d'un mètre), très haut (entre 1 et 4 m), haut (de 10 à 30m), moyen (de 30 à 80 m), bas (de 80 à 1000 m) et très bas (plus de 1000 m).

<i>Dénomination</i>	<b>Résolution spatiale (mètres)</b>	
	<i>Militaire</i>	<i>Civil</i>
EHR –Extrême Haute Résolution	<.25 m	/
THR –Très Haute Résolution	0.25 à 0.60 m	< 5m
HR –Haute Résolution	0.60 à 3 m	10 à 30 m
MR –Moyenne Résolution	3m	80 m
BR –Basse Résolution	> 3m	1000 m

Tableau 1.1 : Comparatif des dénominations des résolutions spatiales dans les domaines civils et militaires [3]

### ***Résolution spectrale***

Dans le système optique du capteur, les rayonnements reçus se divisent en différentes longueurs d'ondes. Un grand nombre de divisions (de bandes spectrales) serait idéal, mais plus la bande spectrale est étroite et plus l'énergie des rayonnements reçus par le détecteur est faible et induit une diminution du rapport Signal/Bruit. La technologie du solide est toujours en train d'évoluer, et permet de développer de nouveaux détecteurs, en utilisant des matériels plus sensibles afin d'enregistrer des canaux spectraux plus étroits; c'est le cas de l'imagerie hyperspectrale [10].

Par la mesure de la *résolution spectrale*, les capteurs sont classés comme panchromatiques avec une seule bande, multispectraux avec un nombre de bandes compris entre 2-20, hyperspectraux pour un nombre de bandes compris entre 20-250 et enfin ultra spectraux avec plus de 250 bandes.

### ***Résolution radiométrique***

Le flux de la radiance qui arrive sur chaque détecteur, pour une longueur d'onde spécifique est une valeur analogique. On peut s'interroger alors sur la façon dont cette valeur peut-elle être convertie en valeur d'intensité utilisable par les ordinateurs numériques. La question peut être considérée comme un problème de quantification dans laquelle nous convertissons les valeurs de flux de radiance entre le minimum et le maximum sur une gamme de valeurs discrètes. Ces valeurs discrètes déterminent les niveaux de gris de chaque pixel. La résolution radiométrique se mesure normalement en nombre de bits. L'équation 1.3 définit le nombre N de niveaux de gris par rapport au nombre de bits n :

$$N = 2^n \quad (1.3)$$

Par exemple pour un capteur dont la résolution radiométrique est de 10 bits, les valeurs des pixels variant entre 0 et 1023.

Par le critère de la *résolution radiométrique*, nous pouvons classer les capteurs en très haut (plus de 12 bits), haut (entre 8 et 12 bits), moyen (entre 6 et 8 bits) et bas (moins de 6 bits).

### ***Résolution temporelle***

La résolution temporelle, utilisée pour des projets spécifiques, n'est que la mesure de la fréquence d'obtention d'une même donnée. Autrement dit, c'est 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.

### **1.4 Applications et images utilisées**

La qualité des données spatiales issues de la télédétection dépend du mode d'acquisition et des traitements utilisés. Les photographies aériennes et les capteurs numériques aéroportés permettent d'obtenir des données dont la précision est suffisante pour de nombreuses applications urbaines (cf. tableau 1.3), ceci à condition d'appliquer des corrections, en particulier au niveau géométrique. Les difficultés de mise en place des procédures d'acquisition sont également une limite pour les possibilités de revisite. Les données issues des images satellitaires dites de seconde génération (Spot, Landsat) permettent de couvrir de larges zones et offrent des possibilités de revisite parfaitement appropriées à l'analyse des changements urbains. Par contre, leur précision limite fortement les possibilités d'application (cf. tableau 1.2).

<b>Images sources</b>	<b>Précision</b>	<b>Résolution</b>	<b>Echelles</b>	<b>Applications</b>
Orthophoto Images 'aéroportées'	15 à 50 cm	20 cm	1/200 au 1/500	Niveau opérationnel: Aménagement technique
Orthophoto, Images « aéroportées »)	15 à 50 cm	20 à 50 cm	1/1 000 au 1/2 000	Cartographie de base
Orthophoto, Images « aéroportées) Ikonos-2, Quickbird-2, Orbview-3 SPOT 5	+ ou – 1m	50 cm à 1 m 1m à 5m	1/5 000 au 1/10 000	Niveau tactique : Planification du territoire
IRS, SPOT, Landsat Quickbird-2, Orbview-3	+ ou – 10 à 100m	>5 m 10 à 30 m	1/10 000 au 1/100 000	Niveau stratégique : Prospective

Tableau 1.2 : Applications et images utilisées [3].

Le coût et la durée d'acquisition des levés de terrain associés à l'augmentation des besoins expliquent la place croissante des données images comme source d'acquisition d'information géographique pour les milieux urbains. Les photographies aériennes sont parmi les données images les plus utilisées [3]. Cela s'explique par leur précision qui permet une utilisation à tous les niveaux d'applications de la gestion et planification urbaine (cf. tableau 1.3). Le coût et les difficultés de mise en oeuvre restent cependant prohibitifs pour une généralisation de leur utilisation.

En télédétection, l'acquisition de l'information spatiale se fait à travers *l'interprétation des images* dont l'objectif est de transformer l'information (visuelle ou numérique) fournie par les images en information d'intérêt pour les utilisateurs. L'interprétation s'appuie sur les notions *d'occupation du sol* qui correspond aux caractères biophysiques (tuile, asphalte, herbe...) et *d'utilisation du sol* qui correspond aux fonctionnalités (bâtiments administratifs, voie de communication, terrain de sport etc.). Pour les milieux urbains, l'information d'intérêt concerne généralement l'utilisation du sol alors que les images donnent des informations sur l'occupation du sol par le biais des signatures spectrales.

L'information d'intérêt couvre un large champ d'application qui est classifiée différemment et de manière plus ou moins exhaustive selon les auteurs. Six principaux domaines d'application pour les données de télédétection ont été définis par Donnay *et al.* [13]: la localisation et l'extension des zones urbaines, la nature et la distribution spatiale des différents types d'utilisation du sol intra-urbain, les réseaux de transport et les infrastructures associées, la création d'indicateurs statistiques et socioéconomiques, la création de cartographies 3D et l'analyse des changements. Une classification des types d'applications en fonction des catégories d'utilisateurs a été proposée par Puissant [3].

<b>Catégories d'utilisateurs</b>	<b>Applications types</b>
Gestionnaires du territoire (G1)	Aménagement technique, cartographie de base (gestion de réseaux, ...)
<b>Niveau opérationnel</b>	
Analyses du Territoire (G2)	Planification urbaine, urbanisme pré-opérationnel, étude d'impact observatoire
<b>Niveau tactique</b>	
Demandeurs de synthèse (G3)	Décisions, stratégie de développement, prospective, ...
<b>Niveau stratégique</b>	
Administrateur de données (G4)	Archivage, stockage, mise à jour, numérisation, .... de données
<b>Niveau transversal</b>	

Tableau 1.3 : Les types d'application en télédétection en fonction du type d'utilisateur [3].

### 1.5 Particularités du milieu urbain et résolution spatiale

La morphologie du paysage urbain est marquée par une hétérogénéité due à la grande variété des matériaux de constructions *et* de couvertures, dues aux zonages imposés par les règlements d'urbanisation qui regroupent: résidences, terrains de *sport*, espaces verts, etc.; elle se *caractérise* par une forte densité de lignes: rues, avenues, ponts, autoroutes, etc. Les objets sont de tailles petites, spatialement distribués avec des densités et des configurations variées. Les premiers satellites ont été conçus pour étudier les ressources naturelles de vastes territoires et ne répondaient pas adéquatement à l'observation du milieu urbain [14] [15]. En effet, la résolution spatiale de la première génération de satellites est largement supérieure aux objets observés en milieux urbains et la limitation d'ordre spectral ne permet pas non plus la discrimination entre diverses classes d'occupation du *sol* [14].

L'arrivée de la deuxième génération de satellites (Landsat-TM et SPOT) à résolution spatiale plus fine a permis d'ouvrir de nouvelles perspectives dans le domaine de la gestion de l'information urbaine. L'identification des éléments du paysage urbain *est* meilleure avec la résolution la plus *fine* [15], mais certains de ces pixels peuvent *arriver* en entier sur des espaces bâtis, d'autres sur des espaces entièrement végétalisés, ou d'autres sur les deux espaces à la fois [16]. En conséquence, la réflectance *enregistrée* pour chaque pixel ne peut donc *être* que la moyenne des réflectances de cette unité. Par ailleurs, malgré la finesse de la résolution spatiale des pixels qui permet d'identifier des éléments plus fins, elle n'a pas compensé les faiblesses causées par la grande différence spectrale entre les objets, comme le toit d'une maison et la végétation environnante. En effet, dans les zones urbaines à couvert végétal épars ou moyennement dense, un espace vert n'est pas une entité en *soi*, mais bien un mélange à proportions variables de zones herbacées, boisées, de sols nus, d'espaces construits, de *voies* de communication, etc. La réponse spectrale du couvert végétal est donc automatiquement altérée par la présence de *ces* éléments de natures différentes. Ainsi, la réflectance d'une toiture de maison dépend de sa couleur, de sa brillance, de son âge, de son orientation, de son inclinaison, etc.. Cette disparité du paysage entraîne une confusion spectrale d'éléments à l'intérieur d'un pixel et entre pixels ce qui ne favorise pas la distinction entre les classes au sol. Forster [14] a montré qu'en milieu urbain la réponse spectrale d'un pixel est généralement constituée de 50 % des éléments qu'il présente au sol, le complément venant de ses voisins, ce qui influence donc la réflectance du couvert végétal. Ceci est défini comme un accroissement de l'indice de végétation dû



aux variations des propriétés spectrales du minéral à cause de leurs couleurs et de leurs brillances et non à une augmentation du taux de *couverture* végétale [17]. Abdellaoui et al. [18] ont montré que la réponse enregistrée par le capteur est une combinaison des réponses des divers constituants du pixel. Plus le nombre de ces constituants est élevé, plus cette réponse s'éloigne de celle d'un objet géographique "pur"; c'est-à-dire que plus un constituant a une réponse propre élevée, plus la réponse du pixel tend vers celle de ce constituant. La réponse  $R$  d'un pixel hétérogène constitué de  $N$  éléments sera de la forme :

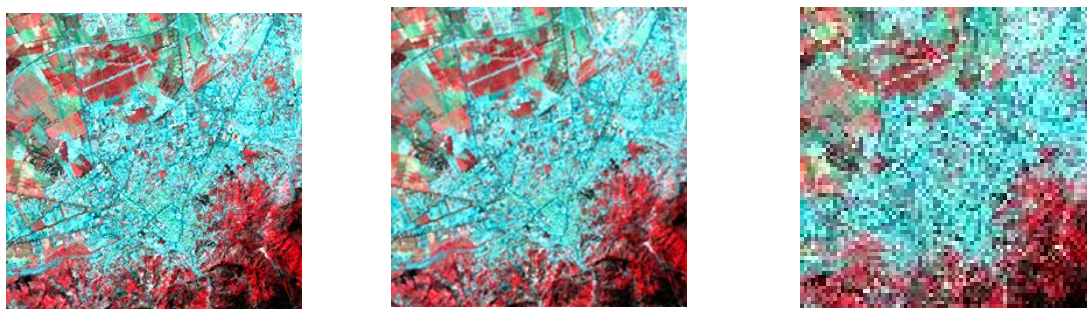
$$R = \sum_{i=1}^N R_i S_i \quad (1.4)$$

où  $R_i$  et  $S_i$  représentent respectivement la réponse énergétique et la surface relative d'un élément constituant ( $i$ ) du pixel considéré.

Un autre problème de nature fondamentale résulte de la présence de l'atmosphère caractérisée par une grande variabilité quant à sa composition. En effet, l'atmosphère des régions 'urbano-industrielles' est contaminée par divers gaz et par une quantité élevée de poussières ce qui peut limiter l'efficacité des indices de végétation pour une description précise des *couverts* végétaux ou pour faire des études multidates [19]. Afin de remédier à ce problème, Kaufman et Tanré [20] proposent la création d'un nouveau canal "hybride" rouge-bleu qui est une combinaison du canal bleu et du canal rouge qui permet une auto-corrrection des effets atmosphériques.

Le type d'information d'intérêt dépend de l'échelle d'analyse. Différentes échelles d'interprétation peuvent être considérées. L'échelle de la tache urbaine est choisie par exemple pour délimiter les limites d'agglomérations [21] ou pour analyser les morphologies urbaines [22] et leur étalement [23][24]. À une échelle plus fine, la télédétection est utilisée par exemple pour estimer des informations statistiques [25][26], pour cartographier l'occupation du sol [27] et ses changements [28].

L'échelle d'interprétation a longtemps été limitée par la résolution spatiale trop grossière des images satellitaires [29]. Nous avons volontairement dégradé les images disponibles; comme nous pouvons le constater l'aérodrome de la ville de Blida disparaît à partir de la résolution de 90m (cf. figure 1.6). Sur l'image Aster de Laghouat (cf. figure 1.7), aucun objet n'est détecté ; les différentes structures sont confondues constituant une tâche à la résolution de 90 m.

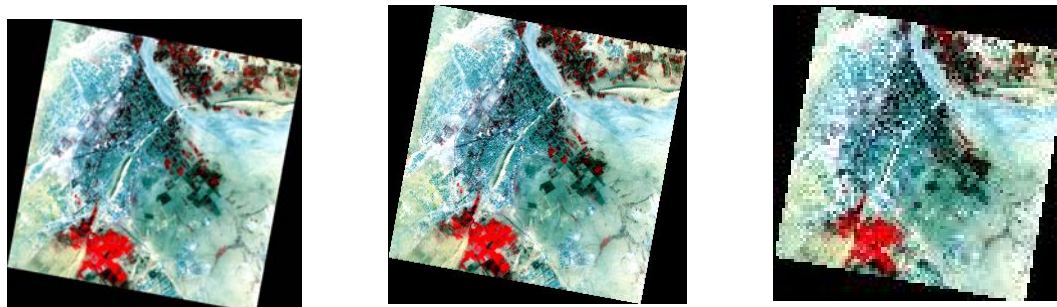


(a) résolution 30 m

(b) résolution 10 m

(c) résolution 90 m

Figure 1.6 : Images et objets géographiques. Source : Image Landsat TM de Blida (image progressivement dégradée de 10 à 90 mètres de résolution).



(a) résolution 5 m

(b) résolution 10 m

(c) résolution 90 m

Figure 1.7: Images et objets géographiques. Source : Image Aster de Laghouat (image progressivement dégradée de 5 à 90 mètres de résolution)

L'arrivée sur le marché des images très haute résolution spatiale (THRS) offre aujourd'hui de nouvelles perspectives et la demande en information spatiale se situe aujourd'hui essentiellement à l'échelle des objets urbains [3]. Il existe différents niveaux d'interprétation des objets [30] : *la détection, l'identification et l'analyse*.

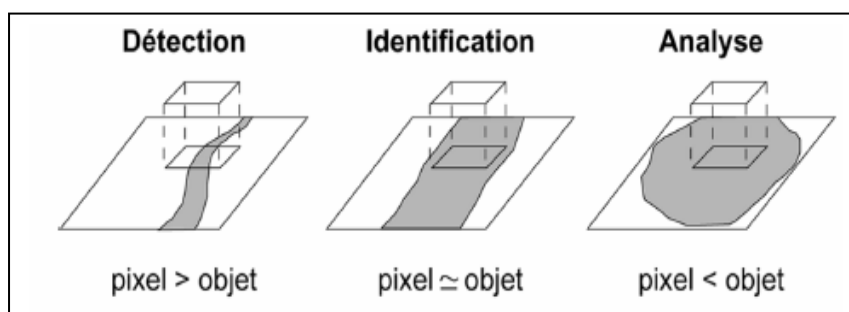


Figure 1.8 : Niveaux d'interprétation [3].

Pour expliquer ces différents niveaux d'interprétation, nous avons dégradé la résolution spatiale d'un extrait d'image Ikonos de Laghouat acquise le 10 mai 2007 (cf. figure 1.9). Sur la dernière image (c : résolution de 32 m), on peut uniquement *détecter* la présence d'un objet, sur la seconde (b : résolution de 16 m), on peut *l'identifier* comme étant un bâtiment et enfin sur la première (a : résolution de 4 m), on peut *analyser* le bâtiment (type, taille...) qui est fortement contrasté par rapport à son entourage.

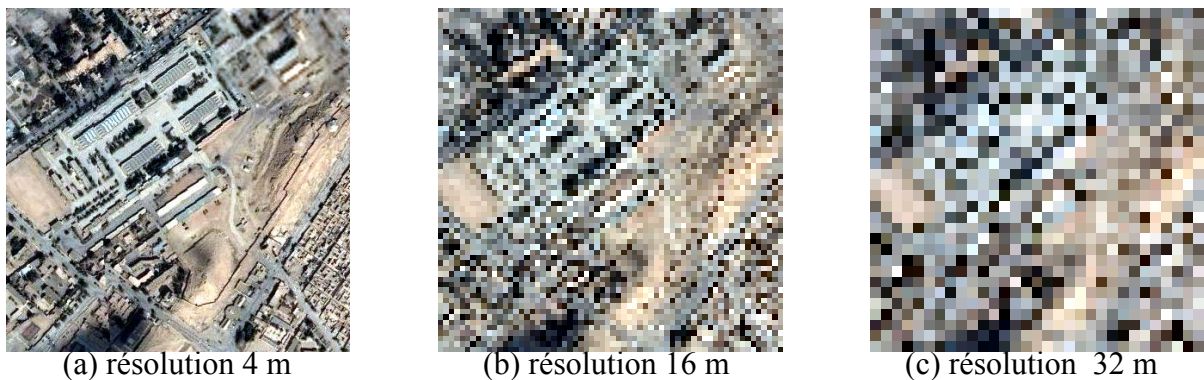


Figure 1.9 : Influence de la résolution spatiale sur les possibilités d'interprétation des images (Bâtiment industriel ; Source : Image Ikonos de Laghouat, 10 mai 2007 ; source : [http: google earth](http://google.earth)).

Après avoir donné quelques notions en télédétection urbaine et passé en revue les principales caractéristiques des images satellitaires et les problèmes liés à leurs résolutions, nous allons dans la deuxième partie de ce chapitre, décrire les sites d'étude ainsi que les données associées qui ont été utilisées dans la phase de validation des algorithmes développés.

## PARTIE 2. PRESENTATION DES SITES D'ETUDE

Nous avons considéré deux villes pilotes: Laghouat située en zone pré-saharienne à environ 400 km d'Alger et Blida en zone de transition montagne-plaine à environ 45 km au nord de l'Algérie. Dans cette section, nous allons présenter les spécificités liées à chaque paysage.

### 1.6 Description de la zone présaharienne de Laghouat

Ville pré saharienne située aux limites entre les Hauts Plateaux steppiques et les zones sahariennes, Laghouat est construite sur le schéma traditionnel d'oasis avec les trois atouts principaux : l'oued M'Zi arrosant des terres fertiles au milieu d'une zone aride, des collines faciles à défendre et un des passages obligés pour les caravanes qui vont de l'Afrique noire vers la Méditerranée. Laghouat, porte du désert, est ainsi un lieu de rencontre entre sédentaires vivant de l'agriculture, de l'artisanat et du commerce et nomades trouvant là une étape idéale pour les échanges et le repos. Sa population est passée de 42800 hab. en 1977 à 119043 hab. en 2003, soit une multiplication par presque 3 en moins de 30 ans. Un rythme de croissance qui a eu pour premier effet une modification profonde du paysage, de la qualité et du mode de vie, de l'attractivité et du statut de la ville dans le contexte de concurrence entre les complexes urbains de la région. Cette croissance démographique ne s'est pas opérée de manière continue et homogène ; des événements historiques l'ont marquée. Ainsi la sédentarisation forcée et précipitée des nomades fin des années 50 et début des années 60, la découverte de gisements pétroliers et gaziers, une démographie galopante pendant les décennies 60 et 70 et une stratégie de développement volontariste et offensive pendant les décennies 70 et 80 et enfin la cession progressive des terrains sous administration militaire à la communauté urbaine, ont eu pour principales conséquences une accélération de la construction jusqu'aux limites des reliefs du Djebel Lahmar à l'Ouest et du Kaf el Moudjahidines au Nord. Nous assistons alors à une rupture des équilibres sur lesquels étaient bâties les oasis. Les entités fondamentales ont été absorbées dans une extension anarchique des espaces urbains et une mutation profonde de la société [31].

#### 1.6.1 Spécificités du paysage

Le territoire urbanisé de la ville de Laghouat présente en première approche quatre grands types de paysage distincts :

- L'habitat ancien ou l'habitat reconstruit dans la Médina (vieux quartiers) : les

constructions traditionnelles anciennes sont en briques de terre (similaire au pisé) recouverte d'un mortier bâtard de chaux, sable et ciment (environ 5%); les terrasses sont également recouvertes d'une chape de mortier de chaux et ciment (cf. figure 1.10 -b); les nouvelles constructions dans la Médina sont généralement en briques rouges; l'aspect extérieur pour les deux types de bâti vire vers la couleur ocre très similaire à la roche affleurante



Figure 1.10 : apparence comparée des thèmes bâti et roche (Photo de A. Abdellaoui).

(figure 1.9-r); nous pouvons noter sur la figure (1.10) la similarité de teinte de l'environnement rocheux (au premier plan à gauche et au dernier plan) et celle du bâti.

- L'habitat intermédiaire, essentiellement construit lors de la période de sédentarisation

forcée des nomades (1957-58); c'est le cas principalement du quartier Sadikia pratiquement sans végétation urbaine qui se confond avec l'environnement rocheux comme on peut le noter sur la figure 1.11. Il s'agit d'un ensemble de maisons basses, généralement construites en deux étapes correspondant à deux phases de sédentarisation; les matériaux utilisés sont essentiellement le parpaing (brique de ciment



Figure 1.11 : Sadikia, un quartier de sédentarisation forcée, habitat quasi spontané (Photo de A. Abdellaoui).

gris), plus rarement la brique rouge ce qui rend l'ensemble plus contrasté par rapport à son environnement. On notera ici en arrière plan l'accumulation de sable ocre au flanc du mont.



- Les constructions dans la palmeraie et les zones de jardins sont de divers matériaux (briques de terre et pisé local, briques rouges, plus rarement parpaing de ciment gris) et, en fonction du degré d'achèvement de la construction, celle-ci peut avoir un aspect extérieur allant du blanc (figure 1.12 –a) au gris (figure 1.12 –c) en passant par la couleur ocre (figure 1.12 –b); la présence de végétation, vestige des jardins et de ce qui reste de la palmeraie, donne un aspect particulier (mélange de bâti et de végétation souvent très éparse) comme on le voit sur la figure (1.12).



Figure 1.12 : le bâti sous palmeraie  
(Photo de A. Abdellaoui).

- Dans les tous nouveaux quartiers, la construction est plutôt en parpaing, et possède encore un aspect extérieur tirant vers le gris, signe du stade encore peu avancé de la construction; cette construction peut cependant être distinguée, par contraste, à proximité d'un espace de végétation; elle ressort également de l'environnement rocheux ou sableux (arrière plan de la figure 1.13).



Figure 1.13: les nouveaux quartiers d'habitat individuel aux flancs du Djebel Lahmar (Photo de A. Abdellaoui).

### 1.6.2 Données disponibles

Nous disposons pour notre étude des données suivantes (cf. figure 1.14) :

- plusieurs scènes Landsat TM, de résolution 30 m de 1987 et 1990 ;
- une scène SPOT HRV de 2001 ;
- une image multibande Aster de 2004 pour laquelle nous avons utilisé essentiellement .les bandes VNIR de résolution 15 m.

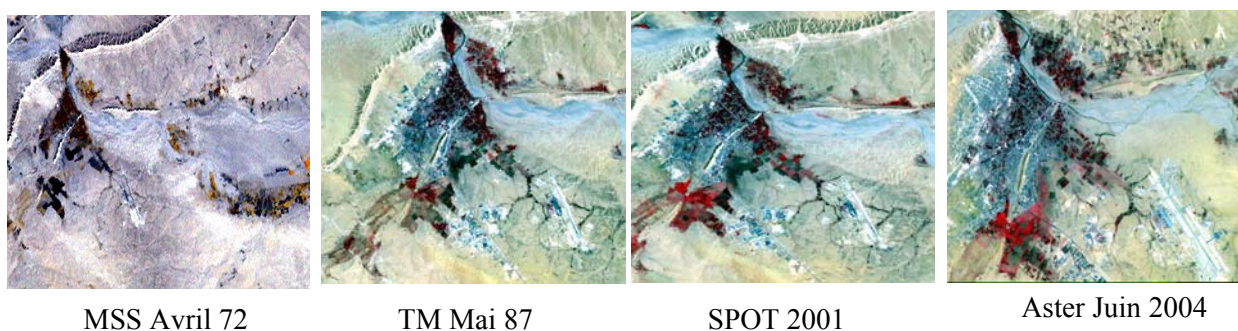


Figure 1.14 : Images satellitales disponibles sur Laghouat.

### 1.7. Description du site de 'Blida'

L'agglomération blidéenne (ville de Blida et les foyers urbains satellites) est située sur une zone de contraste entre plaine (plaine de la mitidja, zone à l'origine essentiellement agricole) et montagne (piémont nord de l'Atlas blidéen) à proximité d'Alger (45 km). Cette double particularité géographique a induit une très forte croissance. Sa population est passée de 141288 habitants en 1977 à 309884 hab. en 2005, soit une multiplication par presque 2 en moins de 30 ans. Le territoire du Grand Blida, par sa position centrale privilégiée, tant au niveau local, régional ou national, est un carrefour entre les régions Est, Ouest, Centre et Sud englobant toutes les structures urbaines à caractère local et régional les plus riches et les plus modernisées. La wilaya est limitée au sud par la wilaya de Médéa, l'Atlas Blideen et la montagne de Chréa, les gorges de la Chiffa, au nord par les plaines de l'Algérois des wilaya d'Alger, Tipaza et Boumerdès à l'ouest par la wilaya de Ain Defla et enfin à l'Est par la wilaya de Bouira (cf. figure 1.15). Blida est connue par un climat Méditerranéen caractérisé par une alternance de saison sèche et chaude de mai jusqu'au mois de septembre et d'une saison humide et fraîche qui s'étale du mois d'octobre au mois d'avril. La Mitidja comme son nom l'indique est une aire alluvionnaire orientée Sud-Ouest, Nord-Est, se situe entre deux structures montagneuses. Le bourlet Sahélien, la sépare du littoral vers le Nord et la chaîne de l'Atlas tellien au Sud (cf. figure 1.15). Dans cet encadrement de structures de montagnes et de collines, la Mitidja constitue une vaste arène dissymétrique, au format plat et incliné. Le plan incliné est particulièrement net dans la partie centrale sur la lisière méridionale. Les altitudes dépassent toujours 160 et parfois plus de 260 mètres à Blida Centre pour s'abaisser vers le Nord dans la basse plaine à une vingtaine de mètres.

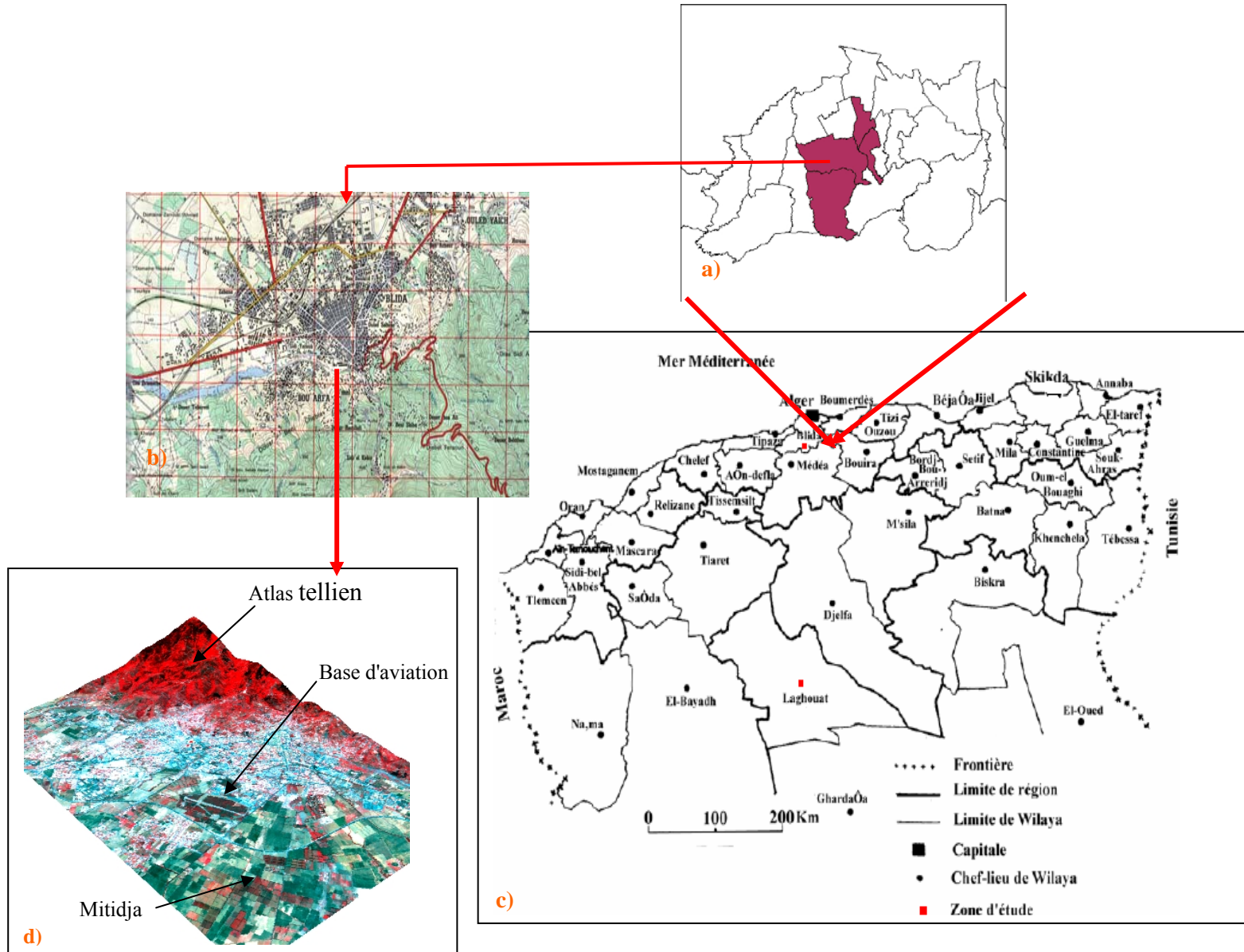


Figure 1.15 : Position géographique de Blida a) découpage de la wilaya de Blida b) site d'étude c) carte de découpage administratif d'Algérie d) topographie du site.



Par contre, aux deux extrémités, les altitudes se relèvent de 60 à 70 mètres par la terminaison occidentale et de 90 à 100 mètres à l'Est où les oueds s'encaissent. La ville de Blida est classée Chef-lieu de Wilaya de Blida détachée comme chef-lieu de Daira de la Wilaya d'Alger suite au découpage administratif de 1974.

### 1.7.1 Spécificités du paysage

L'aire d'étude se caractérise par une occupation très hétérogène d'habitat allant de l'individuel à haut standing, petites villas, maisonnettes et pavillons jusqu'aux grands ensembles d'habitat collectif et équipements structurants. La ville de Blida (cf. figure 1.16) présente plusieurs types du paysage dont:



Figure 1.16 : vue d'ensemble de la ville de Blida (photo de N. Benblidia).

#### **- Le centre ville**

Le centre du grand Blida est caractérisé par une structure très importante et par une diversité d'occupations opérationnelles qui ont une influence sur le territoire régional de la wilaya de Blida; de grands équipements spécialisés offrent des services même pour les wilayas limitrophes. L'occupation du centre urbain se caractérise par une grande densité de constructions, immeubles à usages commerciaux, bâtiments administratifs ou religieux (marché, hôtels, mosquée) qui coïncide avec le premier noyau de la ville de Blida qui est le point de convergence de grands axes de communication. L'espace urbain a été marqué par deux périodes d'urbanisation; on observe jusqu'à nos jours, des vestiges de l'époque turque à travers l'existence de mosquées, de hammam et de demeures prestigieuses. Les maisons sont caractérisées par une organisation intravertie où les espaces sont organisés autour d'une cour centrale. Les toitures en pente sont en tuiles romaines et les gabarits ne dépassent pas R+1. Dans l'espace central des maisons est aménagé un espace vert planté

d'arbres fruitiers et de roses. L'époque coloniale est caractérisée par l'apparition de nouvelles typologies d'habitat. Les constructions sont caractérisées par une organisation extravertie et par des façades revêtues de faïence et décorées par des éléments empruntés du style précolonial.



Figure 1.17 : Centre ville a) rue commerçante b) Place du 1<sup>er</sup> Novembre c) Bd Larbi Tebessi (photos de N. Benblidia).

- le **péricentre** correspondant à la partie située entre le boulevard Larbi Tebessi, et le boulevard Mohammed Boudiaf (cf. figure 1.18). Il comporte un ensemble de constructions typologiquement reconnaissables et morphologiquement indéterminés, implantés sur des parcelles agraires physiquement organisés en îlots, avec activité dominante: résidentielle + commerce + équipements.



(a) boulevard Mohamed Boudiaf (b) boulevard Larbi Tebessi (c) quartier Benboulaïd

Figure 1.18 : Péricentre représentant les principaux axes de communication (photos de N. Benblidia)

- la **zone d'extension nouvelle**, ensemble de constructions typologiquement peu reconnaissables et morphologiquement indéterminés, avec activité dominante: résidentielle + équipements centraux.

- la **zone d'extension récente**, ensemble de constructions dont la morphologie est incomplète, avec activité dominante: habitat + commerce + équipements. L'occupation des sols se caractérise par une dominance surtout d'habitat collectif réalisé selon les

disponibilités foncières offertes par le site et non d'après une réflexion urbanistique prenant en compte la continuité de la ville.

- la *zone de construction éparse*, ensemble de constructions typologiquement reconnaissables et morphologiquement identifiables, non contrôlée par les instruments d'urbanisme, avec activité dominante: résidentielle + commerce.
- la *zone à servitude spécifique*, partie de la ville correspondant à la zone à servitude militaire, ou industrielle, ou agraire ou à servitude universitaire.

Conclusion : on note un certain caractère d'émiettement du cadre bâti matérialisé par des rajouts dans tous les coins de parcelles. Ces rajouts sont affectés à des commerces et services de toutes sortes notamment sur les axes structurants et qui gâchent le charme des anciennes constructions originelles situées en arrière plan. Cette pratique très courante de l'urbanisme et de l'architecture crée un désordre dans l'espace urbain en renforçant le caractère d'éclatement et de fragmentation de la structure urbaine.

### 1.7.2 Données disponibles

Nous disposons pour notre étude des données suivantes :

- une carte topographique redressée d'après une couverture aérienne au 1: 50 000 datant de 1957;
- une carte topographique au 1: 50 000 datant de 1987;
- deux scènes Landsat TM, de résolution 30 m de 1987 et 2001;
- une scène Landsat MSS, de résolution 80 m de 1972 ;
- une image multibandes Aster de 2001.

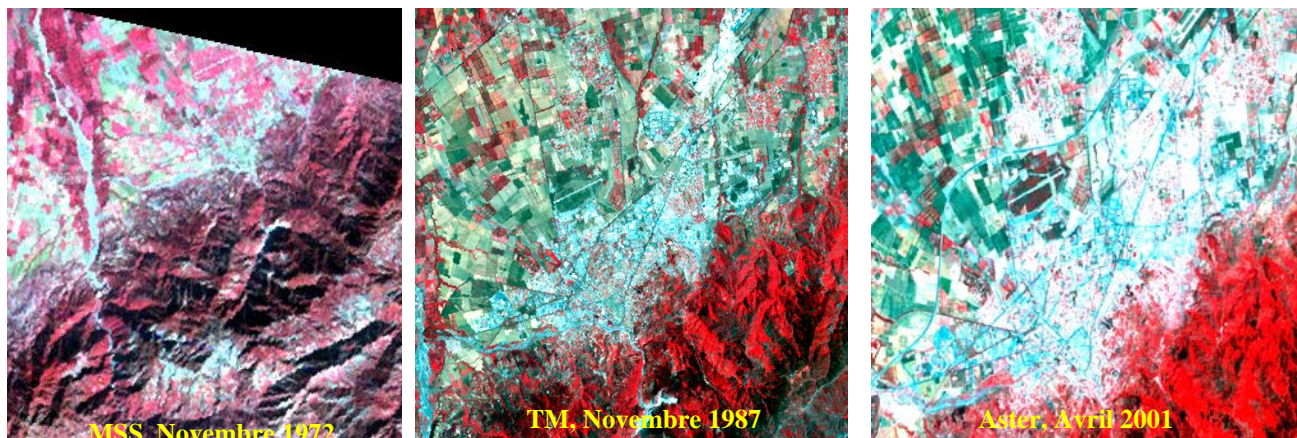


Figure 1.19 : Images satellitaires disponibles sur Blida

### 1.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons abordé quelques éléments fondamentaux de la télédétection. La définition, les systèmes opérationnels et les caractéristiques des systèmes ont été décrits. La connaissance des caractéristiques des données, nous permettra de connaître les potentialités de l'imagerie multispectrale, à haute et moyenne, résolution et les moyens qu'elle fournit en vue de l'identification et de la cartographie des objets terrestres. Un point particulier que l'on peut mettre en évidence pour l'application télédétection multispectrale urbaine est que l'étude de comportement spectral des matériaux dans les régions spectrales du visible et du proche-infrarouge, (0.4-1.1 $\mu$ m), à la région infrarouge onde-courte (1.1-2.5  $\mu$ m) est primordiale.

Ce chapitre a aussi présenté les deux sites sur lesquelles nous allons considérer des images issues de différents capteurs. Les deux villes retenues appartiennent à des ensembles géographiques et bioclimatiques différents; l'une est saharienne '*Laghouat*' et l'autre est tellienne '*Blida*', proche de la capitale algérienne. Dans les chapitres qui suivent, nous essayerons de prouver l'efficacité de la télédétection en milieu urbain algérien; dépendra t'elle alors de la qualité des données géographiques disponibles?

## CHAPITRE 2

### METHODES D'EXTRACTION DE L'INFORMATION URBAINE

#### 2.1. Introduction

L'analyse des images peut être définie comme l'acte d'examiner les images avec l'objectif de l'identification, de l'évaluation sur l'existence ou l'importance de l'information contenue. Homayouni [10] a défini certains niveaux de traitement tels que: la détection, la classification, la discrimination, l'identification et la quantification. L'analyse comporte aussi l'évaluation de l'importance des objets, leurs formes et les relations spatiales entre eux.

Après le lancement du premier satellite d'observation terrestre (Landsat 1972), la question fondamentale était : *Comment peut-on utiliser la technologie d'acquisition des données de la télédétection afin d'étudier les domaines agricole, géologique, géographique, minéral, pétrolier, urbain et rural ?* La raison de cet intérêt était l'aspect universel et économique des données issues de la télédétection [10]. Suite à cette question, une problématique essentielle a été introduite : *Comment pouvons-nous employer les potentiels spatiaux, spectraux et temporels des données de télédétection pour l'extraction des informations sur l'identification et la quantification des objets et des matériaux de la surface terrestre.* Les techniques de reconnaissance des formes apportent une réponse à cette question. En général, la reconnaissance des formes résulte de méthodes statistiques et mathématiques, et permet d'identifier les objets observés par les différents systèmes d'imagerie, en exploitant les propriétés des objets et les caractéristiques des images numériques [32]. L'expérience acquise durant des années de développement et d'application des techniques de reconnaissance des formes, a permis l'apparition de nombreuses techniques, méthodes et algorithmes performants. L'application de ces techniques en télédétection a non seulement montré le potentiel des données mais a également prouvé la fiabilité des techniques elles-mêmes.



Dans ce chapitre, nous évoquerons les techniques d'analyse d'imagerie multispectrale, dans le but d'extraire les informations des objets urbains présents dans les images multispectrales. Certaines des techniques de reconnaissance des formes seront par la suite appliquées pour détecter, identifier et cartographier les divers objets de milieu urbain, en utilisant les informations spectrales fournies par les systèmes d'imagerie à moyenne et haute résolution.

## 2.2. Méthodes d'extraction de l'information urbaine

Parmi les techniques d'analyse d'images, nous nous concentrerons sur la reconnaissance des formes, qui constitue l'outil privilégié pour l'extraction d'information, la détection et l'identification des objets par l'imagerie numérique. Historiquement, les techniques dédiées à la reconnaissance des formes sont appliquées et développées dans le cadre de l'analyse d'images monochromes, pour lesquelles les informations spatiales sont aisément accessibles dans un espace bidimensionnel. De ce point de vue, les techniques sont baptisées à juste titre techniques de reconnaissance spatiale des formes [32][33].

Au fur et à mesure que la télédétection se développe, elle fournit, en plus de l'information spatiale, des sources d'information spectrale de plus en plus riches. Par conséquent, les techniques de reconnaissance des formes doivent s'adapter à un espace multidimensionnel, lorsque, pour chaque pixel, nous disposons d'un vecteur regroupant les différentes valeurs correspondant aux observations dans les canaux spectraux enregistrés. Trois espaces différents peuvent être considérés afin de visualiser, modéliser et développer les outils pratiques et analytiques de reconnaissance des formes (cf. Figure 2.1) : l'espace d'image, l'espace du phénomène, l'espace du spectre [10].

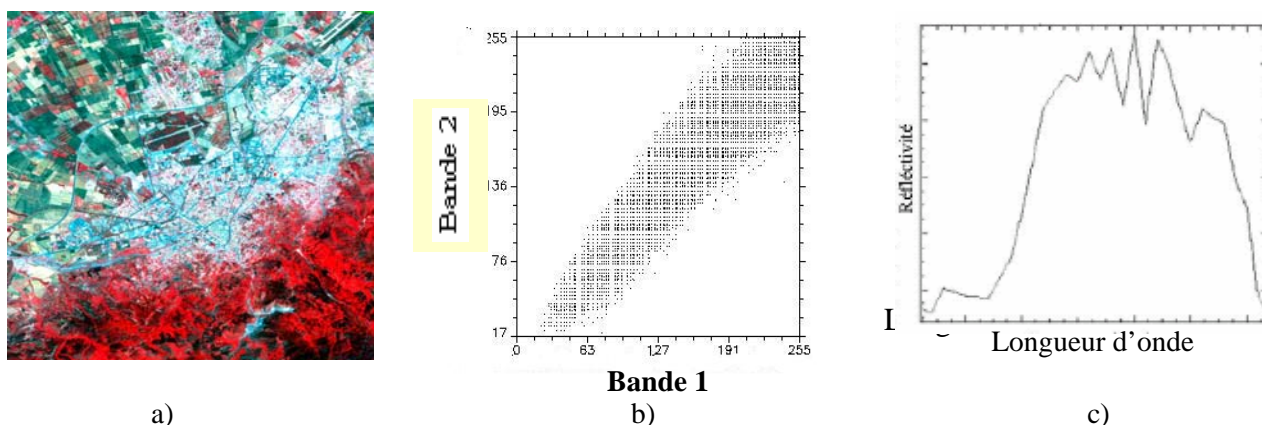


Figure 2.1 : Les trois espaces pour visualiser et analyser les données spectrales : (a) espace d'image, (b) espace du phénomène et (c) espace du spectre.

L'*espace d'image* : il s'agit d'un ensemble des pixels qui ont des relations spatiales les uns avec les autres. Le positionnement de chaque élément joue un rôle important dans les analyses de télédétection. Dans le cas où nous impliquons les techniques de reconnaissance spatiale, cette forme de présentation des données est bien plus compréhensible. Dans cet espace, la nature des objets terrestres est visuellement perceptible. Les résultats d'application de différentes opérations, ainsi que les résultats finaux se présentent dans cet espace. L'espace de l'image souffre des mêmes limitations que le système visuel humain : une image peut avoir seulement trois canaux à visualiser. Donc, au plus trois bandes spectrales quelconques seront affectées aux canaux de rouge, vert et bleu. Par exemple, dans la figure 2.1.a, les bandes spectrales en (0,52 – 0,60), (0,63 – 0,69) et (0,76 – 0,8)  $\mu\text{m}$  sont utilisées comme les canaux R, V, B, pour la visualisation d'une image du capteur Aster.

L'*espace du phénomène* comporte une présentation caractéristique des objets avec leurs valeurs dans les différents canaux spectraux. Chaque pixel est un point d'un espace à n-dimensions. Du point de vue de l'extraction d'information, malgré la limitation de ne présenter ou visualiser au maximum que trois canaux spectraux, cet espace constitue la meilleure façon d'illustrer les données spectrales. Cet espace décrit un graphe de dispersion; chaque axe de ce graphe comporte les données correspondant à une bande spectrale spécifique (cf. figure 2.1.b).

L'*espace du spectre* correspond aux variations des valeurs des pixels comme une fonction de longueur d'onde. Cette forme est très fréquente dans les références de télédétection. Les signatures spectrales sont généralement présentées dans cet espace. La limitation de cet espace réside dans le nombre de pixels à présenter. Par contre les informations spectrales concernant tous les canaux sont présentes dans cet espace (cf. figure 2.1.c).

D'un point de vue méthodologique, l'espace d'image correspond aux techniques de reconnaissance spatiale des formes; on peut dire par analogie que l'espace du spectre correspond aux techniques de reconnaissance 'spectrale' des formes. L'espace du phénomène peut se considérer comme un espace très utile pour les deux techniques. Les techniques du traitement des images emploient l'espace d'image, car une image comporte les informations spatiales. Par contre, un spectre peut être considéré comme un signal traitable par des techniques de traitement des signaux [10].

Ainsi, selon la technique retenue, les algorithmes correspondants analyseront soit les données vectorielles pour chaque pixel, soit les données matricielles pour chaque bande spectrale.

### 2.2.1 Traitements préliminaires

Il est généralement nécessaire de pré-traiter les données avant de procéder à leur analyse. **Les pré-traitements** ont pour but l'élimination ou la réduction du "bruit" afin de faciliter l'extraction des informations. Lors de cette étape, nous essayons de minimiser l'impact des déformations radiométriques produites par les sources inconnues, le plus souvent aléatoires. Cette étape, souvent désignée sous le terme de restauration d'image, conduit aussi à augmenter le Rapport Signal sur Bruit (RSB). A mesure que les systèmes de télédétection se compliquent, les traitements préliminaires deviennent de plus en plus importants et complexes [8]. Le choix d'une stratégie de pré-traitement dépend à la fois de l'application et des données disponibles.

Une fois, l'extraction des fenêtres utiles réalisée, le premier traitement effectué sur une image consiste alors à améliorer au mieux sa lisibilité en jouant sur la dynamique des valeurs radiométriques [34][35]. Le contraste est "*la différence de brillance existant entre un objet et son entourage*" [36]. Le contraste observé sur une image dépend de la séparabilité des signatures spectrales, des capacités du capteur à enregistrer finement l'information (résolution spatiale, spectrale et radiométrique), mais aussi des effets atmosphériques (absorption d'une part de l'irradiance et de la luminance par les gaz). Le contraste joue donc un rôle important dans l'interprétabilité d'une image. À taille égale, les objets de forts contrastes seront plus facilement interprétés. Dans l'exemple de l'image de Laghouat (cf. figure 2.2.a), nous remarquons que cette image est faiblement contrastée.

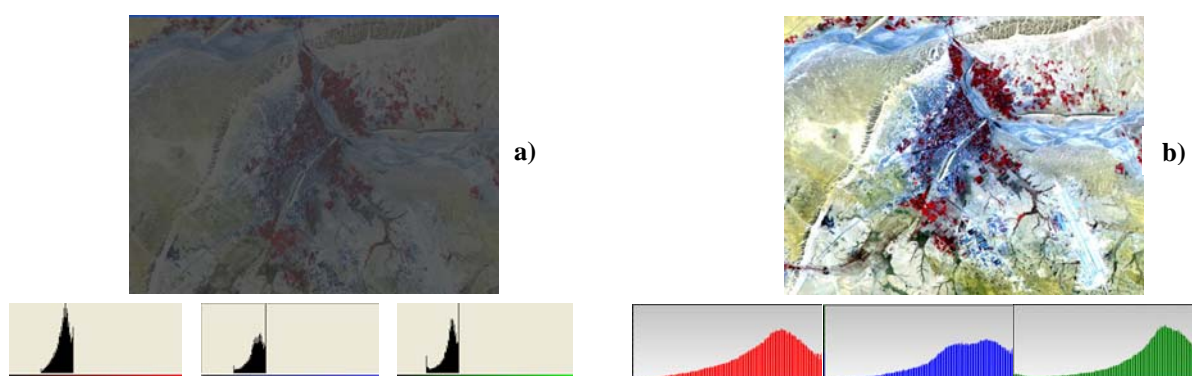


Figure 2.2 : opération d'amélioration du contraste sur l'image de Laghouat a) image brute b) image rehaussée.



Les histogrammes montrent que les valeurs numériques observées ne couvrent que quelques dizaines de valeurs dans les bandes spectrales rouge et verte, et encore moins dans la bande bleue. Ces histogrammes montrent également que les valeurs bleues et vertes sont globalement plus élevées que les valeurs rouges, ce qui explique la dominante vert-bleu de l'image.

Dans l'image 2.2.b, nous avons effectué une fonction d'étalement de contraste, c'est-à-dire que les valeurs numériques de l'image d'origine ont été modifiées selon une fonction linéaire appliquée aux 3 composantes.

Cette fonction est pratiquement toujours appliquée avant d'analyser des images de télédétection. En effet, les capteurs des satellites d'observation de la terre sont réglés de manière à pouvoir enregistrer des conditions d'éclairage très différentes comme les déserts et les banquises (zones très réfléchissantes), ou les forêts équatoriales et les océans (zones très sombres).

Par ailleurs, les images captées par des satellites comportent souvent du bruit, un autre prétraitement des données concerne alors le *filtrage* des images bruitées [36]. Ce bruit est dû soit à la nature environnante, soit à la nature même des capteurs. En conséquence les images ont souvent un aspect brouillé à la réception; les filtrages sont des opérations destinées à améliorer la lisibilité de ces images et/ou d'en extraire certaines informations [34][35]. Le principe des filtrages est de modifier la valeur numérique de chaque pixel en fonction des valeurs des pixels voisins. Par exemple, en remplaçant la valeur de chaque pixel par la moyenne de lui-même et de ses 8 voisins, on effectue un "lissage" de l'image: les détails les plus fins disparaissent, et l'image apparaît plus floue. Par la technique du filtrage, il est également possible de renforcer la perception de netteté des images. Dans l'exemple qui suit, une image SPOT en mode panchromatique a été améliorée par l'application d'un filtre qui renforce les contrastes locaux. L'image de droite paraît plus nette, même si, en réalité, ce traitement n'a pas apporté d'information complémentaire.

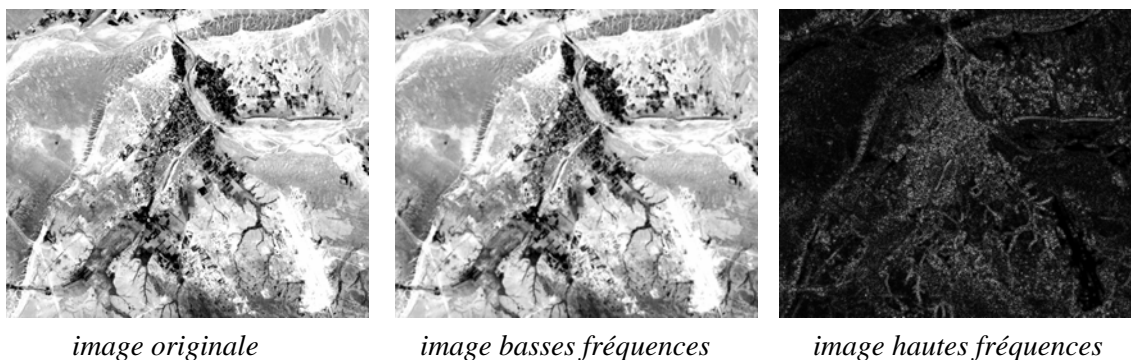


Figure 2.3 : Application de l'opération de filtrage sur l'image de Laghouat.

Un autre procédé de pré-traitement consiste à utiliser un algorithme, de réduction de la dimension des données, tel que l'**analyse en composantes principales** (ACP). Le but de l'analyse en composantes principales [8] est de réorganiser les données

	TM1	TM2	TM3	TM4	TM5	TM7
TM1	1.000000	0.920630	0.834635	0.750319	0.751750	0.760131
TM2	0.920630	1.000000	0.964653	0.906253	0.881698	0.904152
TM3	0.834635	0.964653	1.000000	0.951770	0.932184	0.946474
TM4	0.750319	0.906253	0.951770	1.000000	0.922340	0.910163
TM5	0.751750	0.881698	0.932184	0.922340	1.000000	0.963215
TM7	0.760131	0.904152	0.946474	0.910163	0.963215	1.000000

Tableau 2.1 : Corrélations des canaux Landsat TM pour l'image de Laghouat – 1987.

de telle manière qu'elles ne soient plus corrélées. Une particularité intéressante de cette transformation, lorsqu'elle 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. En ne conservant que les composantes les plus significatives pour l'analyse, il est possible de réduire considérablement le volume de données à traiter. Par exemple, l'application de l'ACP sur l'image Landsat TM de Laghouat, a permis de mettre en évidence les corrélations entre canaux et la redondance d'informations; ces résultats sont illustrés par le tableau (2.1).

L'analyse des contributions relatives des axes montre que le premier nouvel axe (première composante principale) contient presque 94% de l'information totale comme cela est donné par le tableau (2.2) :

axes	TM1	TM2	TM3	TM4	TM5	TM7
% var.	93.70	3.28	1.54	1.04	0.35	0.09

Tableau 2.2 : Contribution relative des axes factoriels.

### 2.2.2 Analyse d'images

Par **analyse d'images**, nous désignons l'ensemble des méthodes et d'outils qui permettent aux utilisateurs d'extraire les informations pertinentes, à partir de l'image numérique pré-traitée et en regard de leurs applications, de les traiter, puis de les interpréter en fonction d'applications pertinentes [37].

Quelles sont les méthodes d'extraction automatique traditionnellement utilisées en milieu urbain sur des images à haute et moyenne résolution (HMR) ? L'information de base de l'image satellite étant une luminance spectrale, le problème est donc de produire des classes spectrales susceptibles de s'interpréter en classes thématiques. Toute image numérique est structurée selon un descripteur spectral et un descripteur spatial. Selon le

type d'information utilisée au départ, deux catégories de méthodes d'extraction peuvent être différenciées :

- (1) les **méthodes de classification** qui consistent à assigner une valeur à des pixels appartenant à une même classe, sont les méthodes les plus couramment utilisées sur des images satellites HMR en milieu urbain. Elles utilisent uniquement le domaine spectral des images constituées de plusieurs bandes (images multispectrales);
- (2) les **méthodes de segmentation** qui correspondent à une partition de l'image en un ensemble de "régions" homogènes [38] c'est-à-dire en groupes de pixels de caractéristiques identiques, sont des méthodes traditionnellement utilisées en analyse d'image, mais pas en télédétection urbaine. A l'inverse des classifications, elles utilisent les descripteurs spatiaux d'une image monospectrale [39].

En d'autres termes, la segmentation diffère de la classification par l'utilisation de règles de décision qui incluent des paramètres spatiaux en plus des paramètres spectraux [8].

#### 2.2.2.1 Méthodes de segmentation utilisées en milieu urbain

La segmentation d'images fait référence aux notions de différence et de similarité perçues par le système visuel humain [37]. Elle vise à la décomposition spatiale de l'image en zones d'intérêt homogènes (au vu de certaines caractéristiques) et à l'extraction d'entités significatives. La segmentation joue un rôle prépondérant dans le traitement et l'analyse d'image et la vision par ordinateur. Elle constitue une étape fondamentale, qui se situe entre, d'une part, l'acquisition de l'image et son amélioration et, d'autre part, sa description et la prise de décision finale. La tâche de segmentation peut se résumer de la manière suivante :

*Etant donné une image, l'objectif de la segmentation est d'établir une description compacte et représentative de son contenu informationnel, plus exploitable que l'ensemble de ses points. Il s'agit de procéder à l'extraction d'indices visuels ou primitives pertinents, suffisamment corrélés avec les entités qui composent la scène d'où l'image est prise.*

Il existe dans la littérature une très grande diversité de techniques de segmentation que l'on peut classer en deux principales catégories : les approches non coopératives et les approches coopératives.

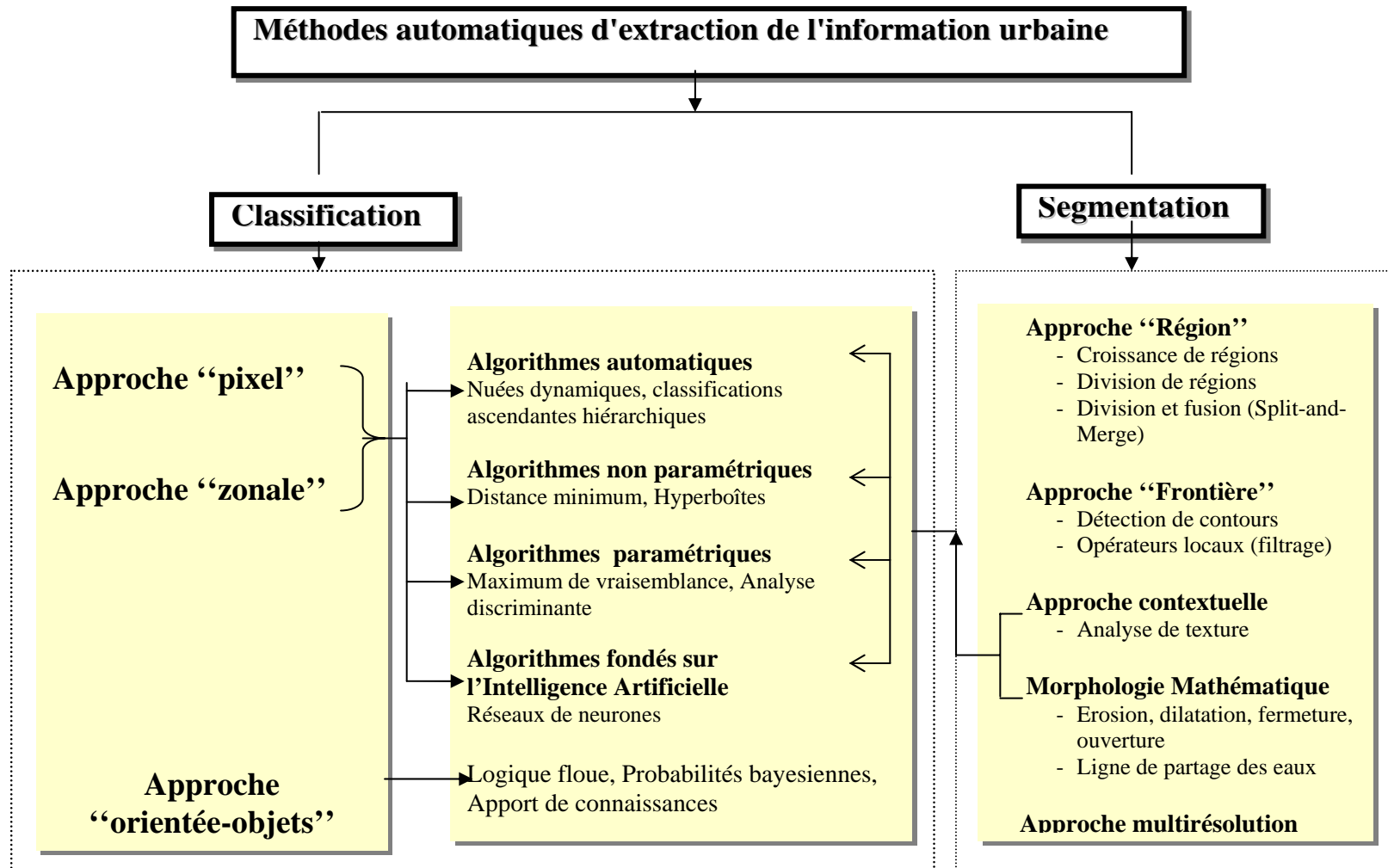


Figure 2.4 : Méthodes d'extraction utilisées en milieu urbain (modifié de Puissant [3])

Dans la catégorie des **approches non coopératives**, on peut distinguer trois types de méthodes :

- les méthodes adaptées à *l'extraction des régions* homogènes au sens des niveaux de gris; elles sont fondées sur la détection des groupements ayant des propriétés communes. Les méthodes par fusion et/ou division de régions, les méthodes par agrégation de points ainsi que celles du multi-seuillage entrent dans ce cadre. Les méthodes de *croissance de régions* (région growing) sont des méthodes qui, partant du pixel, créent progressivement des régions selon un double critère d'homogénéité et d'adjacence [40]. Elles sont à opposer aux méthodes de *partage de régions* (région splitting) qui procèdent à des divisions successives de l'image considérée comme un seul bloc [41]. Les méthodes de *seuillage* (stratégie descendante) consistent à diviser l'espace spectral en groupes, les pixels d'un même groupe sont fusionnés lorsque qu'ils sont adjacents sur l'image [42]. Dans la littérature, les stratégies de segmentation sont **ascendante** ("bottom-up") ou **descendante** ("top-down") selon qu'elles exploitent des mécanismes de croissance ou de division des régions.
- les méthodes pour la *détection de contours*, à l'inverse de méthodes de détection des régions, cherchent à mettre en évidence les discontinuités locales de l'image. Dans ce cadre on distingue les méthodes dérivatives, les méthodes surfaciques et variationnelles, les méthodes markoviennes ainsi que les méthodes morphologiques. La détection des discontinuités locales est réalisée par **filtrage** à l'aide d'opérateurs spéciaux (gradients, laplaciens numériques, Sobel, Roberts, Prewitt etc) sur des images en niveaux de gris. Seuls les changements très contrastés entre les niveaux de gris de deux points adjacents sont détectés [43]. Des opérateurs de filtrage optimal [44][45] sont couramment utilisées pour la détection de structures linéaires (cf. figure 2.5).



Figure 2.5 : Extraction de contours par l'opérateur de Deriche (b) et Canny (c) sur l'image de Laghouat (a)

L'algorithme de ‘**ligne de partage des eaux**’ (ou ‘watershed’) est également un algorithme de segmentation fondé sur une approche frontière [46]. Issu des travaux de morphologie mathématique, il tient son nom de la manière avec laquelle l'algorithme segmente les régions en ‘bassins hydrographiques’. Cette méthode est appliquée au gradient de l'image filtrée et/ou échantillonnée (les niveaux de gris sont considérés comme des altitudes et l'image comme une surface topographique). Elle est basée sur un processus simulé d'inondation des différentes zones. Les étapes de cet algorithme sont détaillées dans l'annexe A3.1.

- les méthodes s'appliquant à la localisation des zones homogènes au sens de la texture. On distingue dans ce cadre, les méthodes basées sur l'analyse statistique (extraction de paramètres de cooccurrence, longueur de plages, .. ; modélisation markovienne, AR,) ainsi que les méthodes structurelles (théorie de langage, graphes, ...). Elles sont très utilisées comme étape préliminaire au cours d'une classification orientée-objets ou pour améliorer les classifications spectrales [47][48]. Une autre solution serait d'utiliser la segmentation multirésolution ; en effet, la résolution spatiale des différents objets peut être prise en compte à différents niveaux d'échelle.

**Les approches coopératives** combinent plusieurs des méthodes de la première catégorie, en particulier celles de détection de contours et d'extraction de régions uniformes. Dans cette catégorie, trois types de coopération peuvent ressortir : la coopération ‘série’, ‘parallèle’ et la coopération ‘hybride’. Elles utilisent l'information sur les éléments de contour pour faciliter le classement et celles sur l'intensité des pixels pour affiner les lignes de contours des objets à séparer. Une technique hybride, consistant à réaliser une segmentation par propagation sur les érodés ultimes, a permis d'identifier les densités de bâti sur plusieurs villes [49]. L'approche *Split and Merge* combine, quand à elle des techniques de fusion et de division des régions [50][51].

#### 2.2.2.2 Techniques de classification

Classer des données satellitaires, c'est regrouper les unités primaires qui les composent (les pixels) en un nombre donné de catégories thématiquement connues ou spectralement homogènes [1][34].

Les données de télédétection peuvent être analysées pour extraire des informations thématiques utiles. La classification multispectrale est l'une des méthodes les plus souvent

utilisées pour l'extraction de ces informations. Cette procédure suppose que les images d'une région géographique donnée sont réparties dans différentes régions du spectre électromagnétique. La classification multispectrale peut être effectuée en utilisant une variété d'algorithmes comprenant [34]:

- les méthodes de classification statistique ou neuronale, supervisées ou non supervisées ;
- les méthodes de classification floue ;
- les systèmes experts ou les méthodes à base de connaissances ;
- les méthodes de classification hybrides combinant les méthodes précédentes ou utilisant parfois des données auxiliaires.

Les méthodes de classification se différencient selon l'objectif fixé par l'utilisateur; deux approches sont possibles : les classifications supervisées et les classifications non supervisées.

Dans une ***classification non-supervisée***, l'utilisateur ne dispose d'aucune information sur la zone d'étude. Sans aucune connaissance a priori, le classement des pixels est effectué selon le critère de ressemblance spectrale. Dans certains cas, l'utilisateur peut imposer le nombre de catégories qu'il souhaite obtenir en fin de classification, et dans certains programmes, on peut également "forcer" certaines classes. Les algorithmes de classification procèdent en général par plusieurs passages au cours desquels les solutions proposées sont affinées de manière à créer des groupes plus homogènes et mieux différenciés. L'étiquetage thématique est réalisé *a posteriori* après la classification par l'interprétation des classes spectrales produites [32].

A l'opposé, dans une ***classification supervisée***, l'identité et la localisation de certains types de couvertures du sol (par ex : sol nu, eau, forêt, cultures) sont connues a priori à travers la combinaison des observations sur le terrain, de l'analyse de photographies aériennes ou de cartes. L'analyste tente de localiser sur l'image des sites spécifiques représentant des régions homogènes de ces types de couverture du sol connus. Ces régions homogènes sont communément appelées des sites d'entraînement, car les caractéristiques spectrales ou texturales de ces régions sont utilisées pour entraîner le classificateur que l'on utilisera pour classier le reste de l'image. Des paramètres statistiques multivariés (moyenne, écart-type, matrices de covariance, matrices de corrélation, etc.) sont calculés pour chaque site d'entraînement. Chaque pixel se trouvant à l'intérieur ou à l'extérieur des sites

d'entraînement est ensuite examiné et affecté à la classe avec laquelle il a la plus vraisemblance d'appartenance [37].

Chacune de ces méthodes a ses avantages et ses inconvénients. Les méthodes non-supervisées sont plus rapides et plus simples que les méthodes supervisées qui sont plus fastidieuses à mettre en œuvre (l'utilisateur doit décrire les propriétés des classes soit explicitement, soit par le choix d'aires d'entraînements représentatives). Elles sont également un excellent moyen d'évaluer le degré d'homogénéité de l'image et de disposer d'une première approximation de la qualité d'une classification supervisée opérée ensuite sur la même image. D'une manière générale, les classifications supervisées donnent de meilleurs résultats que les méthodes non-supervisées [8]. L'inconvénient majeur des approches non supervisées sur les approches supervisées est leur sensibilité aux individus très éloignés du reste des données : ces individus monopolisent généralement une classe à eux tout seul, ce qui fausse le résultat de la classification.

Que la classification soit supervisée ou non, différents types d'algorithmes peuvent être utilisés dans le processus de classification. La figure 2.4 présente de manière synthétique les différentes méthodes de classification existantes selon les approches de regroupement utilisé et selon les algorithmes de classification proprement dit. A l'inverse des méthodes spectrales basées sur le pixel, les méthodes orientée-objets effectuent une classification sur des régions (ensembles de pixels) préalablement segmentées.

### ***1. Classification selon une approche "pixel"***

Les classifications spectrales selon une approche '*par pixel*' prennent le pixel comme élément de référence. Le regroupement est réalisé sur le seul critère de ressemblance spectrale. Les algorithmes les plus utilisés en classification non-supervisée sont les nuées dynamiques et les classifications ascendantes hiérarchiques [32]. Dans une procédure de classification supervisée, une fonction d'identification ou de discrimination est construite, à partir d'un certain nombre d'aires d'entraînement dont les classes sont connues *a priori*, pour les autres individus. Cette fonction d'identification réalise un découpage de l'espace de représentation. A chaque zone de ce découpage est affectée une classe de la classification *a priori*. Les autres individus sont ensuite classifiés en fonction de leur position dans l'espace des paramètres [8][52].



Pour illustration, la figure 2.6 , représente le résultat d'une classification par l'algorithme des k moyennes d'une image Aster sur la zone de Blida; nous remarquons que les pixels d'un même objet peuvent être classés dans des classes différentes.

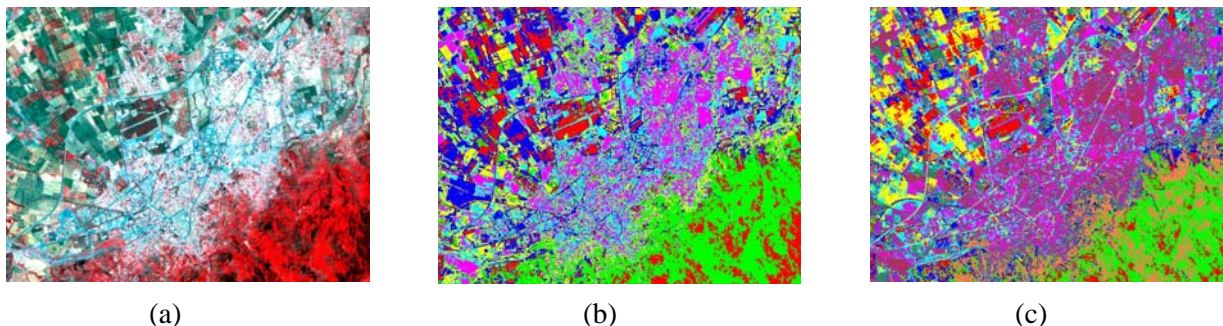


Figure 2.6 : Classification non supervisée (a) image originale (b) Kmoyennes en 6 classes et (c) Isodata 10 classes

Les méthodes classiques sont *non-paramétriques* c'est-à-dire qu'elles ne s'appuient pas sur une connaissance *a priori* des paramètres statistiques associées aux classes en présence (distance minimum à la moyenne, hyperboîtes - Figure 2.7 (a) et (b)) ou à l'inverse, *paramétriques* c'est-à-dire que les risques d'erreur sont minimisés par le calcul d'une probabilité (maximum de vraisemblance -Figure 2.7 (c)).

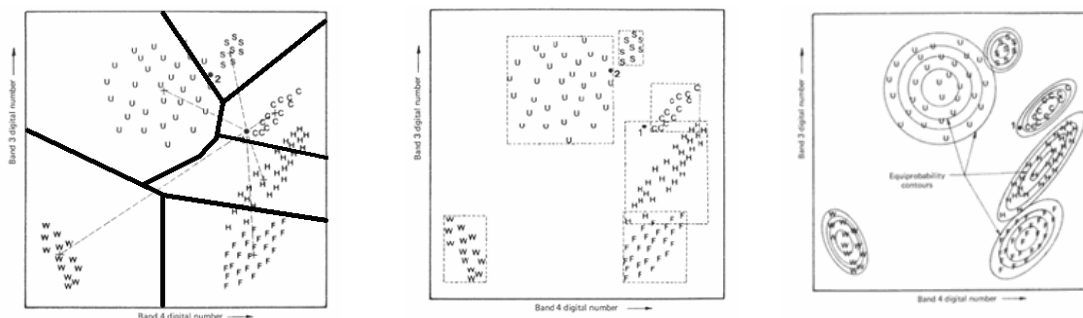


Figure 2.7 : Algorithmes de classification (a) selon la distance minimum, (b) en hyperboîtes, (c) selon le maximum de vraisemblance (modifié de Lillesand et Kiefer [53]).

L'application de ces algorithmes sur l'image de Blida issue du capteur Aster est représentée sur la figure 2.8. En considérant les mêmes zones d'entraînement, nous pouvons constater que la classification par minimum de distance ne donne pas de bons résultats; les voies de communication sont confondues avec les structures présentes dans l'image (cf. figure 2.8.b).

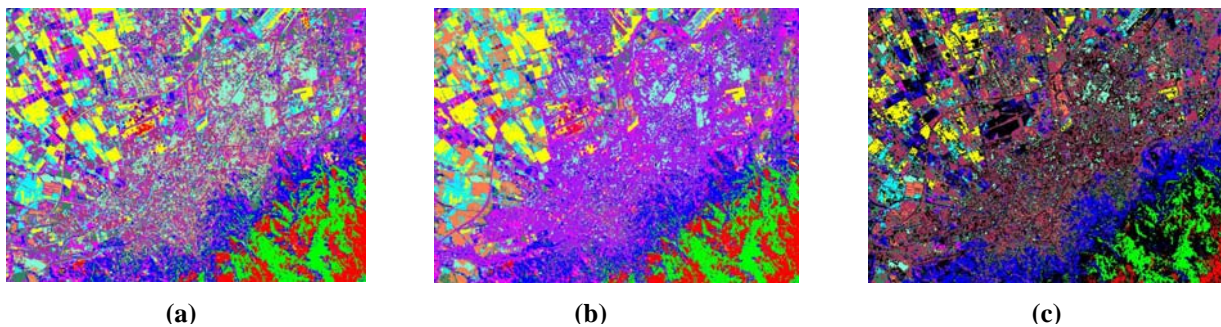


Figure 2.8 : Résultats de la classification en mode supervisé sur l'image Aster de Blida  
 (a) maximum de vraisemblance (b) minimum de distance (c) hyperboites

En milieu urbain, la *classification par maximum de vraisemblance* est très souvent utilisée sur des images haute et moyenne résolution (HMR). Elle est appliquée depuis le lancement des premiers satellites d'Observation de la Terre et est encore largement utilisée à l'heure actuelle sur des images satellites HR [3] [52].

Depuis les années 90, d'autres méthodes de classifications spectrales fondées sur les *réseaux de neurones* se sont développées. Les réseaux de neurones (cf. figure 2.9) constituent une technique d'Intelligence Artificielle utilisée comme alternative ou en complément aux classifications spectrales supervisées décrites ci-dessus. Leur développement s'inspire de la reconnaissance et des mécanismes d'apprentissage de la vision humaine [54]. Il existe à l'heure actuelle de nombreuses architectures de réseaux de neurones. Parmi les modèles existants, le réseau de type perceptron multi-couches décrit par Rumelhart (1996) est le modèle le plus utilisé en télédétection urbaine [42].

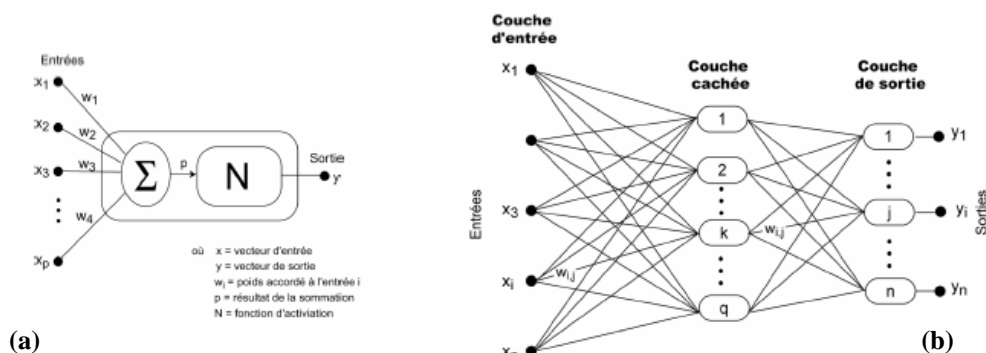


Figure 2.9 : Schéma fonctionnel (a) d'un neurone artificiel et (b) perceptron à trois couches [42]

En considérant les mêmes zones d'entraînement, nous avons appliqué l'algorithme du perceptron multicouches sur l'image Aster de Blida (cf. figure 2.10). L'apprentissage est conventionnellement associé à un choix heuristique de paramètres; si ces paramètres sont choisis de manière incorrecte, les performances du réseau décroissent rapidement. Nous

remarquons que la classification de l'image avec une architecture composée de deux couches cachées a engendré une mauvaise classification avec une précision globale de 49%. Plusieurs thèmes sont confondus; ceci est dû aux mauvais paramètres imposés au cours de l'apprentissage.

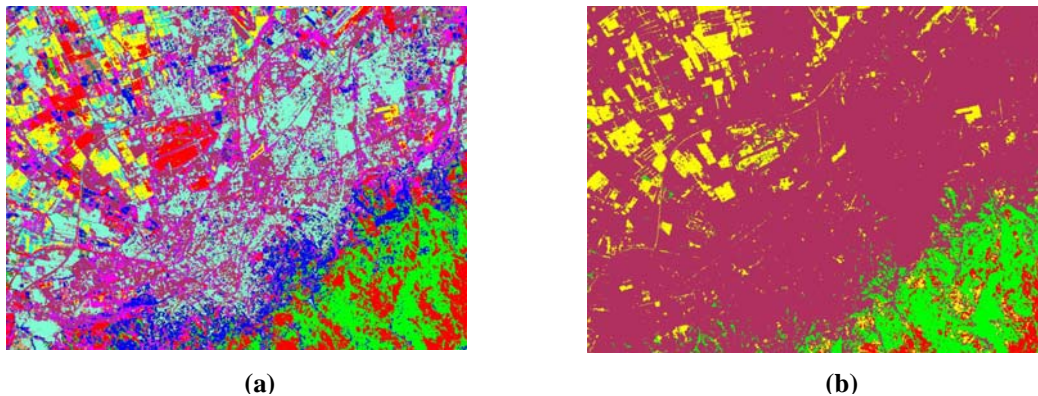


Figure 2.10 : Classification par un réseau de neurones en 11 classes (a) 1 couche cachée, précision globale de 77% (b) 2 couches cachées, précision globale de 49%

Malgré ces améliorations, les résultats de classification obtenus à partir d'images HMR ne sont pas suffisants pour l'analyse d'un milieu urbain complexe. La résolution spatiale insuffisante des capteurs et la non-utilisation de l'information spatiale ou contextuelle dans les procédures de classification sont deux explications possibles de cet échec [55]. En effet, lorsque la résolution spatiale des capteurs approche de la taille des objets à identifier, l'objet constitue intrinsèquement la classe thématique et des effets de texture sont introduits dans les processus de classification.

Tenir compte uniquement des propriétés spectrales des objets urbains dans un processus de classification entraînent donc des confusions car une réponse spectrale identique peut correspondre à deux objets différents (c'est le cas par exemple d'une route en asphalte et d'un toit d'ardoise). De nombreux travaux ont démontré que l'ajout d'informations texturales augmente la qualité des classifications des images HR en zones urbaines [39][56][57].

## ***2. Classification intégrant des informations spatiales***

Parmi les principales méthodes qui permettent de produire de l'information spatiale, à partir d'une image monospectrale, nous distinguons les analyses de texture. La notion empirique de texture se rapporte à l'effet visuel que produit une surface présentant une variation locale de niveaux de gris, mais suggérant néanmoins une apparence

d'homogénéité sur l'ensemble. Si la texture est bien définie du point de vue de la perception visuelle, sa quantification est plus complexe. Elle est réalisée au moyen d'indicateurs statistiques, selon deux ordres [58].

- *Les indices de texture de premier ordre* correspondent aux indicateurs de dispersion tels que la variance ou l'écart-type. Plusieurs auteurs ont montré que ces approches statistiques simples ne sont pas suffisantes pour caractériser la texture [59] [60].

- *Les statistiques de second ordre*, dérivées des matrices de co-occurrence proposées par Haralick [61] sont les plus utilisées en milieu urbain [38][62][63][64][65]. Ces indices (homogénéité, contraste, entropie, second moment angulaire, ...) sont calculés à l'intérieur d'une fenêtre mobile centrée sur chaque pixel de l'image. Le remplacement de la luminance de ce pixel central par l'indice de texture choisi produit une nouvelle image représentant la distribution spatiale.

Wang et He [66] abordent la texture sous une forme originale. A l'inverse des matrices de co-occurrence qui caractérisent la texture d'un pixel en considérant uniquement un pixel de son voisinage, la texture d'un pixel est ici caractérisée simultanément par rapport à ses huit pixels voisins (vecteurs). Cette approche a été très peu appliquée en télédétection urbaine. De nouvelles approches, plus récentes, modélisent la texture par une chaîne de Markov dans le cadre de recherche sur la délimitation des agglomérations urbaines [67].

L'intégration de la texture dans les procédures de classification s'effectue selon trois procédés:

- (1) l'analyse de texture est utilisée comme méthode de segmentation: l'image segmentée en zones de texture identique constitue alors la première étape d'une classification orientée-objets (cf. chapitre 5). Ce procédé est difficilement applicable en télédétection urbaine car tenir compte uniquement des informations spatiales entraîne des confusions; des objets de forme identique peuvent correspondre à deux objets différents (cas d'une industrie et d'un terrain de sport) ;
- (2) les images de texture sont intégrées dans un processus de classification comme un canal supplémentaire aux données spectrales originales [68];
- (3) les images de textures sont intégrées comme information supplémentaire en traitement post-classification d'une image [48].

### 3. Classifications "orientée-objets"

Les classifications selon l'approche orientée-objets sont basés sur les *probabilités bayésiennes* [69] la *logique floue* [70][71][72] et *l'apport de connaissances* [38][73][74][75][76]. Ces méthodes se déroulent généralement en trois étapes :

- (1) **une étape de segmentation** ; elle tient compte des paramètres spectraux et spatiaux pour subdiviser l'image en régions homogènes qui sont ensuite considérées comme des objets indépendants les uns des autres ;
- (2) **une étape de caractérisation** ; elle consiste à identifier des règles de reconnaissance des régions par la recherche de leurs propriétés spectrales (moyenne des niveaux de gris, calcul d'indices), spatiales (dimensions, forme) et contextuelles (relations spatiales entre les régions) ;
- (3) **une étape de classification** qui utilise les règles de reconnaissance des régions pour leur attribuer une probabilité ou un degré d'appartenance à une classe.

#### 2.3 Conclusion

La littérature offre une multitude de méthodes d'extraction automatique et semi-automatique utilisées pour des applications urbaines à partir d'images satellites. L'utilisation de la segmentation comme algorithme de classification reste limitée, en télédétection urbaine, en raison des résultats obtenus. Les méthodes les plus utilisées sur les images basse, moyenne et haute résolution restent incontestablement les méthodes de classifications spectrales en tenant compte de l'information contextuelle et spatiale (texture). Dans ce contexte, il reste à vérifier si ces méthodes restent applicables sur des images à haute et moyenne résolution (15 à 80 m) couvrant des scènes présentant des caractéristiques particulières.

### **CHAPITRE 3**

## **EXTRACTION DES ZONES DE BATI DE L'ESPACE URBAIN DE LAGHOUE ET BLIDA**

La croissance urbaine, l'évolution des implantations humaines sont des phénomènes rapides qui influent à la fois le risque d'éclosion et l'impact potentiel des risques naturels et technologiques. La télédétection offre une méthode sûre, efficace et à moindre coût par rapport aux relevés manuels pour cartographier les zones urbaines, pour fournir des plans d'information (calcul d'indicateurs environnementaux tels que la proportion d'espaces verts, la proportion de superficie artificialisée, la modélisation de la répartition des polluants atmosphériques en ville, etc.).

La reconnaissance et la compréhension de l'espace urbain peuvent être appréhendées à travers des formes urbaines et de leurs caractéristiques. L'espace urbain concentre sur son territoire d'autant plus d'intérêt qu'il apparaît tel un emboîtement spatio-temporel d'éléments qu'il convient d'identifier. L'image satellite est une information sur l'espace offrant un moyen idéal pour acquérir une information sur la réalité physique du territoire et pour conforter certains plans d'information (bâti, réseau routier, etc.). Les approches multiples permettant d'accroître la connaissance sur le milieu urbain se situent le long d'un continuum allant de l'image-interprétation à l'automatisation des procédures. La délimitation urbaine tient à l'heure actuelle une importance évidente dans un contexte de mise à jour des informations de contenu de l'espace urbain.

Dans le cadre de notre étude, nous allons exploiter l'imagerie satellitaire pour extraire tout d'abord l'emprise physique de la ville. Les algorithmes utilisés seront appliqués aux deux sites choisis en considérant différentes résolutions spatiales et spectrales.

### 3.1 Revue de quelques méthodes à HMR

Notre but n'est pas de faire une présentation exhaustive de toutes les méthodes existantes mais de citer quelques unes, celles qui ont utilisé l'image à moyenne et haute résolution; les lecteurs intéressés par une plus grande résolution pourront consulter [2][3][10]. Bien que l'exploitation des données satellitaires pour l'étude des milieux urbains n'a pas fait l'objet d'autant d'attention et de travaux que pour les autres thèmes du milieu naturel tels que la végétation, la géologie, les sols ou les paramètres de surface, les images satellitaires (MSS ou TM de Landsat, HRV de SPOT) sont utilisées par plusieurs auteurs pour l'étude des zones urbaines. A cet effet, Toll [77] étudie la possibilité d'utiliser les images MSS de Landsat pour différencier les zones urbaines dans une étude d'occupation du sol. Forster [14] discute le problème de gestion urbaine par utilisation des données des capteurs de «nouvelle génération»; il note en particulier la grande variété des surfaces urbaines, leur grande hétérogénéité et, par opposition, la faible résolution spatiale des images MSS de Landsat pour l'étude des zones urbaines. Plusieurs travaux ont concerné l'utilisation des images TM de Landsat pour comprendre l'occupation du sol en environnement urbain. Ainsi, De Keersmaecker [78] utilise les données TM pour l'étude de l'occupation du sol pour la ville de Bruxelles (Belgique). Exploitant une image centrée sur Reading (Grande Bretagne), Atkinson et al. [79] analysent le problème de classification introduit par le passage d'une résolution de 80 mètres pour les images MSS à une résolution de 30 mètres pour les images TM. Ioka et al. utilisent les données TM de Landsat 5 au dessus de Tokyo pour effectuer une classification multispectrale des différentes catégories d'occupation de l'espace [80]. Gomarasca et al. [81] présentent les possibilités d'utilisation des données TM pour la détection des changements d'utilisation de l'espace en zone métropolitaine de Milan (Italie). Les images SPOT (P et XS) sont également utilisées dans les études des environnements urbains; ainsi, Abdellaoui et al. [82][83] utilisent les données SPOT/XS pour l'étude de l'environnement urbain en zone de transition montagne plaine (Mitidja; Algérie) et discutent les problèmes de différenciation des surfaces bâties dans de tels environnements. Boucherit et al. [84] combinent l'image multispectrale SPOT/XS à des photographies aériennes et des données cartographiques pour étudier l'extension spatiale de la ville de Blida (Algérie). Hoceini et al. discutent la possibilité d'associer l'imagerie SPOT à d'autres types de données (cartes, photographies aériennes, données statistiques) dans les études de gestion locale en Algérie [85].



Pour retracer l'évolution de l'occupation de l'espace urbain pré-saharien, Abdellaoui et Benblidia ont mis au point un indice IBPA (Indice du Bâti en Périphérie Urbaine). Avec les résolutions des images utilisées (LANDSAT MSS et TM, SPOT HRV), le bâti est très peu discernable du sol notamment en périphérie urbaine. L'indice développé a permis de distinguer le bâti et le sol dont les signatures spectrales sont très proches [86].

Le Corre et al. ont défini la tâche urbaine d'Istanbul à partir d'une image SPOT panchromatique. Ils ont tout d'abord réalisé une segmentation en exploitant des néo-canaux (la variance et texture) puis réaliser une classification par parcelles en utilisant le logiciel Erdas [87]. La tâche urbaine a été ensuite extraite en utilisant un SIG et en ne considérant que les zones bâties continues avec une inter-distance maximale de 200m.

Fung et Siu [88] ont réalisé une étude séquentielle de 1987 à 1995 à partir de données multispectrales SPOTHRV pour évaluer la qualité du changement environnemental de la ville de Hong-Kong. Sekine a utilisé des données SPOT sur la ville de Morioka dans un Système d'Information Géographique [89]. Il a mis en évidence la relation entre le niveau d'environnement de vie et l'utilisation de la terre concernant les zones résidentielles.

Les travaux menés par Benblidia et al. ont permis d'aboutir à une analyse de l'occupation de l'espace urbain, en zones urbaine et péri-urbaine pré-saharienne, à partir d'une image SPOT/XS en utilisant des algorithmes de morphologie mathématique [31]. Une fois les zones urbaines détectées, une classification par maximum de vraisemblance est réalisée pour obtenir les différents types de structures urbaines. Les grands thèmes ont été bien différenciés, mais la distinction des surfaces urbanisées en périphérie n'a pas été aisée à cause de la résolution spatiale (20 mètres) et de la proximité des réponses spectrales du bâti et du non bâti, notamment le sol nu et la roche (dont la réponse spectrale est voisine de celle des matériaux utilisés pour la construction, particulièrement en périphérie).

Deux méthodes de classification de l'urbain sont présentées par Baraldi et Parmiggiani [90]; la première utilise une croissance de régions tandis que la deuxième fait appel à la matrice de co-occurrence, tout en utilisant une image SPOT multispectrale. Les auteurs sont arrivés à la conclusion que la méthode de classification par croissance de régions est la mieux adaptée pour ce besoin. Eberhard propose une méthode exploitant la couleur et la texture comme critères d'étude [91]. Les résultats des analyses factorielles puis des classifications



sont exploités en relation avec les informations visuelles. Le croisement in fine des classes de couleur permet l'identification et la description des grandes catégories de quartiers. Viveros-Cancino et al. présentent une analyse intra-urbaine afin d'améliorer la détection des différents tissus urbains à partir de deux images, SPOT Panchromatique et radar ERS, prises sur la ville de Mexico [92]. La méthode proposée procède en deux étapes: une étape de fission caractérisant l'analyse de la texture et une étape de fusion consistant en une classification des paramètres texturaux.

Chatterjee [93] propose un algorithme de classification supervisée qui maximise la redondance entre l'image source et l'image classifiée, cette redondance issue de la théorie de l'information, prend en compte le voisinage de chaque pixel. Houzelle fusionne l'information obtenue à l'aide de deux capteurs (SPOT et RSO); les agglomérations ont la particularité d'apparaître de manière brillante sur les images radar [94]. Par un simple seuillage, il détermine ensuite des masques d'apprentissage pour le calcul des paramètres des zones urbaines.

Winter et al. ont développé une méthode d'analyse multi-échelle fondée sur l'hypothèse qu'il existe pour chaque objet une échelle optimale de détection [95]. La méthode FAME (Focalisation d'Attention Multi-échelle Entropique) utilise des mesures entropiques sur des pyramides d'ondelettes. Elle est appliquée à l'analyse du paysage urbain au niveau du bâtiment et également à la détection du contour urbain. Isabelle Destival [96] a publié une méthode basée sur un opérateur de gradient qui transforme les zones très texturées des agglomérations en zones assez claires; des opérateurs de morphologie mathématique permettent ensuite de conserver que les zones claires d'une certaine taille correspondant aux zones urbaines, et d'éliminer les plages fines qui traduisent les limites des parcelles et les lignes.

Dans ce chapitre, nous allons adopter le même algorithme pour l'extraction des zones urbaines; il s'agit de montrer les possibilités de l'utilisation des données SPOT/XS, Aster, Landsat MSS et TM, et de traitements numériques de l'image dans l'extraction des zones de bâti. L'objectif n'étant pas de définir une nouvelle méthodologie mais plutôt de voir l'effet de la résolution sur le résultat.

### 3.2. Caractéristiques des zones urbaines sur les images de télédétection

Avant de procéder à la distinction Bâti/non Bâti, nous avons jugé utile d'analyser les données disponibles. La méthode utilisée pour la détermination des zones de bâti nécessite une seule image, le problème est de voir quelle bande utiliser? La section 3.2.1 présente les caractéristiques des zones urbaines de Laghouat sur les images SPOT HRV, LANDSAT TM/MSS et Aster; tandis que la section 3.2.2 traite de celles sur Blida en considérant cette fois uniquement les images Aster, LANDSAT TM/MSS; les images SPOT n'étant pas disponibles.

#### 3.2.1 Cas de Laghouat

La figure 3.1 montre des image issues des différentes scènes (LANDSAT MSS/TM, SPOT et Aster) couvrant la zone urbaine de Laghouat. Sur chacune, nous avons sélectionné un échantillon en zone urbaine (en rouge) dans lequel sont calculés les histogrammes et les statistiques sur tous les canaux ainsi que sur les bandes en composantes principales.

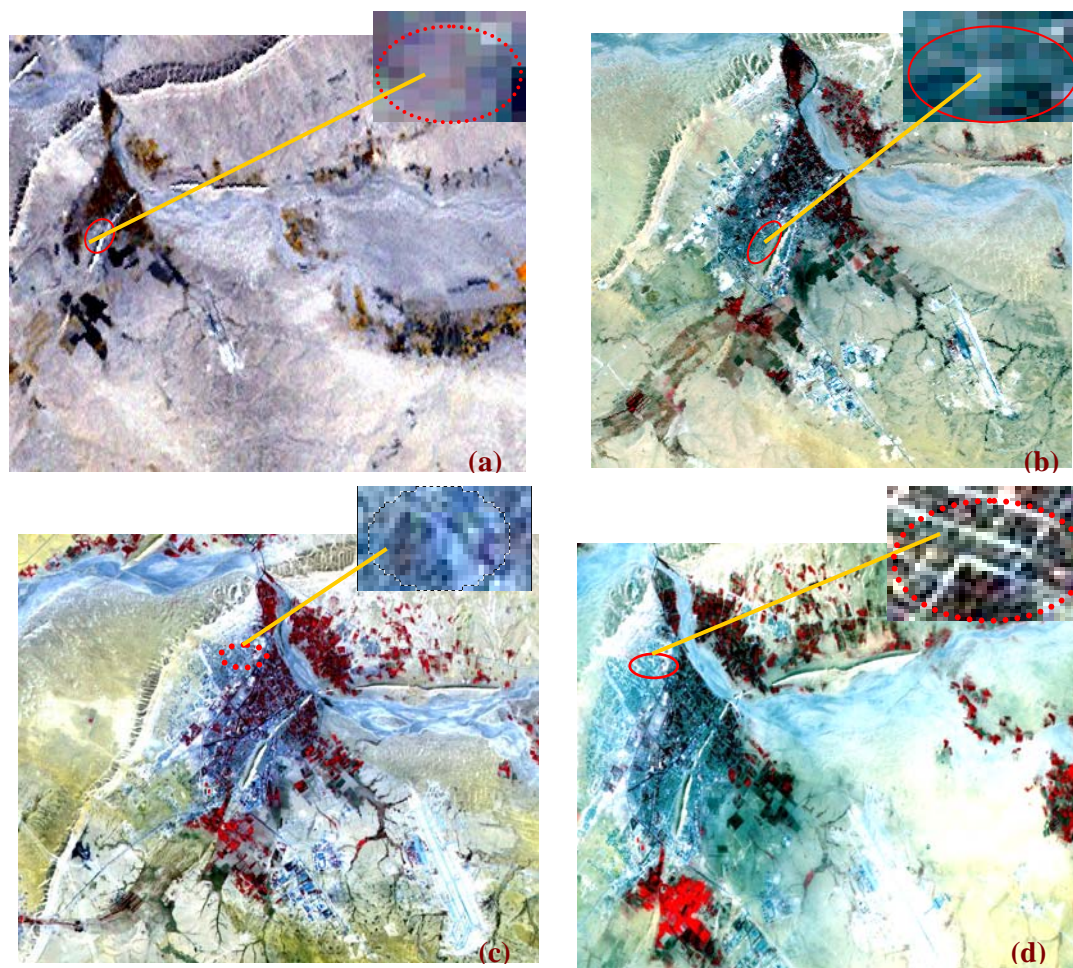


Figure 3.1 : Extraits d'une zone urbaine haute résolution de Laghouat – (a) LANDSAT MSS b) LANDSAT TM c) SPOT HRV et d) Aster.

Nous constatons que les zones urbaines sont très texturées, avec une grande variété de radiométries, comme le confirment les mesures calculées et représentées sur les figures suivantes. Il est donc impossible d'extraire les zones urbaines par une simple segmentation en donnant deux valeurs de seuil déterminant l'intervalle de leurs radiométries. Il sera donc préférable de rechercher des zones texturées sur les images offrant des radiométries les plus hétérogènes possible.

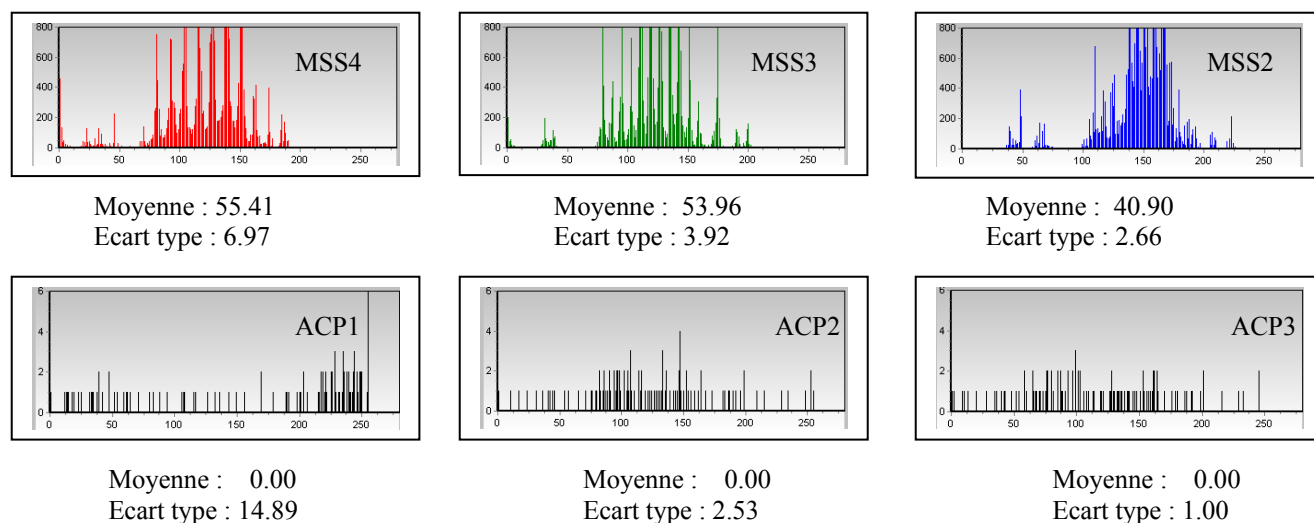


Figure 3.2.a : Histogrammes et statistiques d'une zone urbaine (canaux LANDSAT MSS et ACP)

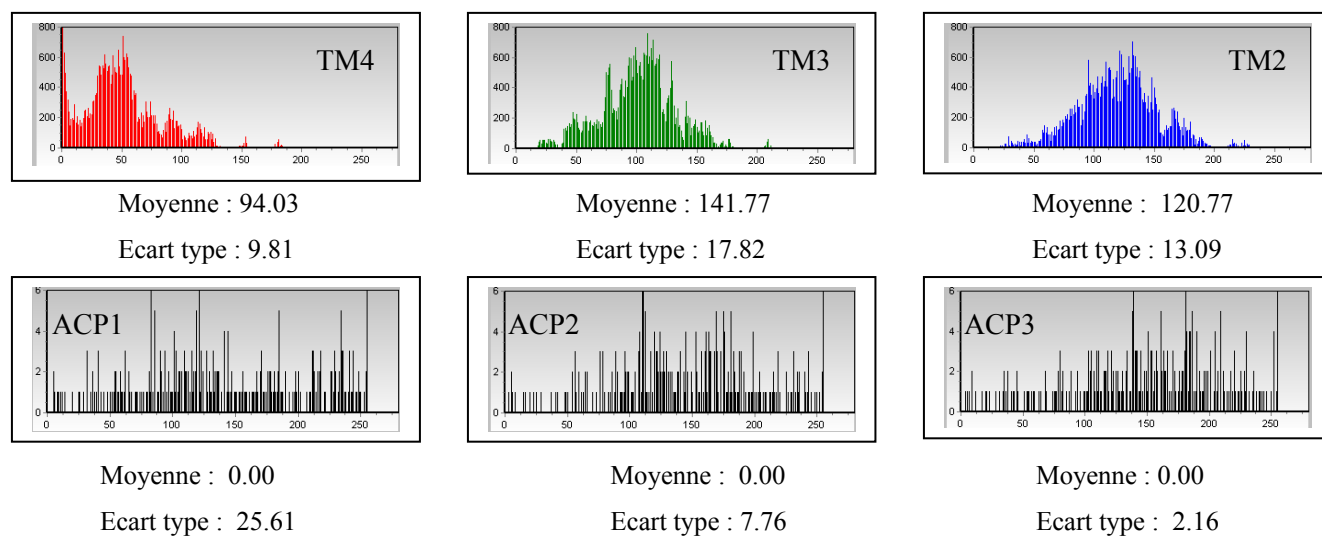


Figure 3.2.b : Histogrammes et statistiques d'une zone urbaine (canaux LANDSAT TM et ACP).

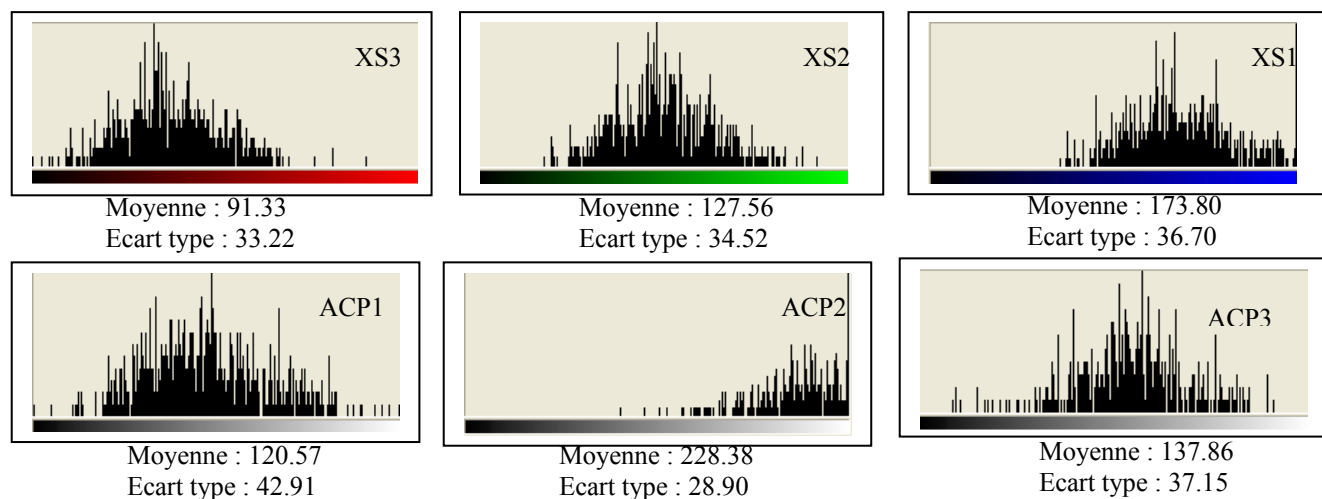


Figure 3.2.c : Histogrammes et statistiques d'une zone urbaine (canaux Spot et ACP)

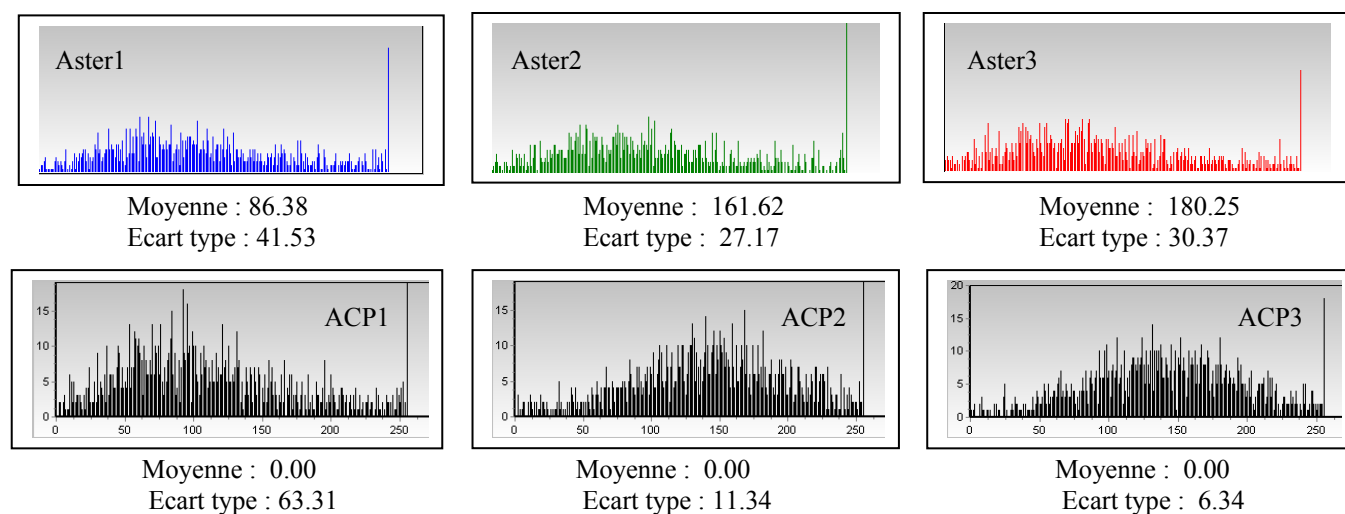


Figure 3.2.d : Histogrammes et statistiques d'une zone urbaine (canaux Aster et ACP).

### Synthèse

Nous constatons que pour l'ensemble des images considérées (cf. figures 3.2), les canaux ont des valeurs comprises dans de grands intervalles de radiométries, mais c'est le canal ACP1 qui offre à chaque fois le plus grand écart-type, soit 14.89 pour l'image MSS, 25.61 pour l'image TM, 42.91 pour l'image SPOT et 63.31 pour l'image Aster. La bande ACP1 sera donc la bande la plus adéquate pour rechercher les zones urbaines caractérisées par leur forte hétérogénéité de radiométrie.

### 3.2.2 Cas de Blida

De la même façon, nous avons commencé tout d'abord, par extraire des échantillons sur chaque image considérée.

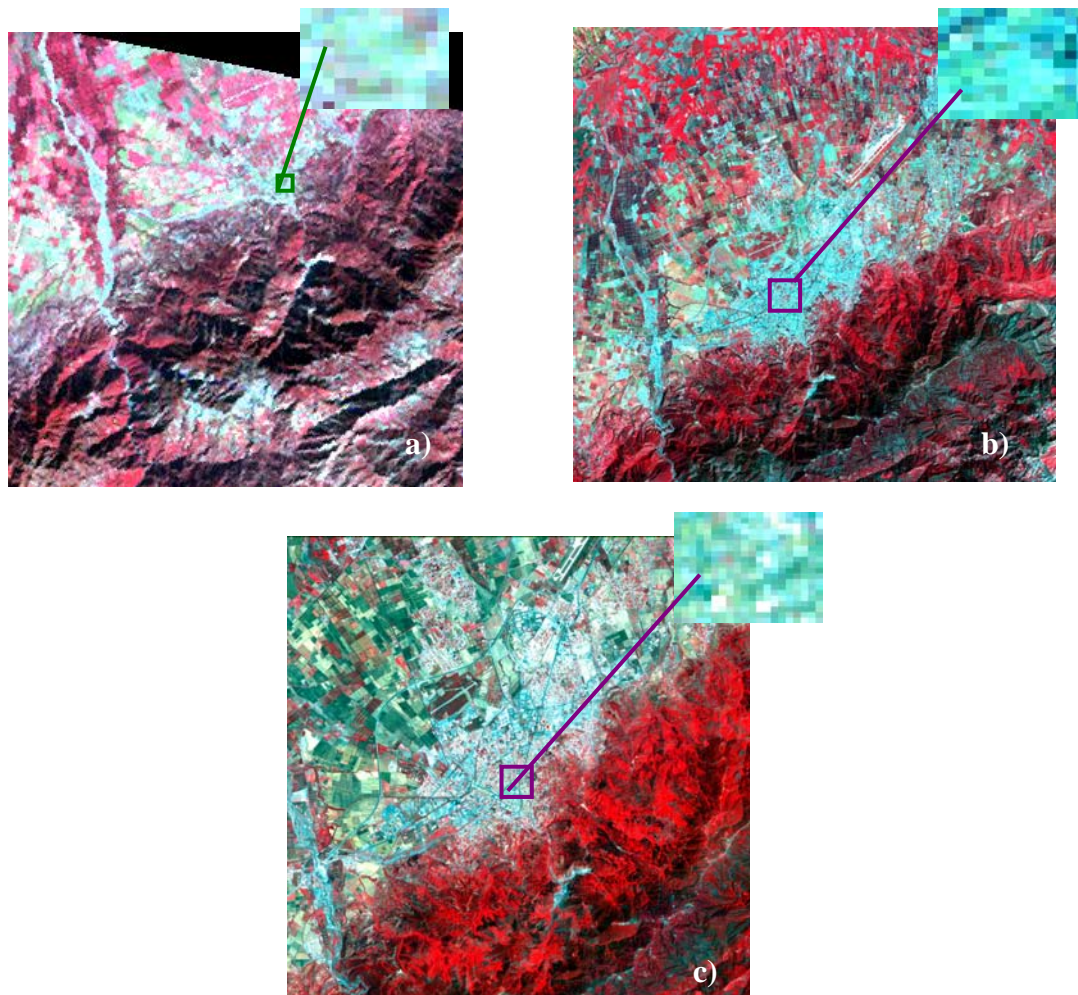


Figure 3.3 : Extrait d'une zone urbaine haute résolution de Blida (a) LANDSAT MSS  
b) LANDSAT TM et c) Aster.

A partir des échantillons extraits en zone urbaine sur chacune des images, nous avons calculé les statistiques correspondantes, afin de déterminer le canal à considérer dans le processus de détermination de la tâche urbaine.



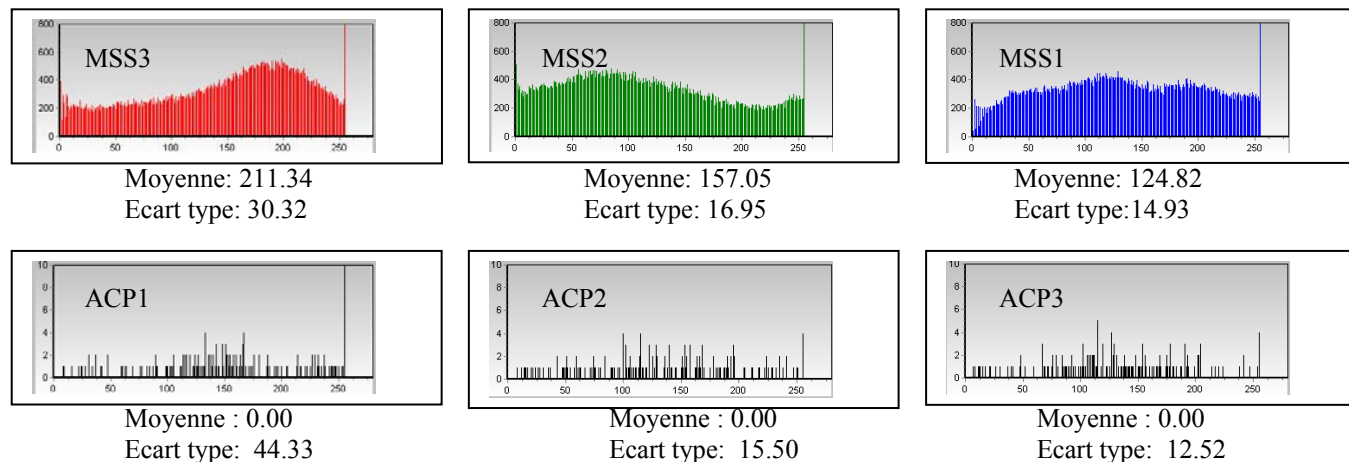


Figure 3.4.a : Histogramme et statistiques d'une zone urbaine canaux LANDSAT MSS et ACP.

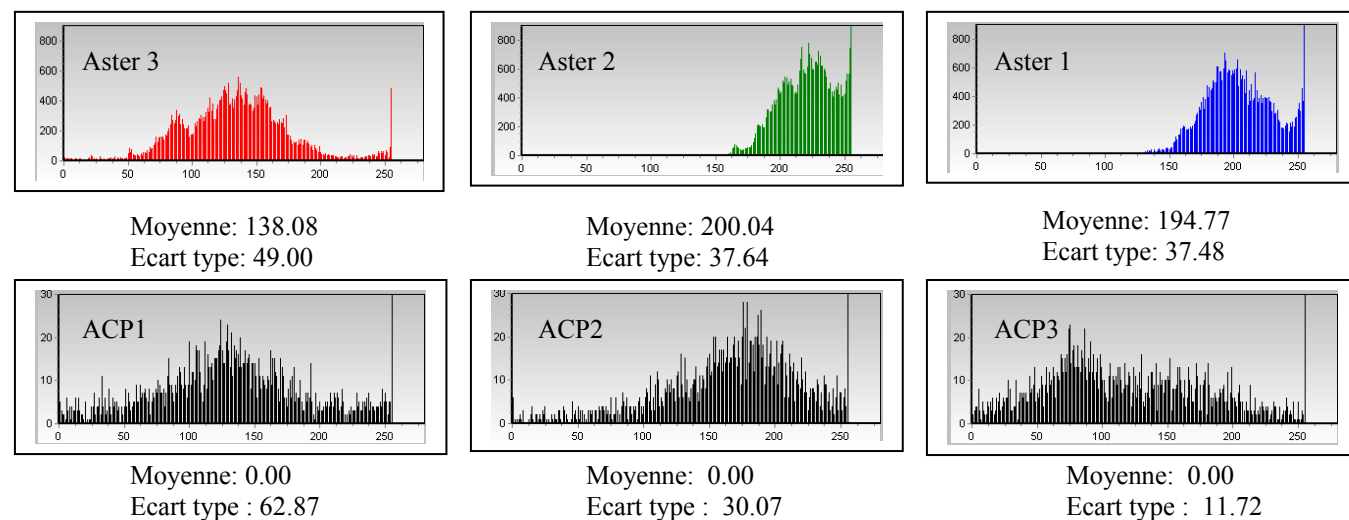


Figure 3.4.b : Histogramme et statistiques d'une zone urbaine canaux Aster et ACP

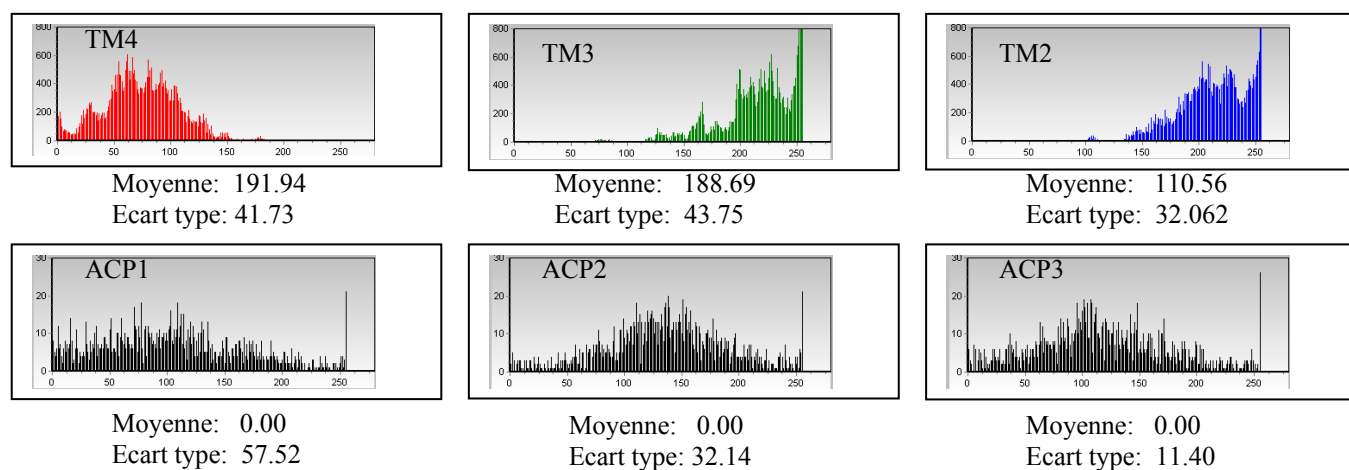


Figure 3.4.c : Histogramme et statistiques d'une zone urbaine canaux LANDSAT TM et ACP.

## Synthèse

Nous constatons que pour l'ensemble des images considérées (cf. figures 3.4), les canaux ont des valeurs comprises dans de grands intervalles de radiométries, mais c'est le canal ACP1 qui offre à chaque fois la plus grande valeur de l'écart-type, soit 44.33 pour l'image MSS, 57.52 pour l'image TM et 62.87 pour l'image Aster. Comme les zones urbaines sont caractérisées par une forte hétérogénéité de radiométrie, nous considérons toujours la bande ACP1 au cours de l'extraction de l'emprise urbaine de Blida.

### 3.3 Méthodologie d'extraction des zones de bâti

#### 3.3.1 Introduction à la morphologie mathématique

Les méthodes courantes en reconnaissance d'objets à partir des images multispectrales sont basées sur la classification des signatures spectrales; mais ces méthodes ne différencient pas les objets ayant des signatures spectrales voisines et des formes différentes. C'est pourquoi nous avons préféré, compte tenu de notre objectif, utiliser les opérateurs de la Morphologie Mathématique dont le principe repose sur la théorie des ensembles. La Morphologie Mathématique est une théorie très complète constituée d'un ensemble d'opérations de traitement d'images; à travers le traitement des arrangements de valeurs des pixels dans un voisinage donné, ces transformations permettent de contrôler l'extraction des objets sur une image en teintes de gris en fonction de leur forme et non plus seulement de leur radiométrie.

Comme il n'est pas question de décrire ici les bases théoriques des concepts de la Morphologie Mathématique [46][97], nous nous contenterons de donner des définitions moins générales, mais appliquées à l'image numérique digitale en teintes de gris. Toutes les transformations morphologiques sont définies à l'aide d'un élément structurant choisi par l'opérateur : hexagone, triangle, dodécagone, segment . . . La taille de cet élément est définie par son rayon (l'unité correspondant à la distance entre deux points voisins de la trame). Lors des transformations, l'élément structurant parcourt la totalité de l'image en jouant le rôle de filtre spatial. Il la modifie au moyen d'opérations ensemblistes comme l'intersection ( $\cap$ ), l'union ( $\cup$ ), l'inclusion ( $\subset$ ), la complémentation ( $C$ ), la différence ensembliste ( $\Delta$ ). Schmit [98] et Voiron [99] ont schématisé les transformations que ces opérations morphologiques peuvent faire subir à l'image et qui sont illustrées sur la figure 3.5:

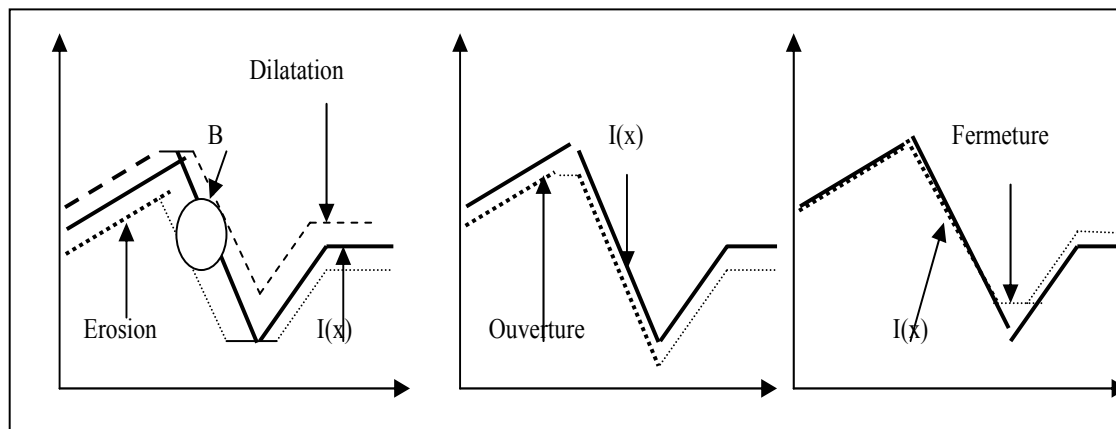


Figure 3.5 : Opérations de base en morphologie mathématique : dilatation, érosion, ouverture et fermeture en teintes de gris d'une image  $I(x)$ .

- l'**érosion** diminue les formes, ce qui permet de séparer les objets au niveau de leurs étranglements; elle fait disparaître les formes de taille inférieure à l'élément structurant;
- la **dilatation** grossit les formes, comble les trous et entraîne la connexion entre les formes proches;

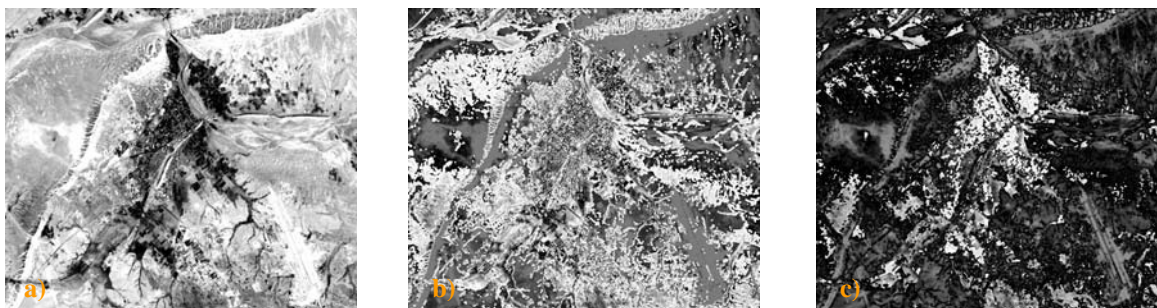


Figure 3.6 : Dilatation (b) et érosion (c) d'une image en teintes de gris (a : composante 1 de l'ACP)

L'image érodée (cf. figure 3.6.c) est plus lisse et plus sombre alors qu'inversement, l'image dilatée (cf. figure 3.6.b) est plus lisse et plus claire.

- l'**ouverture** (érosion suivie d'une dilatation) a pour effets de filtrer les contours, d'éliminer les petites convexités (tout en conservant les concavités), d'éliminer les particules trop étroites et de séparer en plusieurs composantes connexes des particules présentant un étranglement assez long et étroit;



- la *fermeture* (dilatation suivie d'une érosion) a un effet semblable à celui de la dilatation en ce sens qu'elle renforce la connexité entre des éléments distincts mais proches; l'érosion appliquée à la deuxième étape du processus entraîne la réduction des formes;

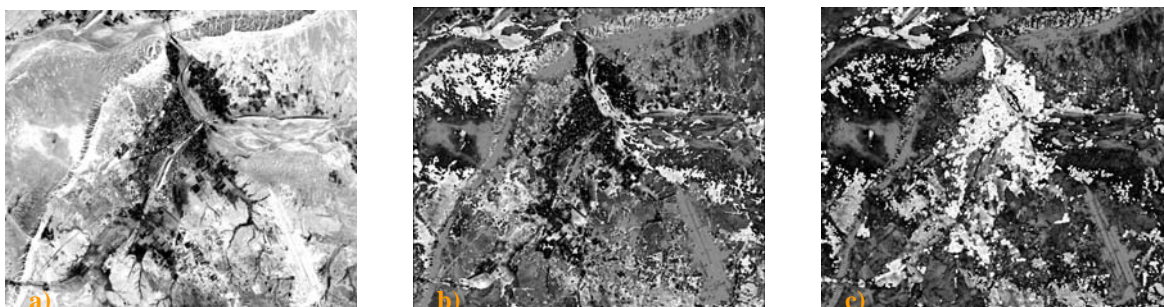


Figure 3.7 : Fermeture (b) et ouverture (c) d'une image en teinte de gris (a:composante 1 de l'ACP).

Une ouverture (cf. figure 3.7.c) a pour effet de lisser les petites zones claires en les assombrissant alors qu'une fermeture (cf. figure 3.7.b) lisse les petites zones sombres en les éclaircissant.

### **Résidus des transformations morphologiques en teintes de gris : les chapeaux haut de forme morphologiques**

Les propriétés de la fermeture et de l'ouverture en teintes de gris permettent de définir des filtres permettant d'extraire les pics de la fonction  $I(x)$  correspondant aux petites zones claires de l'image ou aux vallées correspondant aux petites zones sombres [100]. Ces filtres sont appelés Chapeaux Haut de Forme (ou top-hat) et consistent à effectuer une simple différence entre l'image d'origine et l'ouverture (ou la fermeture). L'appellation Chapeau se justifie par le fait que ces zones sont représentées sur le graphe de la fonction  $I(x)$  par des pics (resp. des vallées étroites). Pour extraire des pics d'épaisseur inférieure à  $n$  il faut utiliser un élément structurant  $B_n$  de taille  $n$ . On définit ces filtres ainsi :

- le Chapeau Haut de Forme Blanc par :  $CHFB(x) = I(x) - \text{Ouverture}(I(x))$
- le Chapeau Haut de Forme Noir par :  $CHFNB(x) = \text{Fermeture}(I(x)) - I(x)$

Les Chapeaux Haut de forme blanc (cf. figure 3.8.b) et noir (cf. figure 3.8.c) sont des filtres dits morphologiques et sont adaptés pour l'extraction d'objets linéaires fins, d'une certaine épaisseur, qu'il soient sombres ou clairs. Ils ont été exploités à cet effet par Debaine F. et al., pour mettre en évidence le réseaux hydrographique sur les images LANDSAT [100]. L'application de ces opérateurs a permis par ailleurs l'extraction des structures linéaires à partir d'images SPOT HRV sur la zone de Blida [101].

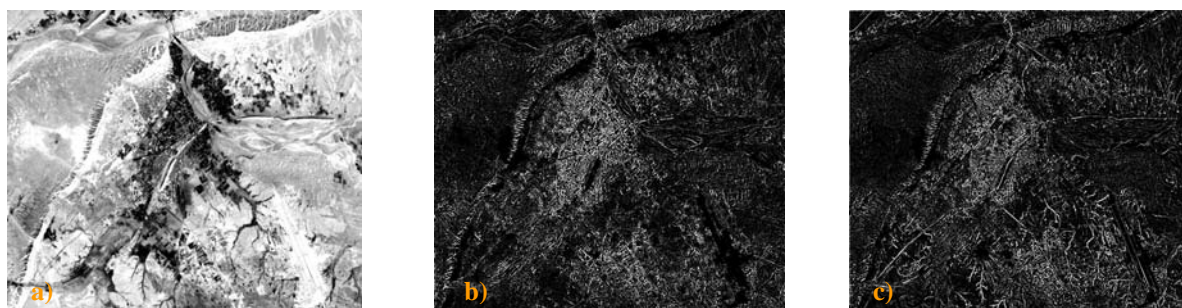


Figure 3.8 : Les Chapeaux Haut de forme blanc (b) et noir (c) sur la composante 1 de l'ACP (a)

Le chapeau haut de forme permet d'extraire les structures contrastées et de faible étendue, indépendamment des valeurs des pixels voisins.

Plus de détails concernant les opérateurs morphologiques sont donnés en Annexe (A3.1).

### 3.3.2 Délimitation de la tache urbaine

Comme nous venons de le voir, les opérateurs de la Morphologie Mathématique permettent de mettre en oeuvre une procédure semi automatique pour l'extraction de l'emprise urbaine. Cette méthode est qualifiée de semi-automatique car le rôle de l'interprétation visuelle de l'analyste est déterminant dans le choix des paramètres adaptés aux traitements automatiques. La méthodologie adoptée pour extraire la zone d'agglomération est donnée par l'algorithme présenté sur la figure 3.9. Quatre étapes principales sont appliquées à la première composante principale de l'ACP de l'image pour extraire l'emprise urbaine :

- prétraitement de l'image;
- détection des petites structures;
- colmatage des zones denses et élimination du bruit;
- et enfin le remplissage des trous afin de générer la tâche urbaine).

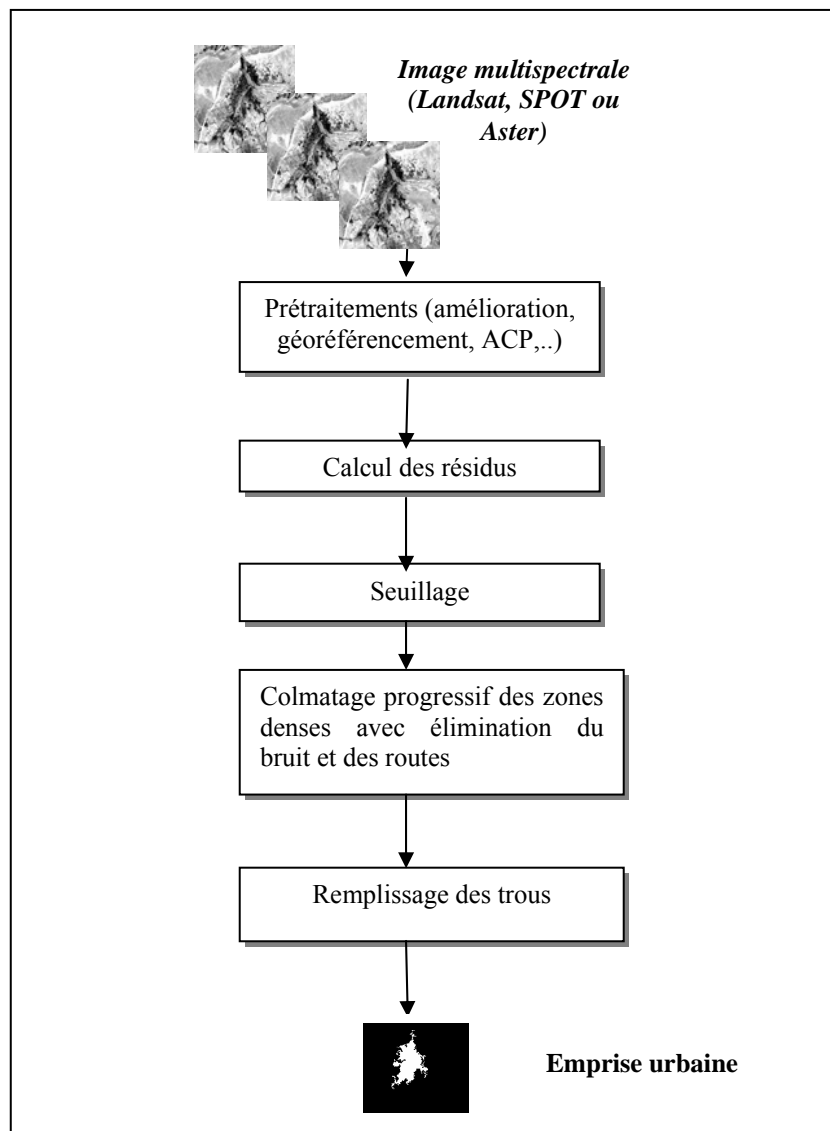


Figure 3.9 : Synoptique d'extraction de l'emprise urbaine.

### 3.3.2.1 Traitements préliminaires

Différents prétraitements ont été effectués avant de procéder à l'extraction de la tâche urbaine.

#### **1. Géoréférencement des images**

L'exploitation des images traitées par la suite, nécessite des données géoréférencées; nous avons donc procédé au calage de toutes les images non géoréférencées qui allaient être utilisées.

L'étude de la région de Laghouat a été réalisée en utilisant des images provenant des capteurs des satellites SPOT, Landsat MSS/TM, Aster ainsi qu'une carte topographique à l'échelle

1/50000° (datant du 02 février 1961). Seule l'image HRV de SPOT, acquise le 13 septembre 2001 avec une résolution de 20 m, n'est pas géoréférencée.

Les différentes bandes spectrales de l'image Spot ont été géométriquement corrigées en utilisant l'image Landsat géoréférencée acquise le 20 avril 1987. L'interprétation est basée sur la carte ainsi que sur les observations relevées lors des sorties sur le terrain. La rectification est effectuée par l'acquisition de points de contrôle figurant à la fois sur les deux images en nous appuyant sur la composition colorée pour une meilleure reconnaissance. Pour corriger géométriquement l'image initiale, nous avons adopté un modèle polynomial de déformation de degré (2) en utilisant 17 points d'appui. L'écart type moyen obtenu à la fin du traitement est inférieur au pixel (RMS=1.5). La fonction d'interpolation polynomiale utilise la méthode du plus proche voisin comme méthode de ré-échantillonnage. Les images sont renseignées en UTM fuseau Nord 31 Ellipsoïde international WGS84.

## ***2. Etalement de la dynamique et composition colorée***

L'image initiale est peu lisible car peu contrastée; la plupart des pixels se retrouvent sur une plage réduite de l'échelle de codage (0; 255). Un étalement de la dynamique permet déjà de rendre les différents canaux plus lisibles et donc de reconnaître les principaux thèmes présents sur la scène d'étude. La composition colorée des canaux XS1 (bleu), XS2 (vert) et XS3 (rouge) permet d'affiner la lisibilité pour les grands ensembles présents dans l'image SPOT et les différences existantes à l'intérieur de chaque thème et plus particulièrement l'espace urbanisé et les zones de culture (cf. figure 3.10.1).

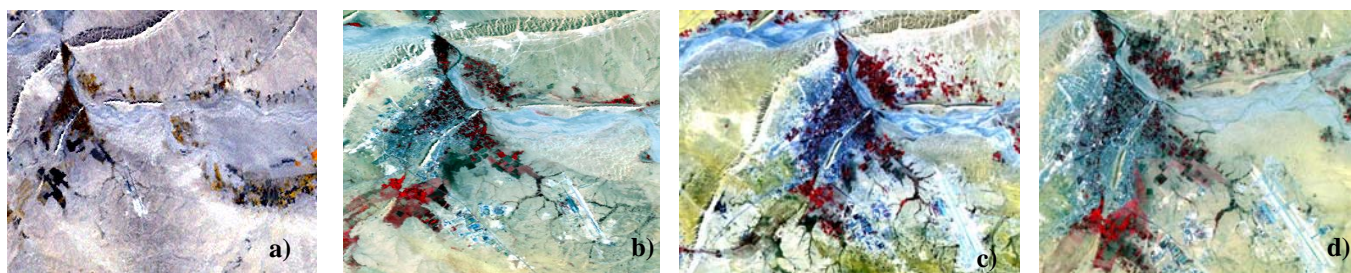


Figure 3.10.1 : Compositions colorées des images de Laghouat (a) Landsat MSS 72 (b) Landsat TM Novembre 87 (c) Spot HRV 2001 (d) Aster 2004

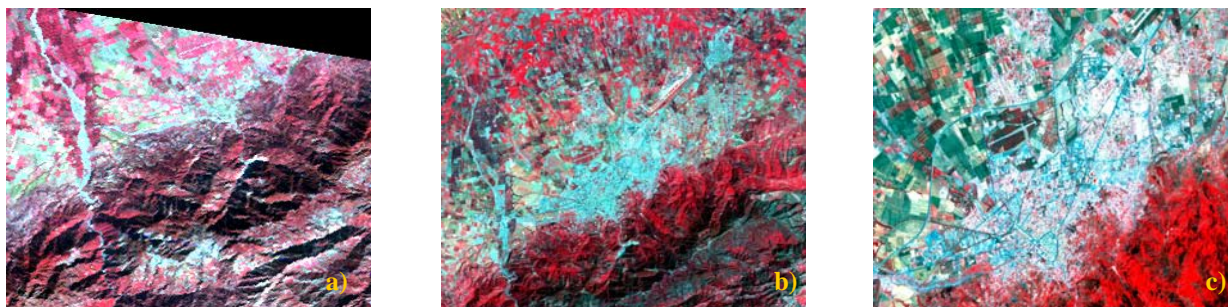


Figure 3.10.2 : Compositions colorées des images de Blida (a) Landsat MSS 72 (b) Landsat TM 2001 et (c) Aster 2001.

Ainsi, nous pouvons noter que:

- pour les espaces urbanisés, nous distinguons nettement différents types correspondant à des périodes différentes de construction, à des différences de matériaux ou à la présence ou non de végétation dans les espaces urbanisés sur les deux sites;
- sur la zone d'activité agricole, des nuances sont mises en évidence; ce qui pourrait correspondre à des stades de développement, des densités ou des états de stress différents de la végétation ;
- le lit d'oued et les zones inondables sont également accentués, et donc mieux discernables sur la composition colorée (cf. figure 3.10).

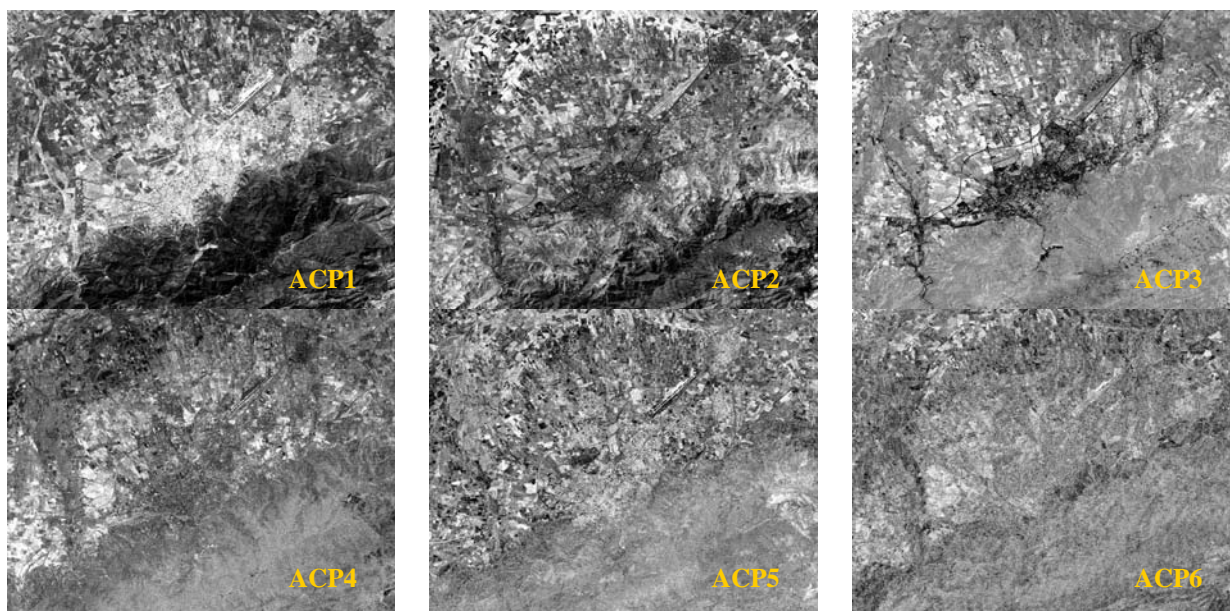
A ce premier stade de l'analyse, il faut noter que l'emprise au sol de la zone d'habitation de Laghouat se confond avec la palmeraie et les «jardins»; ceci était en réalité prévisible si l'on se réfère à notre première analyse: pression anthropique sur la palmeraie d'abord puis sur la zone d'activité agricole traditionnelle et confusion des apparences du bâti et de son environnement.

La composition colorée appliquée sur les images de Blida, nous amène à dire qu'en zone d'habitat dense, la surface bâtie se distingue très nettement de son environnement. Sur la figure 3.10.2.c les voies de communication apparaissent avec un aspect différent de la construction. En zone éparse, notamment en zone agricole, les sols nus se différencient des constructions comme on peut le voir sur la figure 3.10.2.c.



### 3. Analyse en composantes principales

Dans la présente étude, l'Analyse en Composantes Principales ou communément appelée ACP a permis de mettre en évidence les corrélations entre canaux et la redondance d'informations. Cette transformation permet ainsi de calculer le ou les paramètres comportant le maximum d'information. Dans ce qui suit, nous avons appliqué l'ACP sur l'ensemble des images disponibles pour les deux sites considérés.



axes	TM1	TM2	TM3	TM4	TM5	TM7
% var	80.85	14.44	3.63	0.58	0.29	0.21

Figure 3.11.a : Bandes de l'analyse en composantes principales et contribution relative des axes factoriels – Blida Landsat TM 2001.



axes	TM2	TM3	TM4
% var	58.12	41.38	0.5

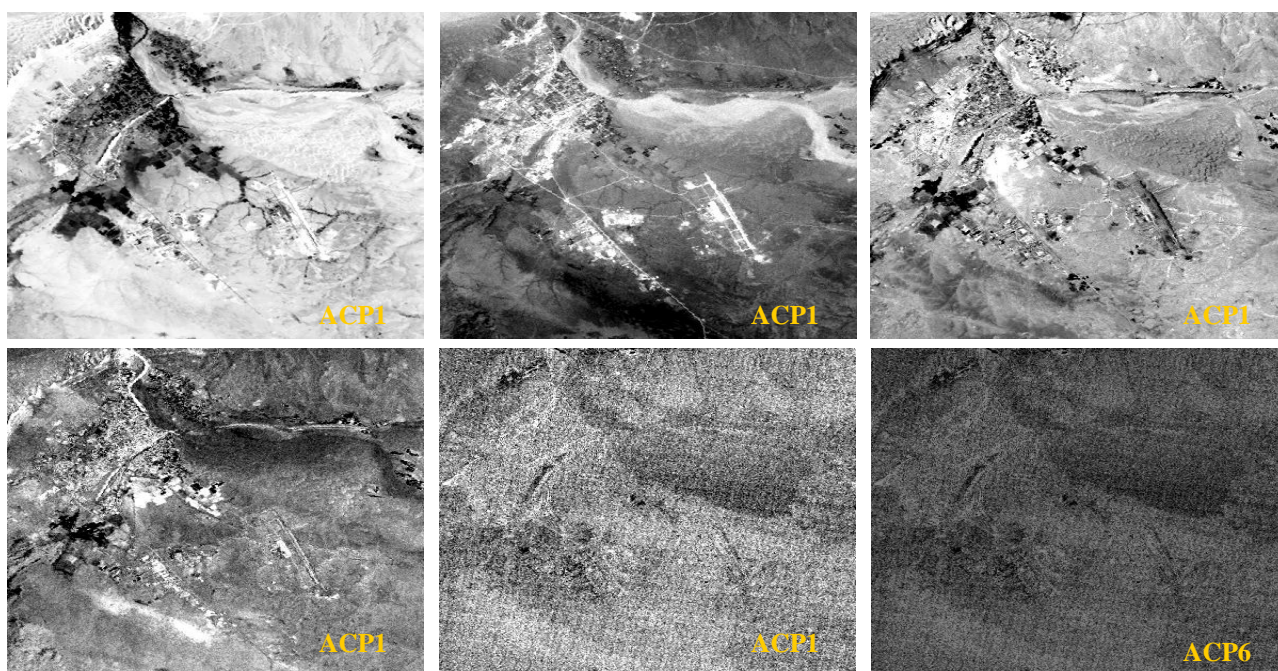
Figure 3.11.b : Bandes de l'analyse en composantes principales et contribution relative des axes factoriels – Blida Landsat TM 1987.



axes	Aster1	Aster2	Aster3
% var	69,10	30,15	0,75

Figure 3.11.c : Bandes de l'analyse en composantes principales et contribution relative des axes factoriels – Blida Aster 2001.

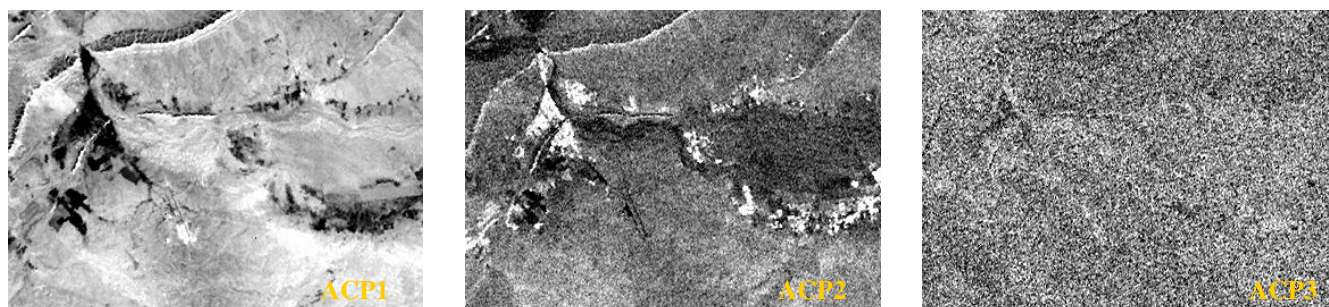
L'application de l'ACP sur les images de Laghouat issues des différents capteurs est représentée sur les figures 3.12.



axes	TM1	TM2	TM3	TM4	TM5	TM7
% var	93.70	3.28	1.54	1.04	0.35	0.09

Figure 3.12.a : Bandes de l'analyse en composantes principales et contribution relative des axes factoriels – Laghouat LANDSAT TM 1987.





axes	MSS2	MSS3	MSS4
% var	94.67	4.35	0.98

Figure 3.12.b : Bandes de l'analyse en composantes principales et contribution relative des axes factoriels – Laghouat MSS 1972



axes	Aster1	Aster2	Aster3
% var	88.41	10.09	1.50

Figure 3.12.c : Bandes de l'analyse en composantes principales et contribution relative des axes factoriels – Laghouat Aster 2004.



axes	XS1	XS2	XS3
% var	88,30	9,48	2,22

Figure 3.12.d : Bandes de l'analyse en composantes principales et contribution relative des axes factoriels – Laghouat SPOT HRV 2001



L'analyse des contributions relatives des axes montre que le premier nouvel axe (première composante principale) contient pour toutes les images le maximum d'informations. La visualisation de chacune des composantes montre effectivement que les composantes principales 1, 2 et 3 contiennent dans l'ordre décroissant le maximum de variance des données. D'après Bonn et Rochon [102], la composante 1 contient la brillance globale de la scène, la composante 2 contient la différence spectrale majeure entre les canaux d'entrée alors que la composante 3 ne contient que du bruit résiduel. Toutefois, nous avons remarqué dans le cas de l'image TM de Blida (cf. figure 3.11), les néo-canaux supérieurs à trois, supposés contenir du bruit, comportent aussi une information pertinente; ces néo-canaux ne doivent pas alors être négligés dans certaines situations.

L'analyse en composantes permet de mettre en évidence certains canaux pour extraire des thèmes particuliers, tels les routes par exemple en utilisant le néo canal ACP2 ou l'emprise urbaine en exploitant le facteur ACP1. Toutefois, certains thèmes (structures linéaires) apparaissent également soit sur l'ACP2 soit sur l'ACP3 en fonction de la zone et de la résolution de l'image (cf.. ACP3 figure 3.12.c).

### 3.3.2.2 Détection des structures

La deuxième étape dans l'extraction de l'emprise urbaine nous amène à mettre en évidence toutes les structures susceptibles d'appartenir à l'urbain. Pour cela, nous avons appliqué l'opérateur morphologique 'chapeau *haut de forme*' obtenu par soustraction arithmétique entre la fermeture et son image d'origine.

Une fermeture de taille 1 élimine les structures sombres; les structures urbaines dont la taille est supérieure sont rarement affectées. Par soustraction à l'image de départ, nous récupérons les structures claires de l'image (cf. figures 3.13). Afin de montrer l'effet de ces opérateurs, nous avons commencé par appliquer les traitements sur le site de Blida (cf. figures 3.13) puis ensuite sur Laghouat (cf. figures 3.14) en considérant les images à différentes résolutions.

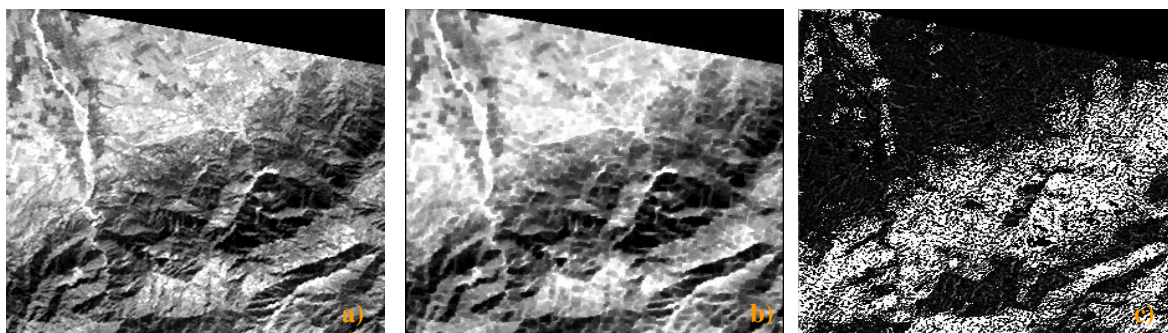


Figure 3.13.1 : Image des résidus (c) à partir de l'ACP1 (a) après opération de fermeture  
(b) - *Blida MSS 72*



Figure 3.13.2 : Image des résidus (c) à partir de l'ACP1 (a) après opération de fermeture  
(b) - *Blida TM 2001*

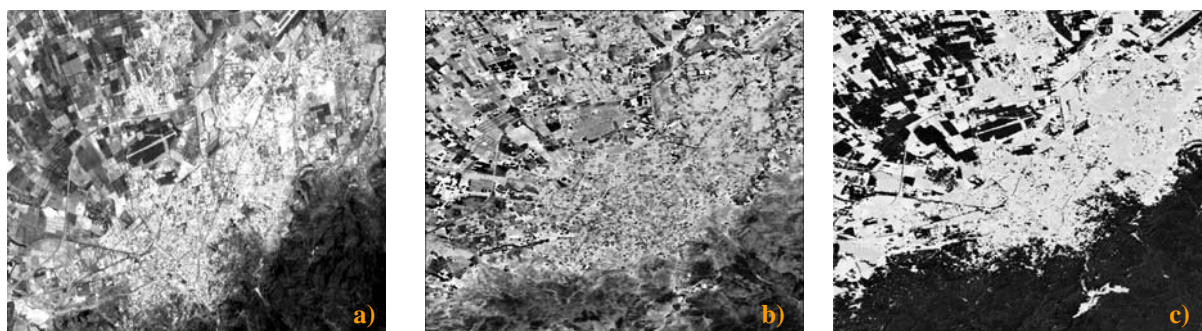


Figure 3.13.3 : Image des résidus (c) à partir de l'ACP1 (a) après opération de fermeture  
(b) - *Blida Aster 2001*

La même procédure a été appliquée sur le site de Laghouat en considérant les images à différentes résolutions. Les résultats obtenus sont présentés sur les figures 3.14.



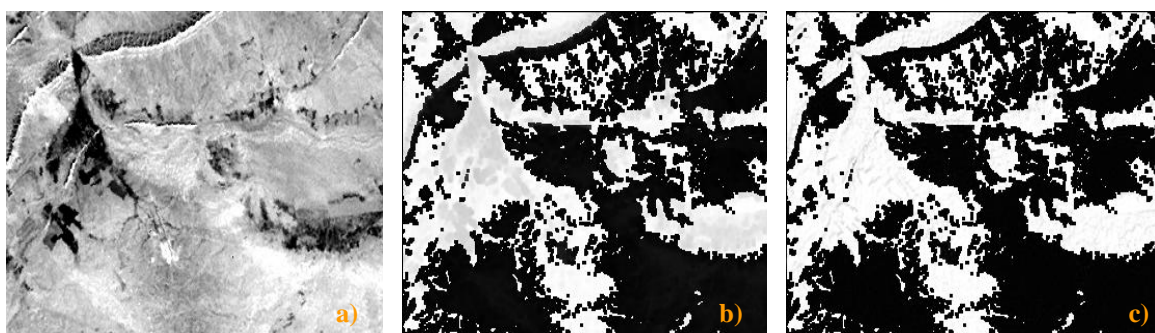


Figure 3.14.1 : Image des résidus (c) à partir de l'ACP1 (a) après opération de fermeture (b) - *Laghouat Landsat MSS 1972*

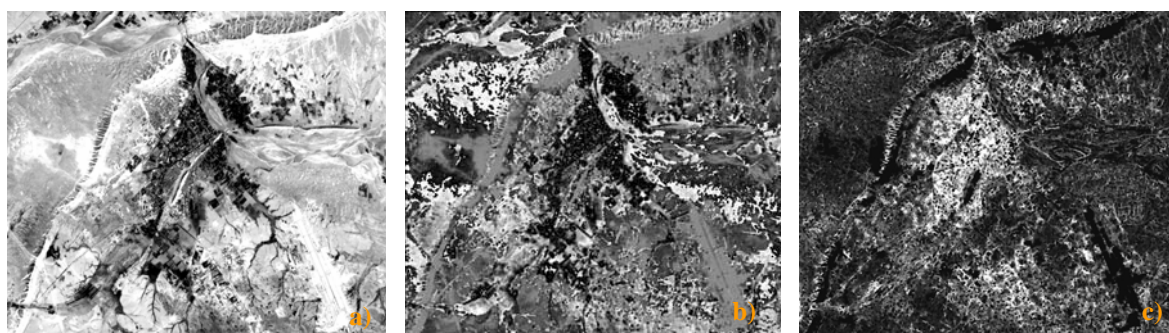


Figure 3.14.2 : Image des résidus (c) à partir de l'ACP1 (a) après opération de fermeture (b) - *Laghouat SPOT HRV 2001*

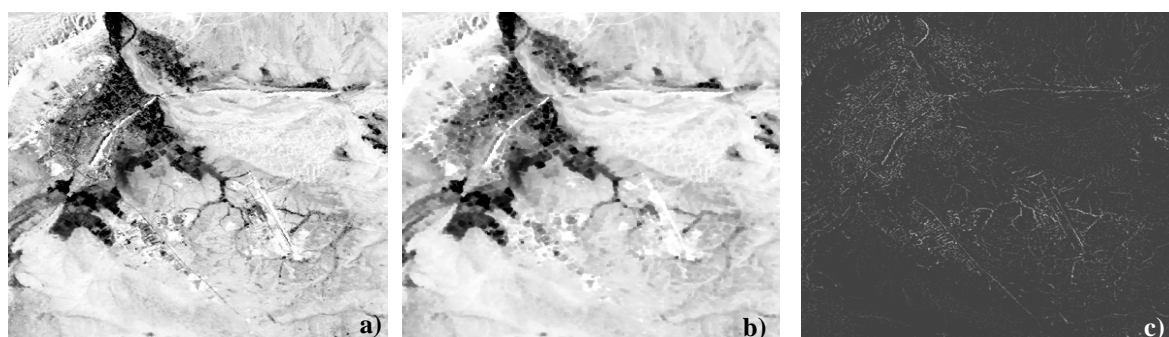


Figure 3.14.3 : Image des résidus (c) à partir de l'ACP1 (a) après opération de fermeture (b) - *Laghouat LANDSAT TM 1987*

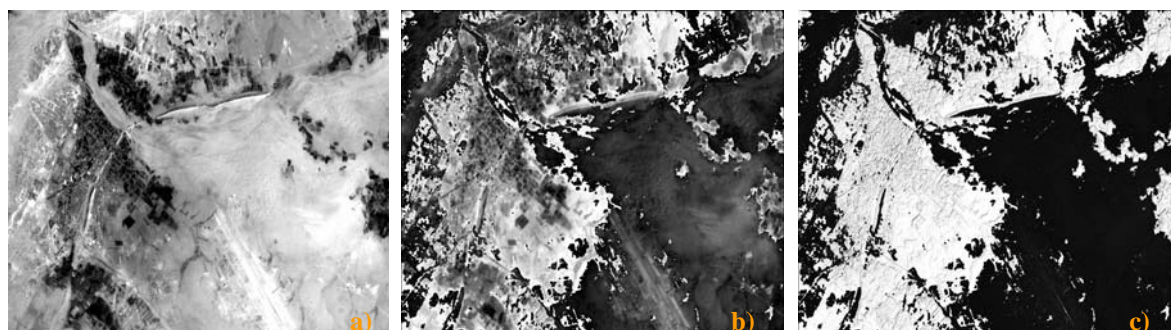


Figure 3.14.4 : Image des résidus (c) à partir de l'ACP1 (a) après opération de fermeture (b) - *Laghouat Aster 2004*

### 3.3.2.3. Seuillage

Après détection des structures claires, l'élimination des structures 'non importantes' est réalisée par seuillage en analysant les valeurs numériques de l'image résultat pour déterminer les seuils des zones non urbaines. Dans le cadre de notre application, nous avons adapté le seuillage par hystérésis, qui est utilisé dans la détection des contours [44][103]. En effet, le seuillage par hystérésis qui permet de limiter le nombre de fausses alertes ou de lacunes, est une façon de diminuer l'importance du seuil à utiliser. Au lieu de prendre un seuil (ce qui peut mener à des lacunes), nous choisissons deux seuils : un seuil haut ( $S_{\text{haut}}$ ) et un seuil bas ( $S_{\text{bas}}$ ) avec  $S_{\text{haut}} > S_{\text{bas}}$ .

- On construit alors une image binaire  $I_{\text{bas}}$  telle que tous les points de l'image tels que la norme est supérieure à  $S_{\text{bas}}$  sont mis à 1 et les autres à 0 ;
- On construit une autre image binaire  $I_{\text{haut}}$  telle que tous les points de l'image tels que la norme est supérieure à  $S_{\text{haut}}$  sont mis à 1 et les autres à 0 ;
- On cherche alors toutes les composantes connexes de  $I_{\text{bas}}$  comportant au moins un point de  $I_{\text{haut}}$ . Cette étape revient à déterminer le graphe d'adjacence des points de l'image tels que, pour tout point  $M$ ,  $I_{\text{bas}}(M)=1$  puis à sélectionner les composantes connexes des nœuds tels que  $I_{\text{haut}}(M)=1$

L'opération de seuillage a été appliquée sur chacune des images résidus obtenues précédemment; l'image résultat varie selon les valeurs attribuées comme nous pouvons le constater sur l'image de Blida (cf. figure 3.15).

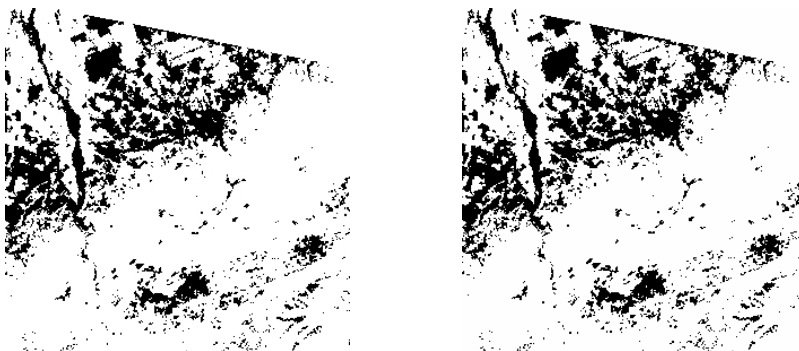


Figure 3.15.a : Effets des seuils bas (SB) et haut(SH) a) SB =5, SH =70;  
b) SB=15 SH=52 –*Blida MSS 1972*

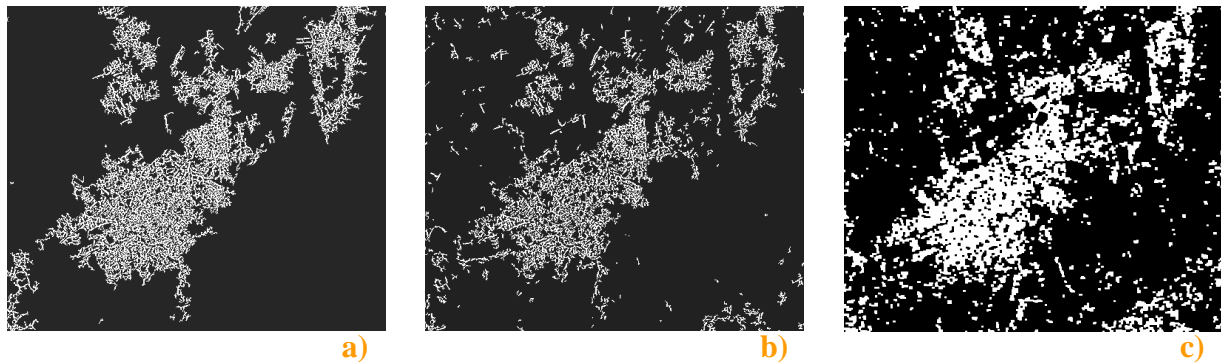


Figure 3.15.b : Effets des seuils bas (SB) et haut (SH) **a)** SB =7, SH =100; **b)** SB=14, SH=53; **c)** SB= 40, SH=90 –*Blida TM 1985*

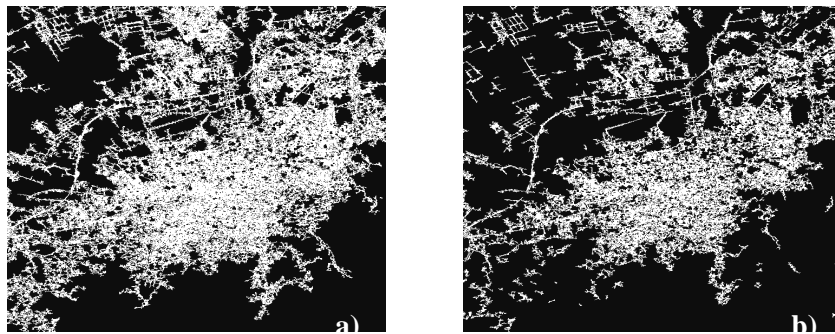


Figure 3.15.c : Effets des seuils bas (SB) et haut (SH) **a)** SB =12, SH =99; **b)** SB=19, SH=79; –*Blida Aster 2001*

#### 3.3.2.4 Colmatage des zones denses et élimination du bruit

Pour colmater les zones denses et éliminer le bruit et les routes, nous avons appliqué une variante du filtre alterné séquentiel [97][104]; cet opérateur est formé d'une succession de fermetures et d'ouvertures de taille croissante. Ce filtre qui substitue à la linéarité le critère de croissance, mieux adapté à la structure de la perception visuelle, permet de simplifier une image sans la lisser et ainsi de préserver les contrastes.

Les filtres alternés, de la fonction  $f$  définissant l'image, correspondent à des combinaisons de fermetures ( $\bullet$ ) et d'ouvertures ( $\circ$ ) définies par:

$$\pi_k(f) = (f \circ kB) \bullet kB \quad (3.2)$$

$$\rho_k(f) = (f \bullet kB) \circ kB \quad (3.3)$$

Où  $f$  est définie sur  $\mathcal{R}^2$  est à valeurs sur  $\mathcal{R}$ ,  $B$  est un élément structurant tel que  $B \subseteq \mathcal{R}^2$ ,  $kB$  représente  $(k - 1)$  dilations et  $k$  est la taille du filtre.

On peut combiner ces filtres pour former des filtres séquentiels alternés (FSA). Cette combinaison de fermetures et d'ouvertures répétées avec un nombre décroissant de dilatations est donnée par:

$$\mu_k(f) = \pi_k \pi_{k-1} \dots \pi_1(f) \quad (3.4)$$

$$\nu_k(f) = \rho_k \rho_{k-1} \dots \rho_1(f) \quad (3.5)$$

Sur les images déjà seuillées, nous avons appliqué différentes combinaisons de fermetures et d'ouvertures; les résultats obtenus sont présentés ci-dessous:

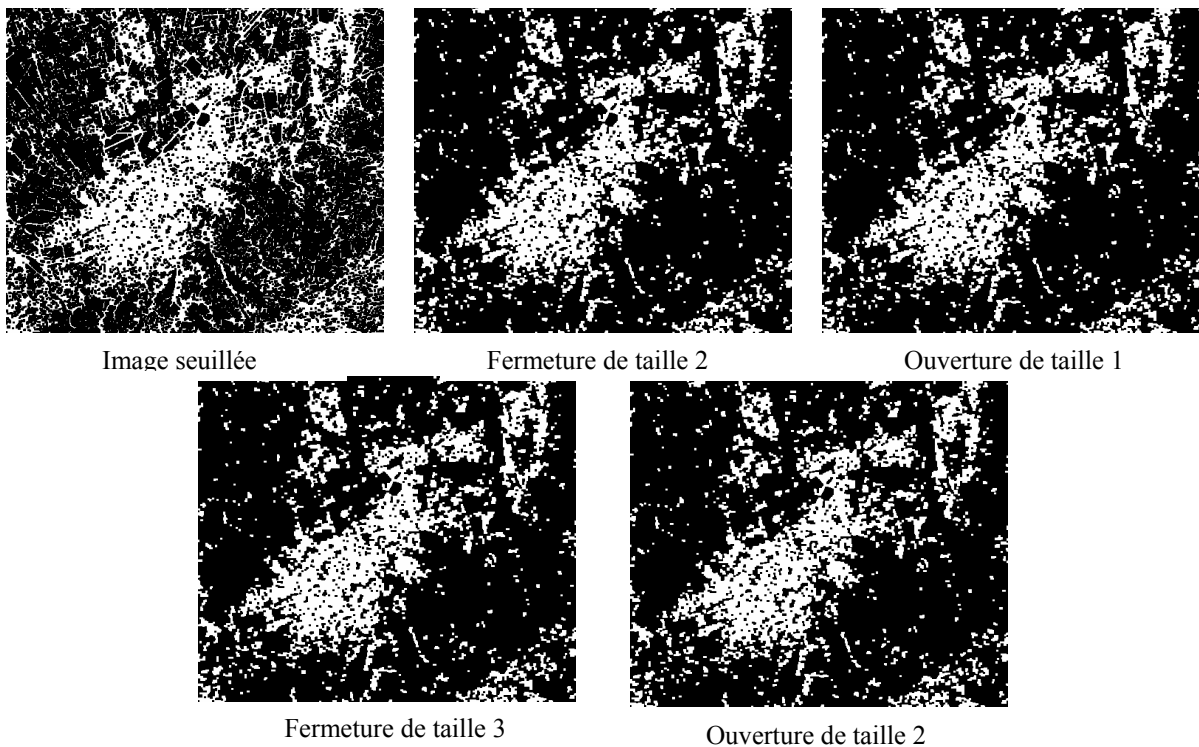


Figure 3.16 : Application du filtre alterné séquentiel -Blida Landsat 1987

### 3.3.2.5 Remplissage des trous

On définit un trou comme un ensemble connexe de pixels nuls inclus dans un objet. La procédure de remplissage de trous est réalisée en quatre phases illustrées par la figure 3.17 :

- *Complémentation* de l'image binaire initiale, les objets auront la valeur zéro et le fond la valeur un.

- *Étiquetage* des composantes connexes, en attribuant à tous les pixels d'une composante connexe une valeur entière. Chaque composante connexe est alors identifiée par son étiquette. En trouvant "n" composantes connexes, la première correspond au fond de l'image, les autres correspondent aux "n-1" trous inclus dans les objets.
- *Suppression* des "n-1" composantes connexes correspondant aux trous en attribuant la valeur zéro aux pixels de ces composantes.
- *Complémentation* de l'image une deuxième fois.

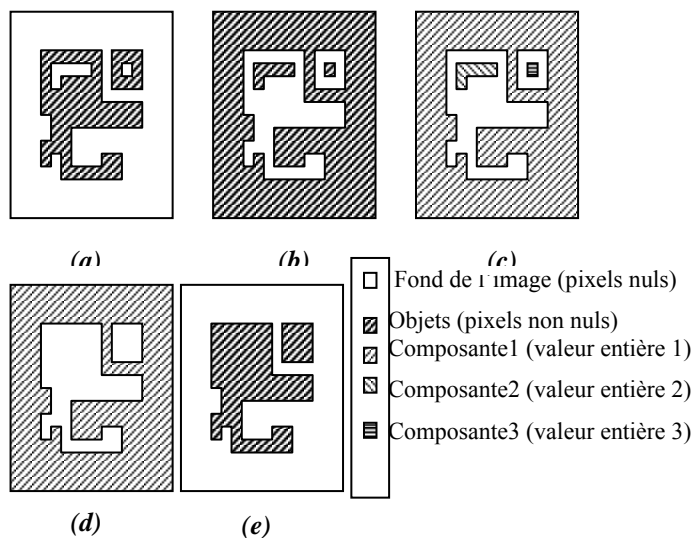


Figure 3.17 : Illustration de l'algorithme pour combler les 'trous' (a) Image initiale ; (b) Image après complémentation ; (c) Image étiquetée en composantes connexes (3 composantes) ; (d) Image après remise à zéro des 2 composantes correspondant aux trous ; (e) Image résultat après complémentation

Ainsi, seuls les groupements de pixels nuls inclus dans un objet, sont touchés. Compte tenu du type de parcellaire sur la région de Blida, fin et rapproché, la localisation est tachée de petites zones de parcelles de géométrie rectiligne très rapprochées. Un nettoyage s'avère alors nécessaire afin d'affiner la détermination de la silhouette des agglomérations. Cette opération est aussi exécutée sur la zone de Laghouat où certaines parties de l'oued et de la montagne répondent de la même façon que les zones de bâti. Le principe de la correction est fondé sur une analyse texturale; une région de haute fréquence dont la texture ressemble à du bruit blanc n'est corrélée dans aucune direction; si sa texture présente une géométrie rectiligne, elle sera fortement corrélée dans la direction des lignes et faiblement dans les autres directions [105]. L'élimination des zones bruitées utilise donc la forte corrélation d'une zone dans la direction des lignes par opposition aux zones d'aspect chaotique qui ne sont corrélées dans aucune direction.

La procédure s'exécute en trois étapes:

- calcul de l'autocorrélation R

Pour chaque pixel non nul de l'image, calcul de l'autocorrélation aux points  $(x_1, \dots, x_n)$  où  $(x_1, \dots, x_n)$  désignent les translations de longueur fixe dans toutes les directions autour de chaque point.

$$R(x_i) = \frac{\sum (P_j - \mu)(P_j^x - \mu_x)}{\sqrt{\sum (P_j - \mu)^2 \sum (P_j^x - \mu_x)^2}} \quad (3.6)$$

Où  $P_j$  correspondent aux pixels de la zone traitée et  $P_j^x$  le translaté de  $P_j$ ;  
 $\mu$  moyenne des niveaux de gris de la zone et  $\mu^t$  moyenne des niveaux de gris de la zone translatée ;

- calcul de  $\text{Corel} = \max_i \{R(x_i) \mid i = 1, \dots, n\}$  et seuillage

Conserver les zones pour lesquelles Corel est faible, les zones d'aspect homogène sont caractérisées par une valeur de Corel proche de 1.

- lissage des zones par un filtre morphologique

### 3.3.2.6 Discussion

L'étape de *détection des agglomérations* est réalisée en effectuant une transformation du chapeau haut de forme suivie d'un seuillage. L'image seuillée a ensuite subi deux actions : le colmatage des zones d'agglomérations pour les rendre connexes puis l'élimination du bruit. Ces deux actions peuvent être faites l'une après l'autre ou bien conjointement par affinements successifs. En effet, Le filtre alterné séquentiel (FAS) qui est constitué d'une succession de fermetures et d'ouvertures de taille croissante, permet un colmatage progressif des zones denses avec élimination du bruit et des routes.

La figure 3.18 illustre le traitement sur le site de Blida. Plusieurs images (Landsat MSS/TM, Aster) correspondant aux différentes résolutions sont traitées. Les opérations morphologiques ont été appliquées au premier facteur issu de l'analyse en composantes principales. La taille du filtre utilisé sur cette image va jusqu'à une ouverture de taille 2. On voit nettement sur l'image 3.18, la silhouette finale des agglomérations de la zone de Blida, après remplissage des trous à différentes résolutions. La détection obtenue par ce traitement initial est assez bonne, pour



l'ensemble des images considérées, elle suit bien les zones de hautes fréquences qui à l'œil nu correspondent à l'habitat. Compte tenu du type de parcellaire sur cette région, la localisation est tâchée de petites zones de géométrie rectiligne, un nettoyage par l'opérateur de texture a été donc nécessaire.

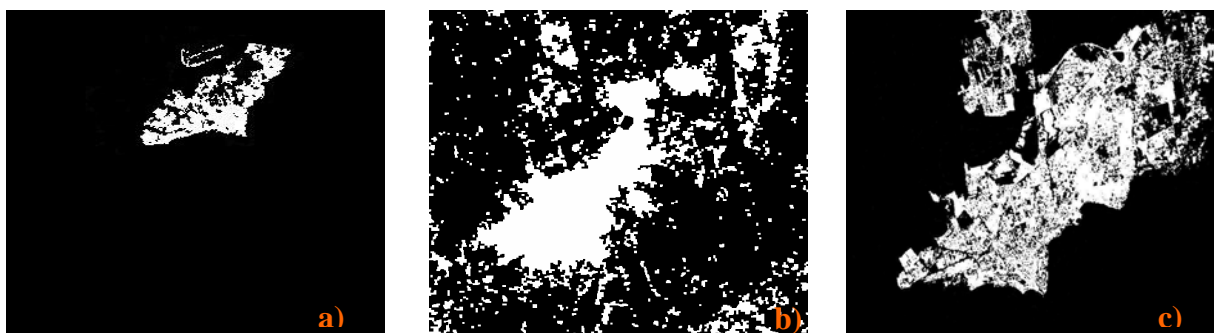


Figure 3.18 : Détection de la tâche urbaine après remplissage des trous des agglomérations de la zone de Blida à différentes résolutions (a) 80m (b) 30m (c) 15m

Nous avons appliqué le même algorithme sur les images multi-résolutions correspondant au site de Laghouat. La taille de la fermeture servant à colmater les zones d'agglomération après la transformation du chapeau haut de forme est de 3, celle de l'ouverture éliminant ensuite le bruit est de 3. Vu l'importance des zones de palmeraie à l'intérieur de la ville pour les images Spot et Aster, un bouchage des trous s'est avéré très utile (cf. figure 3.19). Après un nettoyage des images, l'algorithme a engendré une bonne localisation du masque urbain.

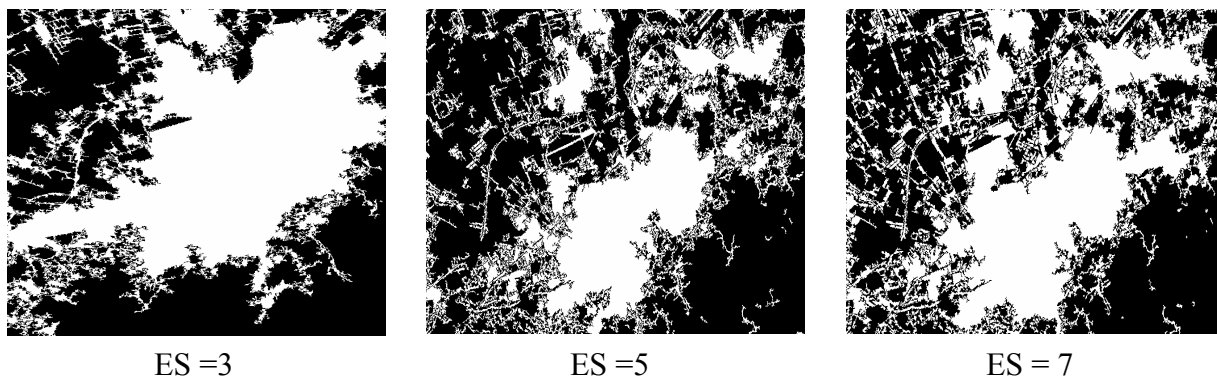


Figure 3.19 : Détection de la tâche urbaine après remplissage des trous des agglomérations de la zone de Laghouat (a) 20m (b) 15m (c) silhouette

### Effet de l'élément structurant

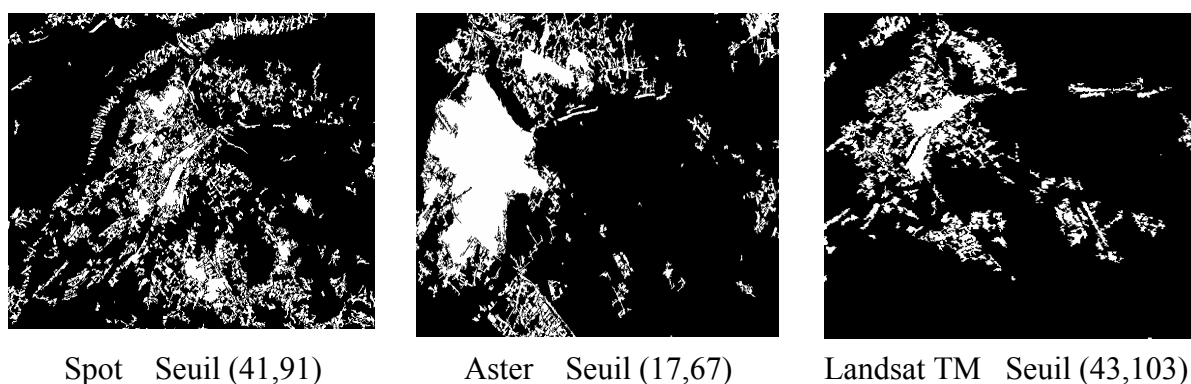
Dans l'implémentation de nos programmes, l'élément structurant choisi est celui qui approche le mieux notre approche visuelle de l'image. Nous avons constaté au vu des expérimentations

réalisées que la taille de cet élément structurant influe fortement sur le résultat de l'extraction de l'agglomération. Dans le cas de l'image Aster (cf. figure 3.20), en considérant les mêmes valeurs de seuillage, nous remarquons que plus la taille de l'élément structurant augmente, plus l'extraction de l'agglomération est moins précise.



**Figure 3.20** – Effet de l'élément structurant sur l'extraction de l'agglomération

Dans le cas du site de Laghouat, nous avons considéré des images à différentes résolutions spatiales (cf. figure 3.21). Nous remarquons que pour le même élément structurant (de taille 7), les zones extraites varient en fonction du seuillage. Le meilleur résultat est obtenu pour l'image issue du capteur Aster.



**Figure 3.21** – Effet de la résolution pour un même élément structurant – Cas de Laghouat

Plusieurs interrogations se posent alors: *quel élément structurant choisir? quelle taille considérer? cet élément va-t-il dépendre de la résolution spatiale du capteur? faut il choisir l'élément structurant en fonction du site considéré? ... etc.*

Autant de questions, qui mériteraient une étude plus approfondie sur la forme de l'élément structurant, sur sa taille et sur sa connexité; cette étude permettrait certainement d'améliorer davantage les résultats de l'extraction.

#### 3.4. Conclusion

La détection des zones urbaines à partir des seules caractéristiques radiométriques induirait de nombreuses confusions avec d'autres thèmes (sol nu, carrières, etc.). La méthode d'extraction des zones urbaines proposée se base sur leurs caractéristiques texturales. En effet, ces zones présentent une grande hétérogénéité contrairement aux parcelles agricoles, sols nus et plans d'eau. L'efficacité du filtrage morphologique est donnée par les dimensions de l'élément structurant utilisé qui traduisent sa puissance à combler les vallées ou écrêter les pics; de ce fait, les propriétés du même filtre morphologique varient aussi en fonction de la forme de l'élément structurant utilisé. Tenant compte de ces considérations, nous pouvons dire que quelque soit la résolution, la méthode fournit de bons résultats qui peuvent être intégrés comme des plans d'information dans un système d'information géographique (SIG). Les résultats sont pertinents dans une approche de statistique urbaine où la tache urbaine est nécessaire.

## **CHAPITRE 4**

### **EXTRACTION DES STRUCTURES LINEAIRES**

Les variations d'intensité sur la scène font ressortir des formes et des structures, qu'on sait exploiter pour segmenter l'image, reconnaître les objets et évaluer leurs positions spatiales et les relations qui les unissent. Parmi ces objets, les routes, axes de communication et de transport, marquent un intérêt particulier en zones urbaines. La reconnaissance automatique de ces objets à partir des images satellitaires trouve son utilité dans différents domaines, notamment la cartographie de la voirie en milieu urbain qui correspond à un besoin social et économique important. En effet, Il est important pour les villes d'avoir une cartographie à jour de leur réseau routier (aménagement urbain, collecte des eaux usées, pollution, ..). Au-delà de la gestion de la voirie, les applications sont nombreuses, parmi lesquelles l'utilisation des cartes pour les réseaux de télécommunication, les bases de données pour la navigation, le géo-marketing, ... etc. Dans un premier temps, nous donnons un vaste aperçu des techniques d'extraction de linéiques proposées dans la littérature: le problème est difficile et les méthodes proposées sont nombreuses. La liste des méthodes décrites ici n'est donc pas exhaustive, mais donne une bonne illustration des techniques existantes. Dans un second temps, nous proposons un modèle d'extraction utilisant la morphologie mathématique.

#### 4.1 Introduction

Parmi les informations recherchées dans les images de télédétection, les réseaux routiers retiennent une attention particulière pour la variété de leurs applications. L'extraction du réseau routier présente un intérêt de premier plan dans l'élaboration d'une procédure de mise à jour automatique des documents cartographiques [106]. Il s'agit effectivement d'un élément de la carte topographique qui doit constamment être révisé, de nouvelles routes sont construites et les tracés sont modifiés. De plus, les réseaux routiers apportent des informations contextuelles de première importance, permettant de localiser d'autres types d'éléments sur une image de télédétection, telles les structures domiciliaires ou

commerciales qui sont inévitablement desservies par un réseau routier. La recherche d'une méthode automatique et robuste d'extraction des routes à partir d'images satellitaires paraît ainsi nécessaire.

### Les différents modèles

Selon la résolution, les **réseaux** apparaissent plus ou moins nettement sur les images ; ces transitions "significatives" dans les niveaux de gris correspondent à des éléments linéaires d'aspect variable [105]:

- éléments linéaires épais formés de deux contours parallèles (autoroutes, canaux) ;
- éléments linéaires fins correspondant à des lignes (routes, cours d'eau, chemin de fer);
- éléments linéaires beaucoup plus 'subtils' qui se devinent par 'groupement perceptuel':
  - alignement de frontières de parcelles près des zones agricoles;
  - tracé discontinu lorsque la route est masquée par une végétation abondante;
  - tracé qui se dilue dans un fond d'aspect chaotique à l'approche d'une agglomération.

La plupart des méthodes d'extraction se basent sur des modèles simples de rues (cf. figure 4.1) :

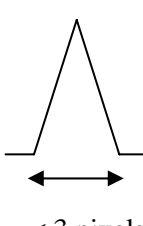
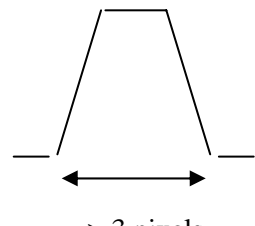
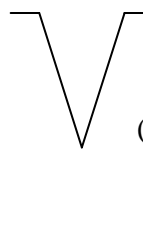
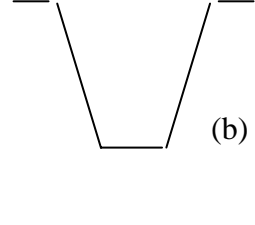
Aspect par rapport à l'environnement	Modèle linéique	Modèle surfacique
Routes brillantes		
Routes sombres		

Figure 4.1 : les deux modèles de profils radiométriques 'idéaux' de la rue [107]

Les principales caractéristiques de ces modèles sont communes à beaucoup d'auteurs [105] [107]: à savoir que la rue a une radiométrie relativement homogène le long de son axe, et présente un contraste par rapport à son environnement. Sur les images satellitaires à basse ou moyenne résolution, la rue apparaît comme un élément linéaire de 1 à 3 pixels de large ; tandis que sur les images satellites à haute ou très haute résolution spatiale, la rue apparaît comme un ruban de radiométries assez homogène sauf en milieu urbain avec des bords contrastés et parallèles.

L'aspect des réseaux est donc tantôt net et contrasté, tantôt difficile à discerner ; leur détection se caractérise par une facilité de localisation grossière (parties nettement visibles) mais une très grande complexité lorsqu'on veut valider et connecter le réseau.

Pour reconnaître le réseau routier, il faut préciser ses caractéristiques, exploiter pour cela un certain nombre de connaissances sur la scène et sur les objets qu'elle contient. Les routes, dans une image satellitaire font partie des hautes fréquences ; leur intensité est généralement plus forte que les autres détails présents dans l'image. Cependant, cette information à elle seule n'est pas suffisante pour les reconnaître. D'autres éléments peuvent naturellement présenter la même caractéristique. Afin de détecter efficacement les routes, il faut une utilisation pertinente des outils d'analyse d'images classiques et le développement de nouveaux outils spécifiques. Dans le cas des images haute ou moyenne résolution, l'extraction des réseaux nécessite différents types d'outils: méthodes de localisation des lignes épaisses, algorithmes pour la détection de lignes visibles, outils pour compléter les fragments de droites aux endroits où l'information est très bruitée.

Avant d'adopter une méthodologie d'extraction de ces réseaux, nous avons jugé nécessaire de présenter brièvement les principales techniques existant dans la littérature.

#### 4.2 Revue des méthodes d'extraction d'éléments linéaires

L'extraction de linéiques et plus particulièrement de réseaux routiers, à partir d'images satellitaires ou aériennes, a été l'objet de nombreuses recherches depuis plus de vingt ans et une grande variété de méthodes ont été proposées pour s'attaquer au problème. Cependant, malgré toute l'attention portée au problème, l'extraction de linéiques reste aujourd'hui un challenge en raison de la grande variabilité des objets concernés, et en conséquence, de la difficulté à les caractériser. Cette variabilité s'exprime, en premier lieu, au niveau du réseau observé lui-même; les réseaux présentent des apparences bien diverses selon le type considéré (réseau autoroutier, réseau routier, chemins, réseau hydrographique,

...), leur contexte (rural, péri-urbain, urbain ou forestier) ou leur date de construction [108]. L'apparence du réseau est également directement liée aux différents modes d'acquisition de l'image. Ainsi, un même réseau apparaîtra différemment selon l'angle de prise de vue, le type de capteur, la résolution spatiale ou encore la bande spectrale considérée. Selon la résolution du capteur, le réseau présentera une largeur et un détail variables: alors que sur des images haute résolution, le réseau sera relativement homogène avec une largeur de quelques pixels, sur des images très haute résolution, le réseau apparaîtra de manière beaucoup plus complexe avec le détail des différents types de carrefours, les voitures, ... Malgré l'abondance des travaux, aucune des techniques élaborées n'est parfaite; un problème commun aux différentes techniques réside dans le fait que les routes extraites contiennent plus ou moins de bruit, en même temps qu'elles ne sont pas complètes. Le problème d'extraction de routes est difficile particulièrement dans le milieu urbain, caractérisé surtout par une forte hétérogénéité. En effet, les zones urbaines comportent plusieurs détails planimétriques de propriétés spectrales différentes perturbant ainsi la reconnaissance des routes et leur distinction. Les routes visibles sur les images haute résolution 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 sur l'image. Par conséquent, s'il est difficile de reconnaître par examen visuel des routes sur des images satellitaire, il est encore plus difficile de construire un algorithme qui puisse le faire.

Les différents travaux proposés dans la littérature peuvent être caractérisés de diverses manières. Une différenciation classique est de séparer les techniques existantes entre méthodes semi-automatiques et méthodes automatiques. En effet, certaines méthodes se situent dans le cadre de l'aide à la saisie des interprètes d'image et sont considérées comme semi-automatiques. Elles nécessitent une information sur la position de la route comme, par exemple, la donnée des points de départ et d'arrivée, ou bien une initialisation très proche de la route finale. D'autres méthodes tentent une approche complètement automatique, bien qu'à notre connaissance, il n'existe aucune méthode entièrement automatique, puisqu'il y a toujours des paramètres à régler. Généralement, les méthodes semi-automatiques sont plus précises en termes de fausses alarmes car elles disposent de contraintes très fortes comme la désignation des points de départ et des points d'arrivée. Elles restent cependant limitées car toutes les amorces doivent être données pour obtenir

un réseau complet. Nous avons choisi de présenter les méthodes existantes en les classant par techniques différentes en rappelant à chaque fois le principe de la méthode.

#### 4.2.1 Opérateurs du gradient

Wang et Howarth ont proposé et appliqué une méthode d'extraction à base du gradient sur une image Landsat TM [109]. Cette méthode procède en trois étapes. D'abord, la magnitude et la direction sont calculées et estimées en chaque pixel de l'image afin de rehausser les routes présentes. Pour ce faire, les auteurs ont dressé 14 opérateurs spatiaux avec une taille de 5x5 pixels. Ensuite, à partir des magnitudes et des directions générées, les pixels correspondant aux débuts de routes ainsi que leurs directions possibles sont détectées. Cela s'effectue en se basant sur un seuillage et des contraintes d'angles formés entre le pixel en considération et ses voisins immédiats. Enfin, la dernière étape est celle du suivi des routes en utilisant les points de départ, les directions possibles et une fonction de coût afin de décider de la direction à suivre, celle la plus probable d'une route.

#### 4.2.2 Détecteurs de lignes

Un des opérateurs les plus connus pour la détection de lignes est l'opérateur DUDA, proposé par Duda et Hart [110]. Il utilise quatre masques, modélisant la ligne dans les quatre directions principales, à convoluer avec l'image correspondant à des structures linéaires de trois pixels de long et les pixels voisins associés. Des scores sont calculés pour chaque masque mesurant conjointement l'homogénéité du niveau de gris le long de la structure et le contraste avec le voisinage. Le score maximal est assigné au pixel central du masque. Cet opérateur est sensible à l'orientation de la route, à la discrétisation, aux changements brutaux d'orientation ainsi qu'au faible contraste par rapport à l'environnement. De plus, cet opérateur détecte les profils de type contour simple et engendre donc un nombre significatif de fausses détections. Fischler et al. [111] utilisent les scores fournis par cet opérateur en combinaison avec des opérateurs plus sélectifs (peu de fausses alarmes mais moins exhaustifs) pour le calcul des cartes de coût sur lesquelles ils appliquent l'algorithme de programmation dynamique. Afin d'éviter la détection des contours conjointement aux lignes, Roux [112] propose une version modifiée de l'opérateur DUDA en ne tenant compte que du groupe de voisins le moins contrasté avec l'axe central dans le calcul du score. Gurney propose à son tour un détecteur de lignes pour l'extraction de la Tamise à partir d'une image Landsat [113]. Celui-ci repose sur 14 masques et permet de considérer toutes les lignes de largeur 1 et de longueur 3. Ces



masques sont efficaces pour détecter les lignes droites et les courbes faibles mais ne le sont pas pour les courbes prononcées et les coins.

Certains auteurs se sont ensuite intéressés au cas des lignes épaisses. Un premier choix consiste à étendre les masques utilisés pour les lignes fines à des masques plus grands permettant la détection des lignes plus épaisses. Ainsi, Dhérète et Desachy [114] étendent l'opérateur DUDA à des fenêtres de dimension  $7 \times 7$  pour l'extraction de structures plus épaisses. Huber et Lang proposent une extension de l'opérateur DUDA pour la détection de routes à partir d'images SAR haute résolution [115]. Les pixels sont remplacés par des sous-régions et le score est adapté aux images SAR. Wang et al. étendent le détecteur de lignes proposé par Gurney pour la détection du réseau routier urbain [116]. Ce type d'opérateur étant très sensible au bruit dans les images, ils proposent de réduire le bruit par un pré-traitement de l'image reposant sur des filtres morphologiques.

Un autre choix consiste à s'intéresser à la texture plutôt qu'à des simples différences de niveau de gris. Ainsi, Haverkamp propose un détecteur de route dans le milieu urbain fondé sur la texture [117]. Plus précisément, ce détecteur est fondé sur l'analyse de signatures angulaires de texture contenues dans une image panchromatique IKONOS. La signature angulaire de texture associée à un pixel est constituée des variances (après normalisation) calculées sur un ensemble de fenêtres rectangulaires autour du pixel en question. Afin de réduire les surdétectons, un masque de végétation est construit à partir d'une image multispectrale IKONOS. Un pixel n'appartenant pas au masque de végétation sera classifié en tant que "route" si plusieurs minima locaux significatifs sont observés dans la signature de texture. Un intérêt de cette approche est qu'elle permette de distinguer les pixels correspondant à des intersections des autres pixels à partir du nombre de minima observés. Cette classification est suivie d'une étape "haut niveau" permettant de passer des pixels classifiés au réseau composé de segments connectés entre eux. La méthode a été testée sur une image de San Diego et donne de bons résultats en termes d'identification (environ 80% de routes identifiées) et de localisation (écart-type d'un pixel). Néanmoins, cette méthode n'est applicable que dans le cas de réseaux en forme de grille tels que ceux rencontrés dans les villes américaines et est sensible au bruit géométrique dû par exemple à la présence de voitures sur les routes.

### 4.2.3 Morphologie mathématique

Certains auteurs utilisent des filtres non linéaires de morphologie mathématique pour extraire les lignes, brillantes par rapport à leur environnement, supposées correspondre à une route, à partir d'images panchromatiques [96][105]. La transformation dite du "chapeau haut de forme" (ou "top hat") peut être appliquée suivie d'un seuillage afin d'obtenir une image binaire de pixels appartenant au réseau routier. Dans le cas de structures plus foncées que leur environnement, le "chapeau haut de forme" est appliquée à l'image inversée. Cet opérateur issu de la théorie de morphologie mathématique permet d'extraire les pics d'intensité de l'image.

Pour l'analyse de la cartographie vasculaire de la rétine, Benblidia et al. ont réalisé le filtrage morphologique de la rétine en calculant le supremum d'ouvertures de l'image d'origine [118][119]. La récupération des parties de vaisseaux perdues au cours du filtrage se fait ensuite en effectuant une reconstruction par dilatation.

Le processus d'extraction proposé par O'Brien ressemble à celui de Destival; il nécessite trois étapes, à savoir: pré-filtrage, extraction et nettoyage [120]. La première étape (pré-filtrage) vise la réduction du bruit présent dans l'image en utilisant un filtre de basses fréquences. C'est une fonction inverse du gradient qui réduit le bruit et se distingue, des autres filtres utilisés dans la littérature, par sa préservation des contours. Ensuite, une opération de fermeture est réalisée afin de joindre (connecter) toutes les lignes pouvant être discontinues. La deuxième étape, celle de l'extraction proprement dite, utilise les résultats de deux techniques de détection. La première technique est la transformation du chapeau haut de forme, elle permet la détection des pics et des crêtes présents dans l'image. Tandis que la deuxième technique utilise un élément structurant et ses rotations pour éroder l'image. La combinaison des résultats des deux techniques suivie d'une opération de fermeture donne une image des routes préliminaires. Enfin, la dernière étape de la méthode consiste en une série de raffinements des routes extraites par le biais de la dilatation et la squelettisation.

Zhang et al. présentent une méthode fondée sur la morphologie mathématique pour une extraction automatique du réseau routier dans des images haute résolution [121]. Après une pré-détection grossière des régions contenant des routes, des ouvertures triviales morphologiques sont utilisées successivement pour filtrer les perturbations provoquées par des objets aux caractéristiques spectrales semblables à celles des surfaces routières (par exemple les maisons de même radiométrie que les routes). Pour cela, ils utilisent un

concept de granulométrie permettant de déterminer la distribution de taille et de forme des objets dans l'image. Ils présentent leur méthode comme un bon point de départ à une réelle extraction permettant une réduction de l'espace de recherche en fournissant des positions approximatives. Bien qu'adaptée à l'imagerie haute résolution, la méthode reste sensible au problème d'occlusion partielle de la route, dûe par exemple à la présence d'arbres à proximité des routes.

#### 4.2.4 Banc de filtres

Les méthodes par banc de filtres permettent une analyse multi-échelle et ont donc l'avantage de fournir une extraction des lignes d'épaisseur variable, ce qui s'avère très utile dès lors que le réseau présente une variabilité non négligeable d'épaisseur (vaisseau sanguin, fleuves, etc.).

Koller et al. [122] utilisent une combinaison non linéaire de filtres linéaires pour la segmentation et la description locale de structures linéaires en deux et trois dimensions. Le banc de filtres permet de détecter les structures allongées et symétriques tout en supprimant la réponse des contours simples. Un maximum aigu est obtenu le long du profil des structures linéaires et à travers le changement d'échelle. La réponse finale ne dépend pas de la largeur. Ce filtrage ne nécessite pas de paramétrisation et fournit une description locale du contraste, la position de la ligne centrale, la largeur et l'orientation de la ligne. La nature générique de cet algorithme est montrée au travers de plusieurs applications dont la détection du réseau routier sur une image aérienne et la segmentation de vaisseaux sanguins cérébraux à partir de données volumiques obtenues par résonance magnétique (IRM).

Poli et Valli utilisent un ensemble de filtres linéaires pour la détection des vaisseaux sanguins en imagerie médicale [123]. Les filtres, fondés sur des noyaux Gaussiens directionnels, sont construits de façon à différencier les diverses épaisseurs et orientations des vaisseaux avec une efficacité maximale. Cette méthode permet ainsi de réaliser la détection des vaisseaux en temps réel. Les sorties des différentes orientations et échelles sont intégrées et validées de façon à interdire les structures différentes des vaisseaux. La segmentation est réalisée par un seuillage par hystérésis [44].

#### 4.2.5 Géométrie différentielle

Considérant l'image comme une hypersurface (ou plus simplement comme un relief), certains auteurs proposent d'en extraire les lignes en utilisant les propriétés

géométriques différentielles de cette hypersurface. L'extraction de lignes revient à localiser les positions des crêtes et des ravins dans l'hypersurface. Les points de crête (resp. ravins) sont définis comme les maxima (resp. minima) locaux des principales courbures de l'hypersurface. Pour localiser les points de crête, on s'intéresse aux dérivées premières et secondes en chaque point de l'image. Les lignes centrales des routes, rivières ou vaisseaux sanguins sont ensuite obtenues en reliant les points de crêtes. Les points forts de ces modèles sont leurs bases mathématiques, l'excellente localisation des points de crête et la non-détection des contours. Ces méthodes sont néanmoins connues pour leur sensibilité au bruit. Pour extraire les points de crête, Eberly et al. proposent une formule explicite de la courbure et de sa direction et recherchent les maxima dans l'image de courbure [124]. Cependant, cette méthode échoue dès que les crêtes sont plates.

Wang et Pavlidis proposent une détection des arêtes et ravins en utilisant une approximation locale de l'hypersurface par son polynôme de Taylor [125]. La direction de la ligne est déterminée à partir du Hessien du polynôme et les points de la ligne sont les pixels vérifiant une forte dérivée seconde directionnelle perpendiculaire à la direction de la ligne. L'approximation par coefficients polynomiaux sur des masques conduit à de multiples réponses pour une seule ligne et ne permet pas la détection de ligne d'épaisseur supérieure à la taille des masques. C'est pourquoi Steger et Lindeberg proposent d'utiliser des masques gaussiens pour la détection des crêtes [126][127][128]. Ainsi, en sélectionnant une variance appropriée  $\sigma$ , ces masques peuvent être calibrés pour une certaine épaisseur. Pour détecter les lignes d'épaisseur arbitraire,  $\sigma$  peut être sélectionnée en chaque point en itérant sur l'espace d'échelle. Steger [126] propose une analyse multi-échelle de lignes de différents types (parabolique, en forme de barre) permettant une sélection de paramètres appropriés pour l'algorithme de détection de point de crête. Un algorithme de chaînage permet de relier les points de crête en lignes et jonctions en préservant le maximum de points. Parallèlement à l'extraction des points de crête, Steger propose une extraction des points de contour par une recherche localisée autour des points de crêtes utilisant des masques de taille réduite [127]. Le biais entre la ligne extraite et la position des contours peut être prédit analytiquement grâce à une modélisation explicite de l'interaction entre la ligne et la position des contours. Par retrait de ce biais, les contours des lignes sont donc extraits avec précision. L'algorithme a été testé avec succès sur des images aériennes et médicales contenant des lignes de différentes largeurs et asymétries. Les positions des lignes et contours correspondent à des items sémantiques dans l'image,

c'est à dire à l'axe principal et les bords des routes dans les images aériennes et à des vaisseaux dans les images médicales.

#### 4.2.6 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. Bhattacharya et Parui [129] conçoivent l'extraction de routes sur les images de télédétection comme un problème de classification, où les pixels doivent être classés en 'route' et 'non route'. Ils proposent d'utiliser un réseau de neurones multi-couches pour la détection de routes. Les entrées du réseau sont des fenêtres de taille  $n \times n$  centrées sur chaque pixel  $p$  de l'image. Le réseau calcule par lui-même des valeurs discriminantes dans les noeuds de l'unique couche cachée à partir des  $n^2$  entrées, puis classe le pixel  $p$  à partir des noeuds cachés dans le noeud de sortie. Ce réseau est entraîné par un algorithme de type rétro-propagation à partir de quelques échantillons de type "fond" et "route" sélectionnés par un opérateur humain sur l'image. Ils proposent une amélioration de l'algorithme de "rétro-propagation" usuel pour diminuer le temps de calcul en utilisant des taux d'apprentissage adaptatifs. Le réseau entraîné est ensuite utilisé pour l'extraction de routes dans d'autres images provenant du même capteur. Les auteurs insistent sur le fait que chaque sous-classe de route (autoroute, route urbaine, etc.) et de fond (champs, lac, etc.) doit être représentée dans les échantillons utilisés dans la phase d'apprentissage pour que le réseau puisse classifier correctement tout type de route dans la phase de reconnaissance. La taille des fenêtres est également cruciale: elle doit être juste assez large pour contenir une route et quelques pixels voisins correspondant au fond de l'image. La direction des routes dans l'ensemble d'apprentissage peut influencer de façon non négligeable sur la performance de l'algorithme. Pour y remédier, les auteurs présentent chaque échantillon selon quatre orientations différentes dans la base d'apprentissage, ainsi que leurs images miroir. Les résultats de la classification sur des images SPOT et IRS sont relativement bons malgré quelques interruptions et quelques fausses alarmes.

Doucette et al. présentent une approche semi-automatique inspirée des réseaux de Kohonen [130]. L'algorithme exploite l'information des canaux multispectraux lors d'une phase de classification pour extraire l'axe central des rues sur des images haute résolution ;

il présente tout de même des limites lorsqu'il rencontre des objets de radiométrie similaire à celle des routes (toits de bâtiments).

#### 4.2.7 Approches multi-résolution

Avec l'augmentation de la résolution des images, des éléments de plus en plus petits apparaissent. Cette précision est à double tranchant puisqu'en plus du bruit du capteur, vient s'ajouter un bruit géométrique très fort (présence d'arbres et de bâtiments au bord de la route, véhicules sur la route, ombres portées, marquages au sol, ...). Certains auteurs proposent alors d'utiliser des techniques multi-échelles afin de réduire cette sensibilité au bruit. Une première extraction est souvent réalisée à basse résolution pour obtenir l'axe central du réseau, puis une localisation précise est effectuée à haute résolution. Baumgartner et al. définissent un système complexe qui combine l'approche multi-résolution à l'utilisation d'une information contextuelle [131]. Le réseau routier est décrit comme un ensemble de segments de routes reliés par des intersections, les routes ayant une apparence différente selon leur contexte global (urbain, forestier, rural), leur contexte local (présence d'arbres ou de bâtiments à proximité, marquages au sol, panneaux routiers, véhicules sur la chaussée, ...) et leur résolution. L'image de départ est segmentée pour séparer les zones selon leur contexte global. L'extraction se fait ensuite dans les zones rurales à deux résolutions différentes: extraction de lignes à basse résolution et extraction des bords de la route à haute résolution. Les résultats sont fusionnés pour donner des segments de routes candidats, qui sont ensuite groupés en segments plus longs.

Couloigner et Ranchin [132], Péteri et al. [133] s'intéressent plus particulièrement à l'extraction des rues dans un milieu urbain haute résolution. Les bords de la rue et la ligne centrale sont extraits grâce à l'analyse des profils transversaux des rues à différentes résolutions obtenues par un algorithme à trous. La détection du réseau est effectuée en deux étapes: la première étape se focalise sur l'extraction de la topologie du réseau à une échelle grossière, tandis que la deuxième étape consiste en l'extraction précise des bords de la route. La méthode est semi-automatique car elle utilise des données externes; ces dernières sont soit issues d'une base de données cartographiques, soit données par un utilisateur.

#### 4.2.8 Champs de Markov sur graphe

Les champs de Markov sur graphe permettent de modéliser le réseau par un graphe où chacun des arcs correspond à une section du réseau. Cette modélisation permet d'introduire des contraintes géométriques fortes sur le réseau, mais nécessite une phase d'initialisation exhaustive: un arc non détecté dans la phase d'initialisation ne pourra pas faire partie du réseau.

Stoica et al. [134], Lacoste et al. [135] considèrent le réseau routier comme un ensemble de segments connectés. Ils le modélisent par un processus objet où des segments sont aléatoirement jetés, puis déplacés dans l'image jusqu'à ce qu'ils délimitent le réseau. Les segments sont caractérisés par leur centre, leur orientation, leur largeur et leur longueur. Une énergie est définie sur les segments, puis minimisée par un recuit simulé. Elle est définie comme une somme de potentiels d'interaction qui vont pénaliser les segments isolés ou une trop grande courbure entre deux segments; un segment homogène et contrasté par rapport à son environnement sera favorisé. Cette méthode donne de bons résultats dans différents types d'images moyenne et haute résolution : aérienne, satellitaire et radar.

Tupin et al. génèrent, dans un premier temps, un ensemble de segments candidats à partir des résultats de deux détecteurs de lignes différents [136]. Un graphe est construit sur les segments trouvés et les segments reliant deux segments trouvés avec de bonnes propriétés: chaque sommet est un segment, et deux sommets sont reliés par un arc si les segments ont une extrémité commune.

Une méthode rapide d'extraction composée de quatre étapes est proposée par Géraud [137]. La première étape consiste à appliquer une fermeture par l'aire au canal rouge d'une image Landsat; les minima dont l'aire est inférieure à un seuil donné sont supprimés. Une sur-segmentation de l'image est ensuite réalisée grâce à la transformée de "ligne de partage des eaux" et un graphe d'adjacence de courbes est construit à partir du résultat. Un champ de Markov est alors défini sur le graphe, favorisant les lignes de courbure faible et connectées à d'autres parties de la route.

#### 4.2.9 Les contours actifs

Les contours actifs ont été largement utilisés en traitement d'image et constituent une méthode simple et rapide pour l'extraction d'objets. Une énergie sur le contour dépendant de la géométrie de l'objet à détecter et de l'image est définie, puis minimisée,

généralement par une méthode de descente de gradient. Le contour d'énergie minimum est censé délimiter le ou les objets d'intérêt de l'image.

Péteri et Ranchin s'intéressent à l'extraction des routes en tant qu'éléments surfaciques et proposent une méthode d'extraction sur des images très haute résolution [138]. La route n'est pas extraite directement en tant que surface mais plutôt comme une paire de bords. À partir d'un graphe dont les sommets et les arcs représentent respectivement les carrefours et les polygones des routes, une extraction plus fine est réalisée. Dans un premier temps, les polygones sont dédoublés et placés de chaque côté de l'arc de départ. Elles sont optimisées conjointement en tant que deux contours actifs ouverts et à des résolutions de plus en plus fines. L'optimisation conjointe permet de garder un parallélisme local entre chaque bord de la route, et l'utilisation d'une approche multi-résolution permet de limiter les effets du bruit géométrique. Une fois les polygones optimisés, les carrefours sont extraits avec des contours actifs simples dont les extrémités sont fixées. Cette méthode permet une extraction très précise des deux bords de la route mais nécessite une très bonne initialisation du contour.

L'utilisation conjointe d'une stratégie multi-échelle est proposée par Laptev et al. [139]: une première détection de lignes est faite à une échelle grossière où les petites perturbations comme les voitures sur la route, les marques au sol, ou les occultations partielles disparaissent, puis le résultat est amélioré à une échelle plus fine. De plus, les intersections sont extraites à l'aide de contours actifs fermés optimisés séparément.

#### 4.2.10 Systèmes d'interprétation

Les systèmes d'interprétation fonctionnent sur le principe de pensée d'un photo-interprète; le réseau est reconstruit à travers l'interprétation de la scène donnée et c'est cette démarche qui est "imitée" pour obtenir un système performant d'extraction. Ruskoné propose un système d'extraction du réseau routier basé sur l'interprétation de la scène observée [140]. Dans une première phase, la détection de points d'amorce est réalisée grâce au calcul du gradient de l'image [45] et une segmentation par la transformée de ligne de partage des eaux. Un suivi de route fondé sur l'homogénéité est ensuite réalisé à partir des points d'amorce, puis un groupement perceptuel permet la reconstruction du réseau, notamment en établissant les connexions manquantes. La deuxième phase commence avec l'étape de "valuation" qui attribue des mesures aux différents segments composant le réseau détecté. Ces mesures sont ensuite utilisées pour classifier les segments selon plusieurs classes d'objets possibles: route, carrefour, ombre, champ, arbre.



L'étape de validation permet par la suite de vérifier la liste d'hypothèses de l'étape précédente.

#### 4.2.11 Conclusion

S'il est difficile de reconnaître parfaitement, par examen visuel, les routes à partir des images satellitaires, il est par conséquent plus difficile de construire un algorithme qui puisse l'effectuer. La revue bibliographique élaborée relève une certaine abondance des travaux d'extraction des réseaux routiers. Ces méthodes sont basées sur des outils génériques de traitement d'images ou des outils spécifiques. Toutefois, aucune de ces méthodes ne donne des résultats parfaits du fait de la complexité du sujet. Le problème reste toujours ouvert et de nouveaux efforts sont à déployer pour construire d'autres algorithmes d'extraction.

La littérature ne nous apporte pas d'informations sur l'extraction du réseau routier en milieu urbain algérien; les applications dans la littérature se rapportent à des villes ayant des structures urbaines espacées et un réseau routier quadrangulaire bien perceptible dans des images décamétriques. Nous avons envisagé la mise en évidence de l'ensemble des linéaments présents sur l'image à partir de critères tels que la forme, la structure et le voisinage. Nous exploitons l'ensemble de ces informations en utilisant les outils et les concepts de l'analyse quantitative d'image en particulier ceux de la Morphologie Mathématique [46]. Cette méthode n'est pas fondée sur les valeurs prises par un pixel donné de l'image. Elle prend en compte les notions de structures spatiales de l'image panchromatique: les objets sont considérés comme des ensembles de pixels et l'on peut ainsi étudier leur forme et les relations qui existent entre eux.

#### 4.3 Caractéristiques des éléments linéiques sur les images satellitaires

La procédure mise en œuvre nécessite une image panchromatique; le problème est de choisir parmi l'ensemble des images multispectrales l'image adéquate. En effet, la nature spectrale des données est importante lors de la détection des structures linéaires; par exemple, sur certaines bandes spectrales Aster (1 ou 2) ou Landsat (TM1, 2 ou 3) les routes apparaissent comme des lignes brillantes par rapport à leur environnement alors que dans d'autres bandes Landsat (TM4 ou 5), elles se présentent comme des lignes sombres. Il faut donc tenir compte de la bande spectrale dans laquelle l'image a été acquise pour avoir une idée de l'apparence d'une route par rapport à son environnement sur cette image. Les images satellitaires traitées dans cette thèse présentent une résolution spatiale supérieure ou

égale à 15m. Les routes visibles sur ce type d'images sont en particulier les routes départementales ou les autoroutes.

Dans cette section, nous allons analyser les profils des lignes afin de déterminer le canal adéquat, celui qui permettra de mieux mettre en évidence les structures linéaires. Pour des raisons de visibilité, nous considérerons uniquement les images Aster, SPOT et LANDSAT TM; la résolution des images LANDSAT MSS est trop grossière pour notre application.

#### 4.3.1 Cas de Blida

Afin de localiser les réseaux, nous avons utilisé l'image Aster sur laquelle sont représentés l'ensemble des routes considérées. La figure 4.2 illustre un extrait d'une scène Aster contenant plusieurs routes, sur lesquelles des études de profils transversaux et longitudinaux ont été établies. Nous avons considéré différents profils numérotés sur l'image sur les différents canaux de la scène Aster. Les deux premiers correspondent à une route qui a un profil de type "toit" tandis que le troisième et quatrième concernent une route de type "vallée". Les deux derniers correspondent aux profils transversal et longitudinal sur une autoroute.



*(1) l'autoroute Est-Ouest assure le transit et l'échange avec les communes et les wilayas limitrophes,*

*(2) route nationale RN 1 relie la capitale avec le sud du pays; en traversant le territoire du grand Blida, elle passe par le centre ville et relie tous les axes structurants de la zone urbaine dont le boulevard Larbi Tebessi,*

*(3) route nationale RN 29 assure l'échange entre le piémont est (côte ville nouvelle de Bouinan) et le grand Blida en passant par Soumaa,*

*(4) chemin wilaya 143 constitue un évitement principal qui contourne la ville de Blida sur le côté inférieur en faisant la jonction entre l'est et l'ouest des territoires.*

Figure 4.2: Extrait de différentes routes -Image Aster de Blida

## 1. Image Aster

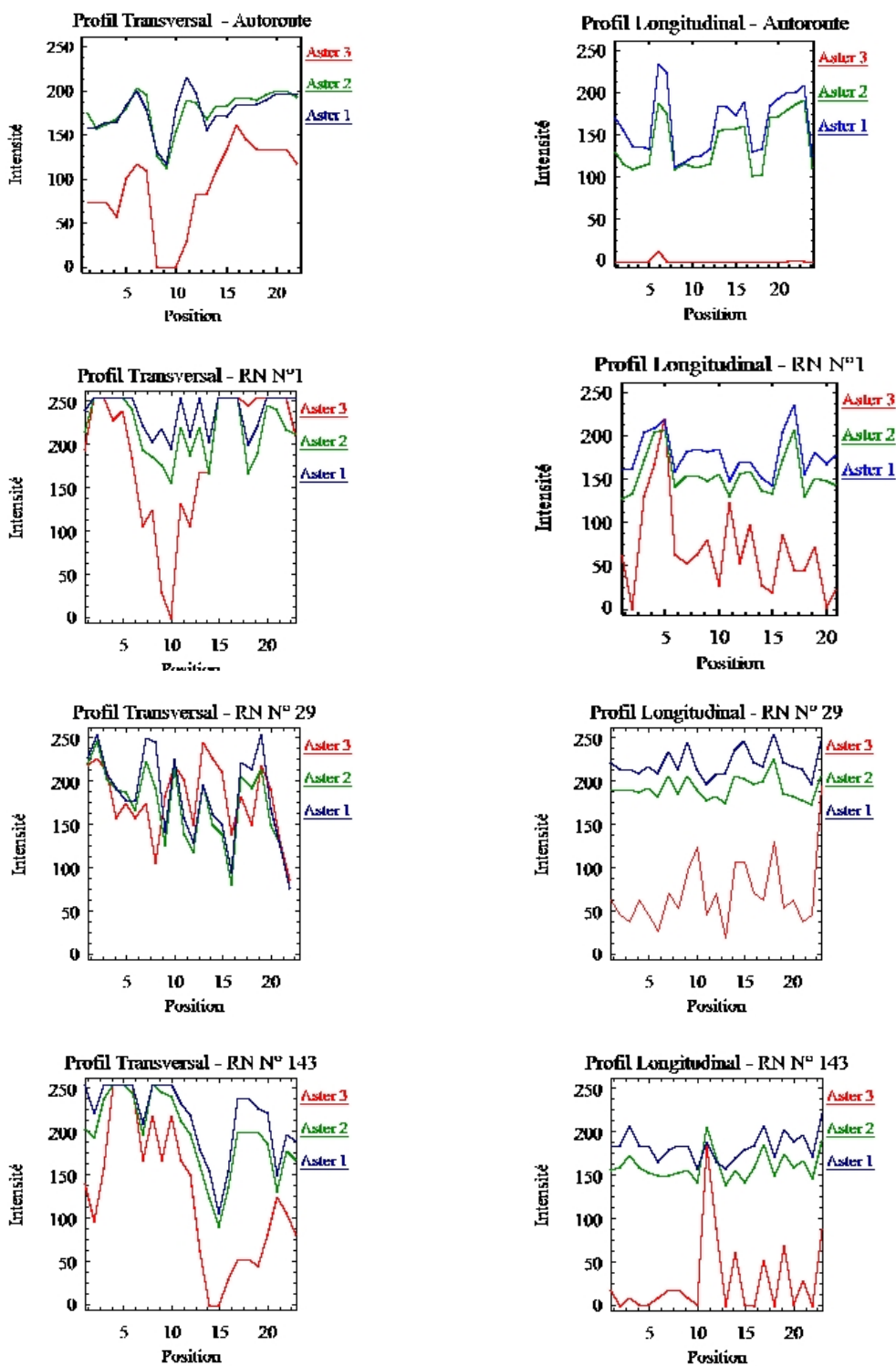


Figure 4.3.a : Profils des différents types de routes -Image Aster.

L'autoroute a un profil de type vallée sur tous les canaux; comme nous pouvons le voir, elle présente une radiométrie très hétérogène due à l'état de la route; les valeurs varient environ entre 100 et 240 (cf. figures 4.3.a et 4.3.b). Le canal Aster 3 présente une vallée

plus prononcée que les autres, il sera choisi dans le processus de recherche des structures linéaires.

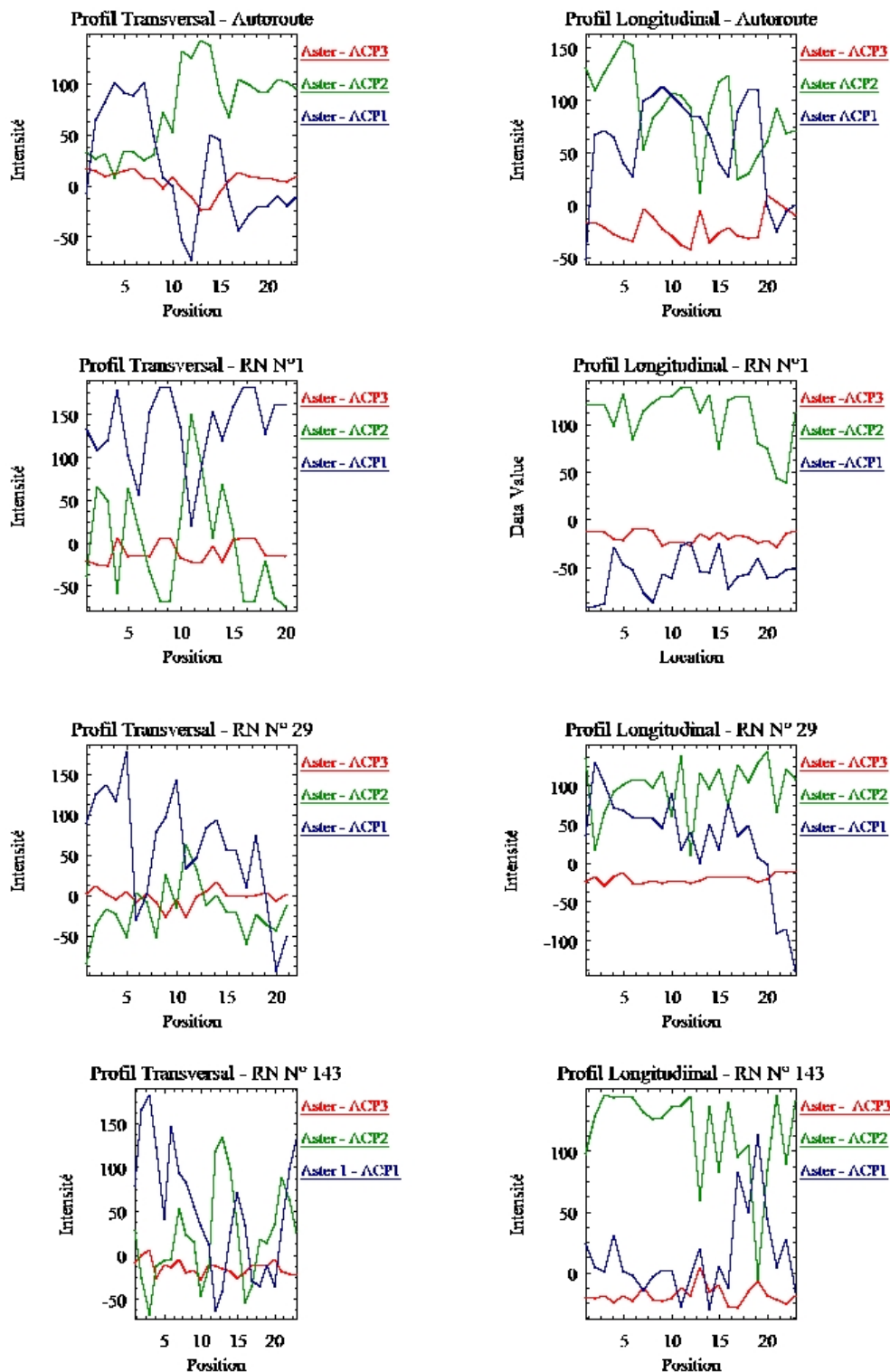


Figure 4.3.b : Profils des différents types de routes (Néo-canaux Aster).

La route nationale RN N°1 est mieux caractérisée par le canal Aster 3 ou la bande ACP2 qui présentent une vallée très prononcée par rapport aux autres canaux. Le profil longitudinal présente aussi des valeurs radiométriques très hétérogènes dues à l'aspect variable du tronçon considéré (cf. figures 4.3.a et 4.3.b).

La route nationale N° 29 présente des valeurs radiométriques comprises entre 240 et 250 sur les deux premiers canaux. Pour ce type de routes, le canal Aster 3 est le plus adéquat (cf. figures 4.3.a et 4.3.b). Il y a un bon contraste entre la radiométrie de la route et celle de l'environnement.

La radiométrie longitudinale est très hétérogène sur le canal Aster3 et les bandes issues de l'analyse en composantes principales. Le profil transversal présente une vallée très prononcée sur le canal Aster 3 qui est adéquat pour ce type de routes (cf. figures 4.3.a et 4.3.b).

## ***2. Image Landsat TM***

La radiométrie longitudinale de l'autoroute n'est pas homogène sur tous les canaux Landsat TM. L'analyse du profil transversal montre que la bande ACP2 est adéquate pour ce type de route (cf. figures 4.4.a et 4.4.b).

Sur les images Landsat TM, la route nationale N° 1 est mieux discriminée à partir du canal 3 qui présente une vallée plus prononcée (cf. figures 4.4.a et 4.4.b). La radiométrie longitudinale n'est pas suffisamment homogène sur ce type de route.

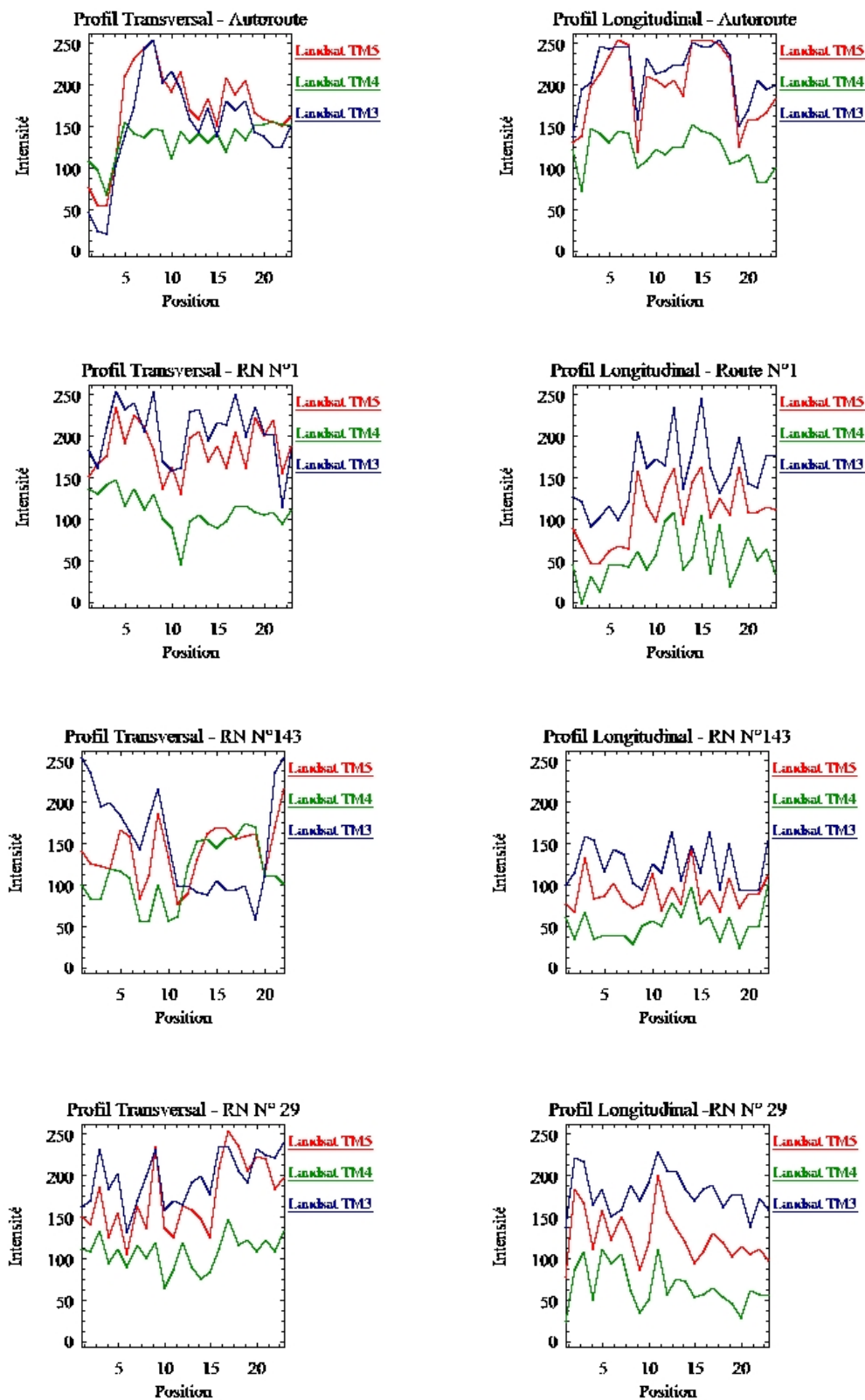


Figure 4.4.a : Profils des différents types de routes Image (Landsat)

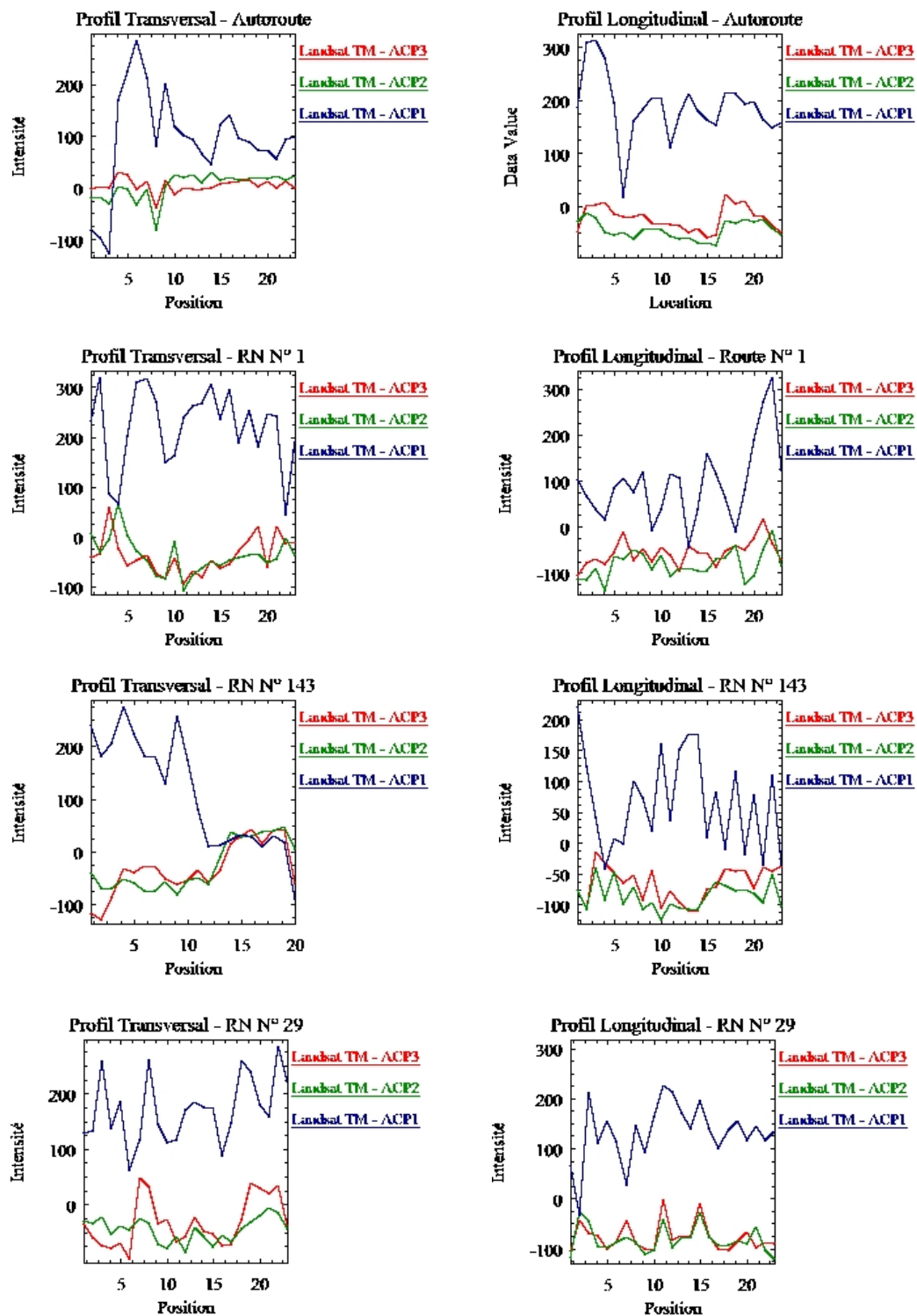


Figure 4.4.b : Profils des différents types de routes (néo-canaux Landsat)

La route nationale N° 143 présente un profil de type vallée qui est bien évident sur le canal TM3. Il y a un bon contraste entre la radiométrie de la route (variant entre 50 et 150) et celle de l'environnement (supérieure à 160) (cf. figures 4.4.a et 4.4.b)



La radiométrie longitudinale de la route N°29 est homogène sur l'ensemble des canaux. L'analyse du profil transversal montre que le canal TM2 qui présente un profil de type vallée est adéquat pour extraire ce type de routes (cf. figures 4.4.a et 4.4.b).

Ce profil n'est pas assez visible sur l'ensemble des canaux, la radiométrie transversale étant relativement homogène sur ces canaux. En effet, les petites routes sont rarement visibles sur les images des canaux Aster, à cause de la résolution (15m par pixel).

Pour conclure, les structures linéaires (routes, autoroutes, ..) ont, soit un profil de type “toit” ou de type “vallée”. Le canal panchromatique sera le plus apte à nous permettre de les extraire.

#### 4.3.2 Cas de Laghouat

La figure 4.5 illustre un extrait d'une scène satellitaire contenant plusieurs routes, sur lesquelles des études de profils transversaux et longitudinaux ont été établies. Nous allons étudier ces profils issus des différents canaux à partir d'images Aster, SPOT et Landsat. Afin de mieux caractériser le comportement spectral des structures linéaires, les profils seront aussi analysés sur les néo-canaux issus de l'analyse en composantes principales. Les différentes figures représentant ces profils sont représentées ci-dessous, accompagnées des observations et commentaires.



Figure 4.5: Extrait de différentes routes -Image Aster de Laghouat  
(1) route nationale RN N°1 (2) route d'Elkheneg (3) route d'Elassifia



## 1. Image Aster

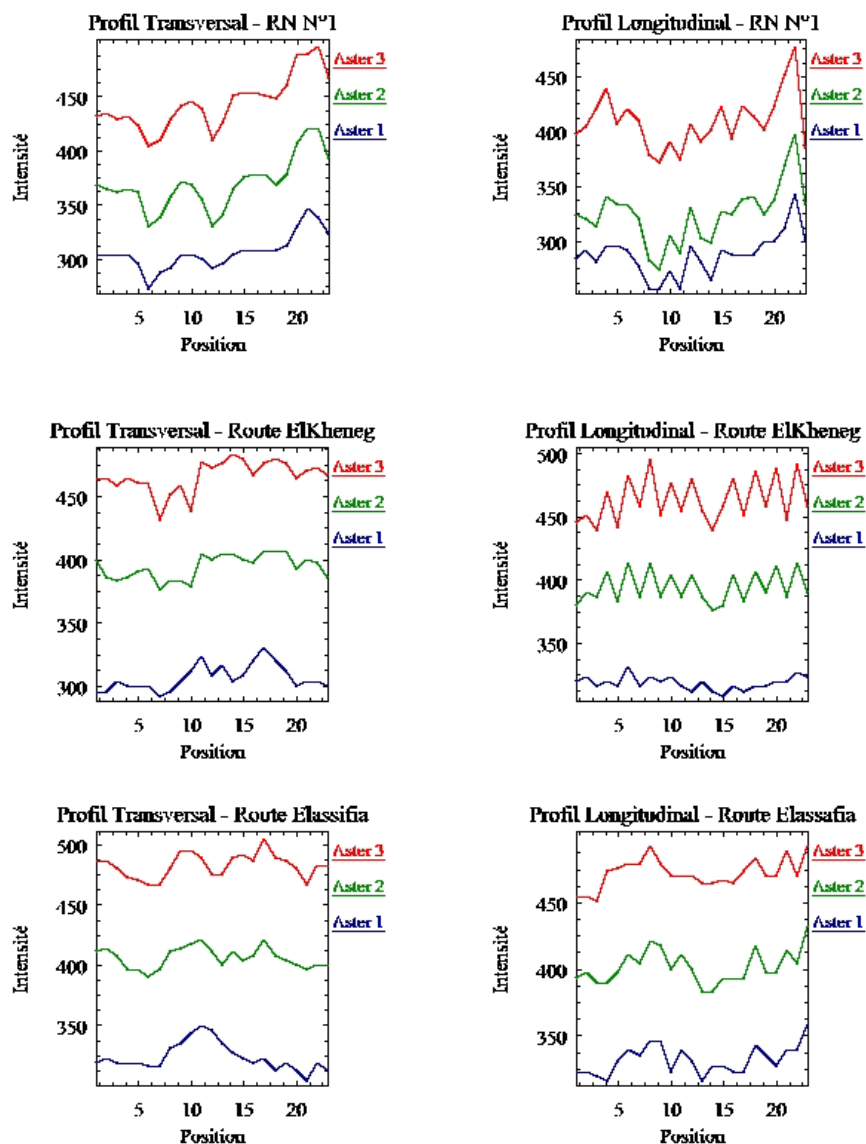


Figure 4.6.a : Profils des différents types de routes (image Aster).

L'autoroute RN N°1 a un profil transversal de type “vallée” sur l'ensemble des canaux Aster, mais beaucoup plus marqué sur le canal Aster 3 et ACP1 (figures 4.6.a et 4.6.b). Sur les autres néo-canaux, la radiométrie est homogène.

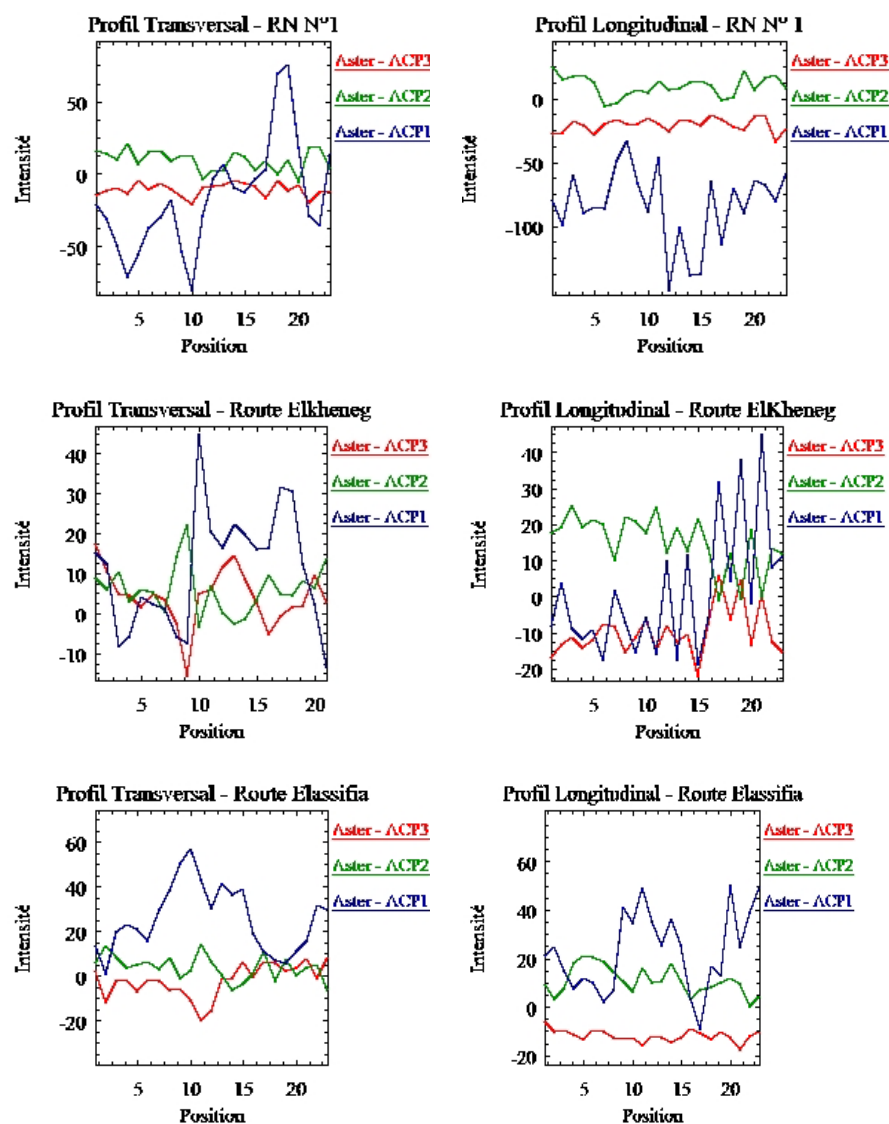


Figure 4.6.b : Profils des différents types de routes (néo-canaux Aster).

Observons maintenant, les profils de la route d'Elkheneq; la radiométrie est homogène sur ce type de route sur l'ensemble des canaux aster; il n'y a pas un bon contraste avec l'environnement. La radiométrie varie environ entre les valeurs 440 et 490 (Aster 3) alors que l'environnement a des valeurs inférieures à 500. Cette constatation est également faite pour la route d'Ellassfia. Le profil longitudinal du canal Aster –ACP3 présente une très forte hétérogénéité. Une meilleure discrimination est obtenue sur Aster 3 ou le néo-canal Aster ACP2 ou ACP3 (cf. figures 4.6.a et 4.6.b)

## 2. Image Spot XS

Le profil de l'autoroute RN N°1 est aussi de type vallée; sur les images Spot XS, les profils transversaux de la route RN N°1 présente une grande hétérogénéité sur l'ensemble des canaux. Les valeurs radiométriques du profil longitudinal sont plus homogènes sur les bandes Spot –ACP2 et 3. La meilleure discrimination est donnée par le canal Spot XS3 ou la bande ACP 2 ou 3 (cf. figures 4.7.a et 4.7.b).

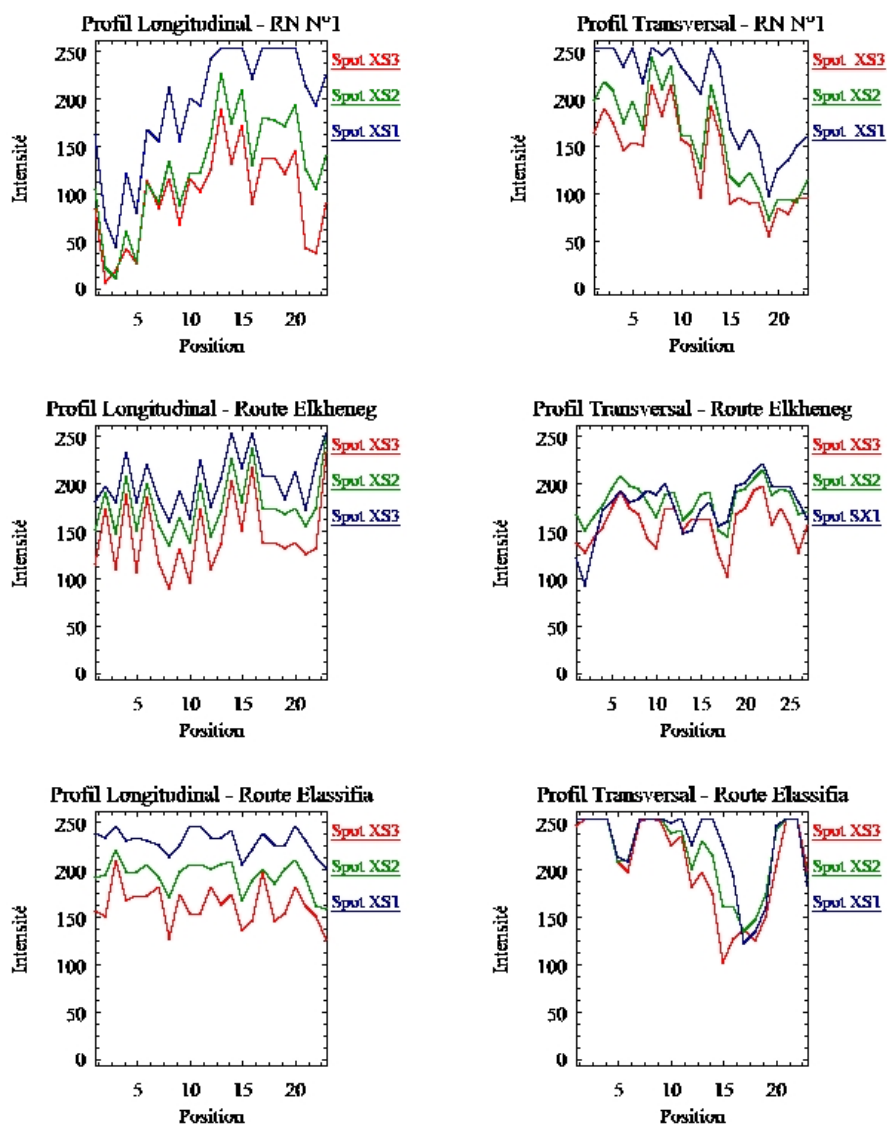


Figure 4.7.a : Profils des différents types de routes (image Spot).

Le profil longitudinal de la route d'Elkheneg est hétérogène sur les canaux Spot XS; le profil transversal est de type vallée très prononcé sur le canal Spot XS3 ou la bande ACP2 (cf. figures 4.7.a et 4.7.b).

Le profil longitudinal de la route d'Elassifia est homogène sur l'ensemble des canaux Spot XS; la radiométrie est aussi homogène sur les néo-canaux sauf pour la bande ACP1. Le profil transversal de type vallée est plus accentué dans le canal Spot XS3 (cf. figures 4.7.a et 4.7.b).

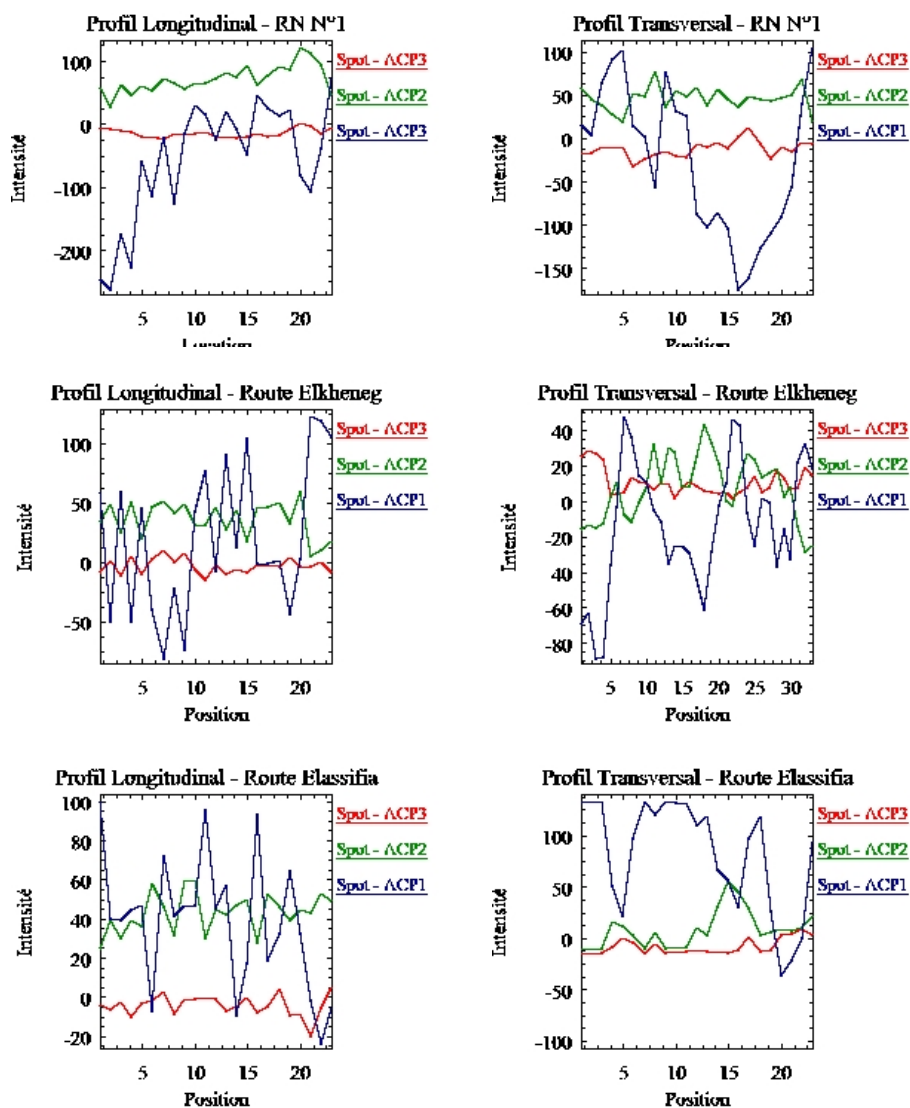


Figure 4.7.b : Profils des différents types de routes (néo-canaux Spot)

### 3. Image Landsat TM

Le profil longitudinal de la route RN N° 1 est radiométriquement homogène sur l'ensemble des canaux considérés sauf sur la bande Landsat ACP1. Les néo-canaux ACP2 et ACP3 ainsi que la canal Landsat TM5 présentent le meilleur pouvoir de discrimination (cf. figures 4.8.a et 4.8.b).

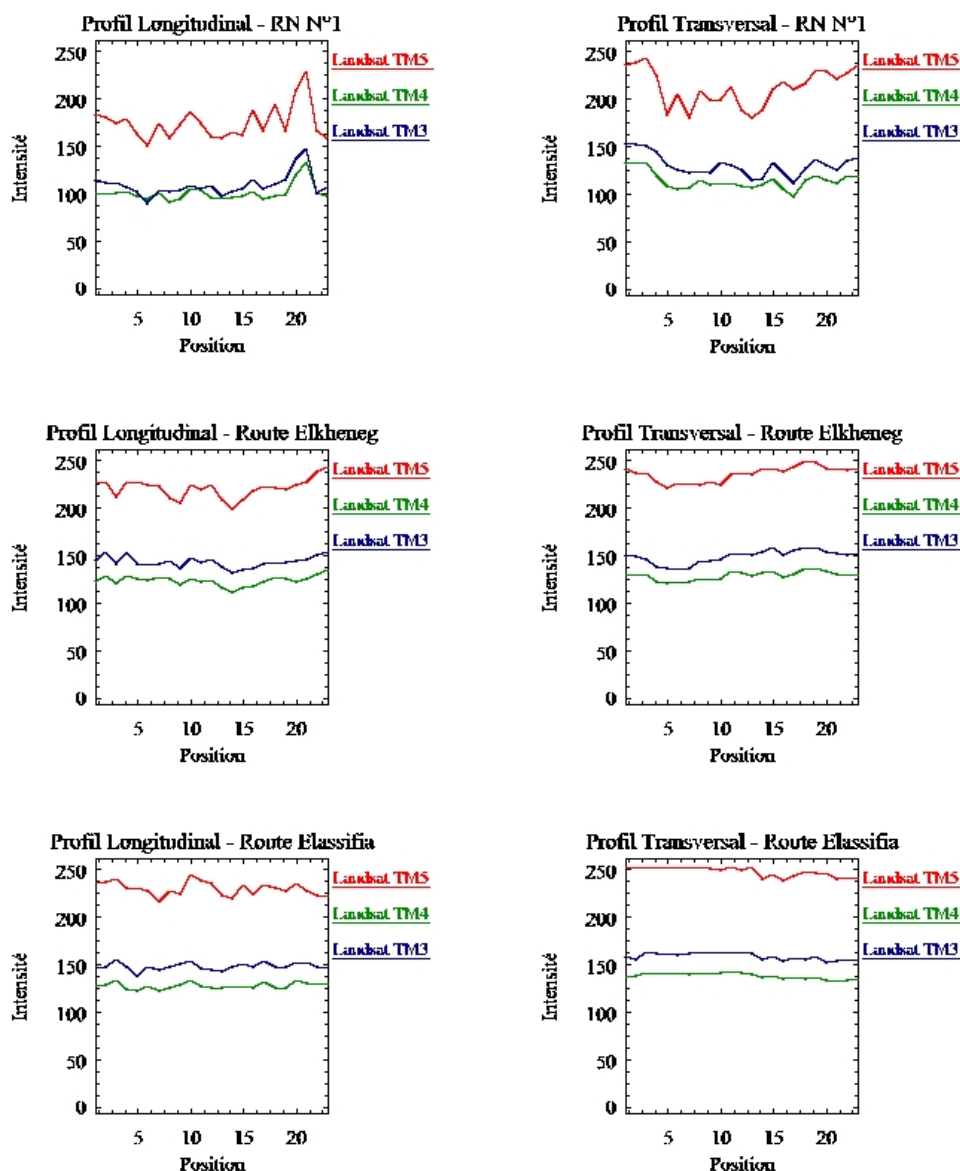


Figure 4.8.a : Profils des différents types de routes (image Landsat)

La route nationale d'Elkheneq (ainsi que celle d'Ellassifia) présente un profil longitudinal homogène sur les canaux Landsat TM. De même, la discrimination n'est pas facile dans ces canaux; ceci est dû à la réponse de l'environnement, proche, de celle de la route. La meilleure discrimination est offerte par le néo-canal ACP2 qui présente un profil de type vallée (cf. figures 4.8.a et 4.8.b).

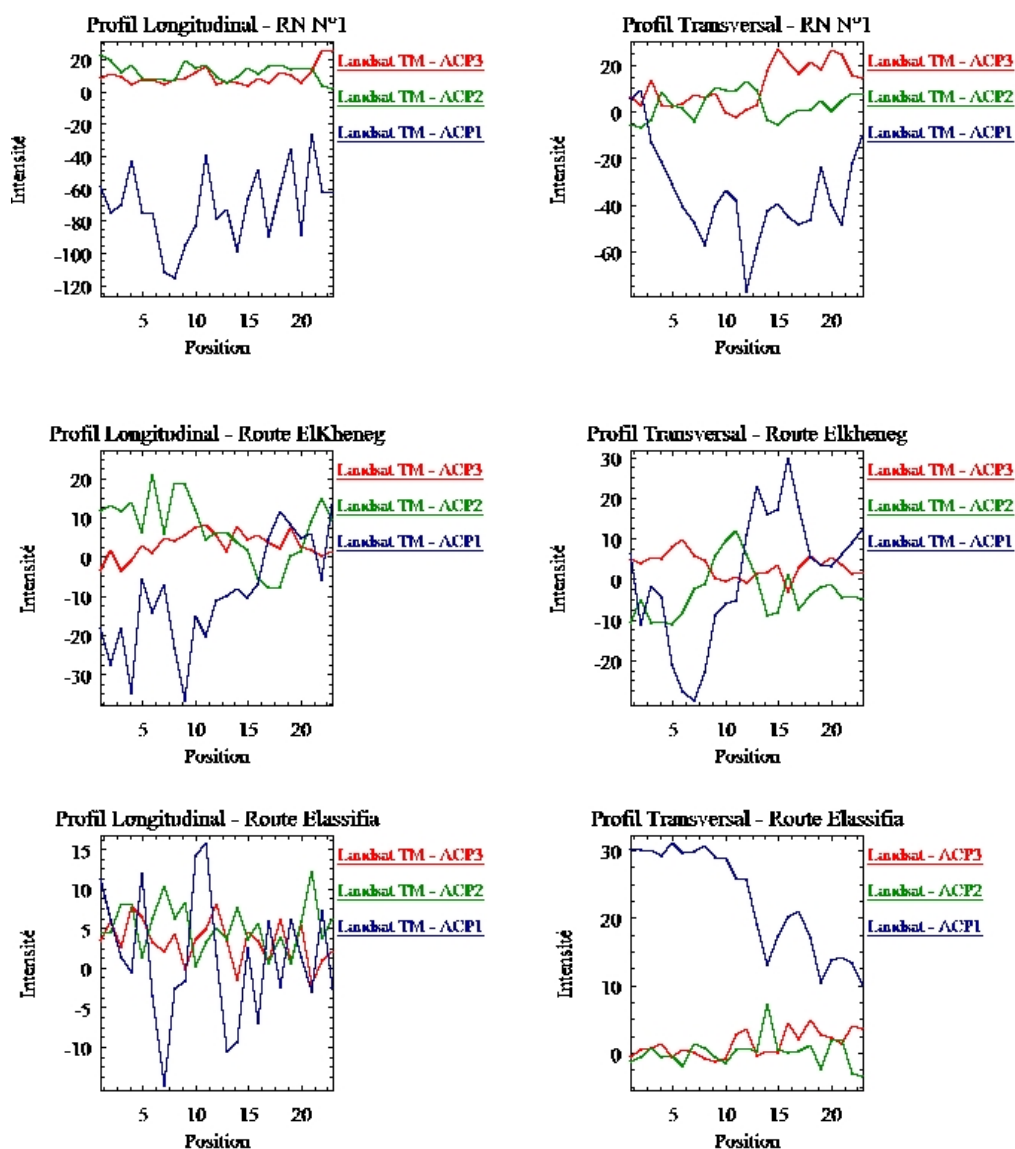


Figure 4.8.b: Profils des différents types de routes (néo-canaux Landsat)

#### 4.3.3 Conclusion

Dans l'ensemble, le canal Aster3 est celui qui permettra le plus facilement d'extraire les éléments linéiques, qui sont dans tous les cas des éléments avec une homogénéité de radiométrie et un profil de type "toit" ou de type "vallée". Pour les autoroutes ou les voies ferrées, le canal SPOT XS3 pourra aussi être utilisé. Les canaux SPOT (XS1 et XS2) ainsi que LANDSAT TM n'apportent pas beaucoup d'intérêt pour ce travail. Les petites rues ne peuvent pas être extraites avec de telles images; la résolution n'est pas suffisamment élevée pour qu'elles apparaissent comme des éléments linéiques. Les autoroutes ou voies rapides étant celles qui le plus souvent ont des radiométries différentes, en partie à cause de

leur plus grande largeur, permettant donc aux capteurs de mieux saisir la radiométrie de l'asphalte.

Il sera aussi également difficile de différencier les routes; la largeur du profil des autoroutes ou voies rapides est également comprise entre deux et quatre pixels généralement. En ce qui concerne les autres routes, il s'agit d'une épaisseur d'un ou deux pixels, tout comme les boulevards ou avenues en ville. La largeur des voies ferrées est aussi comprise entre un et deux pixels. Il sera donc également difficile de les dissocier des routes sur ce critère.

#### 4.4 Mise en évidence du réseau des voies de communication

Nous venons de voir que la résolution faible, des images issues du capteur Landsat, n'est pas adéquate pour l'extraction des structures linéaires. Pour les autoroutes ou voies principales, les canaux XS3 ou Aster 3 ainsi que les bandes ACP2 correspondantes pourront être utilisés pour la mise en évidence de telles structures. Les canaux (XS1 et XS2) ou (Aster 1 et 2) n'apportent pas beaucoup d'intérêt pour ce travail. Par ailleurs, Les petites rues ne peuvent pas être extraites avec les images SPOT ou Aster, car la résolution n'est pas suffisamment élevée pour qu'elles apparaissent comme des éléments linéiques. La largeur du profil des autoroutes ou voies rapides est comprise entre deux et trois pixels généralement. En ce qui concerne les autres routes, il s'agit d'une épaisseur d'un ou deux pixels, tout comme les boulevards ou avenues en ville. Dans la suite du travail, nous utiliserons uniquement les images de résolution minimale 20m pour l'extraction des structures linéaires, correspondant aux images issues des capteurs Aster et Spot.

Il existe différentes étapes successives à un problème d'extraction du réseau routier à partir d'images haute et moyenne résolution [141]:

- **Étape 1 - Détection** : l'objectif est de localiser des zones dans l'image, susceptibles d'appartenir à des routes. Le résultat est généralement fourni sous forme d'un ensemble de segments non connectés.
- **Étape 2 - Extraction** : elle consiste à extraire un tracé continu du réseau routier. On cherche ici à identifier l'axe principal de chaque route de la scène. Cette phase peut être utilisée à la suite de la phase de détection, auquel cas on parle d'extraction automatique, ou peut être amorcée par l'apport d'informations extrinsèques (opérateur, carte routière, etc.) auxquels cas on parle d'extraction semi-automatique (ou assistée).
- **Étape 3 - Suivi** : l'objectif ici est la finalisation des résultats en extrayant le contour exact des routes et des intersections.

- **Étape 4 - Validation** : on parle de *validation* lorsque le résultat de la méthode d'extraction fait intervenir une référence extérieure (e.g. carte).

Notre objectif n'est pas de développer une nouvelle méthode de détection de contours mais plutôt, de voir l'effet de la résolution spatiale sur le résultat en milieu urbain algérien. A cet effet, nous nous sommes inspirés des travaux présentés ci-dessus pour proposer une approche structurée en trois phases (cf. figure 4.9) : détection de bas niveau, chaînage et prolongement.

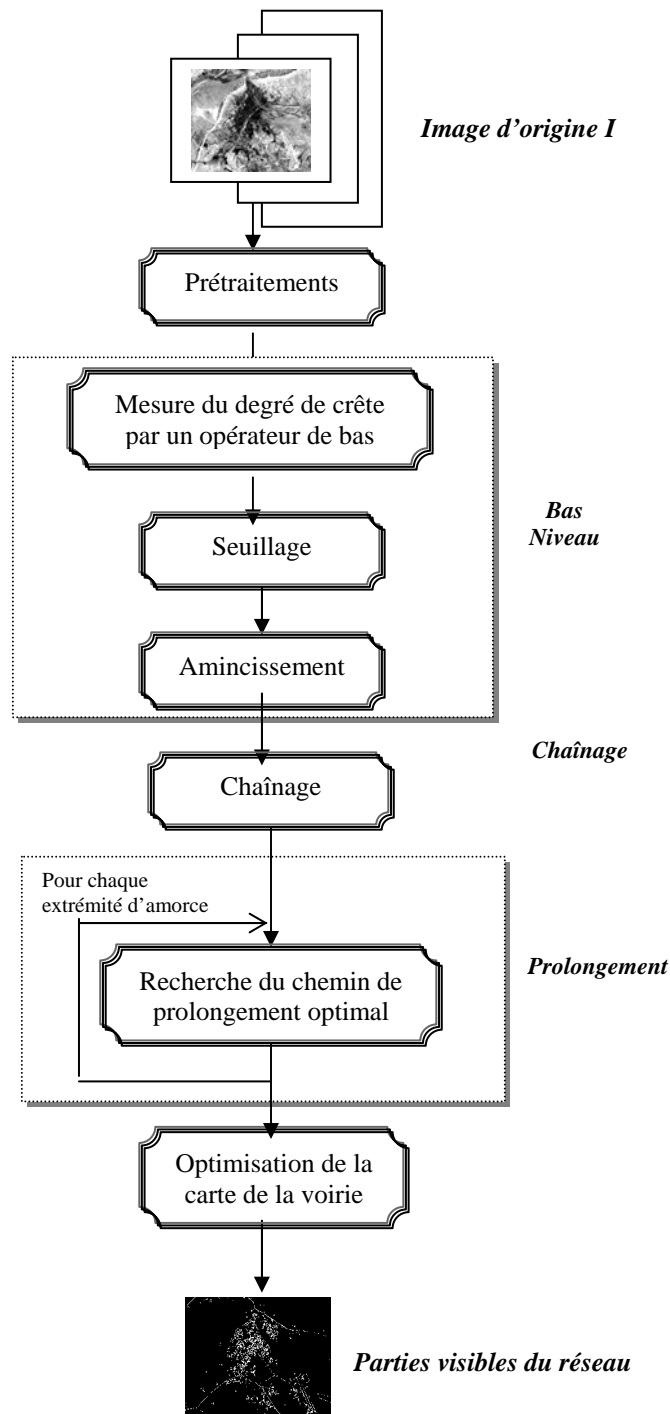


Figure 4.9 : Méthode d'extraction des structures linéaires.



#### 4.4.1 Détection de bas niveau

La première étape consiste à extraire "grossièrement" le maximum d'informations de l'image brute par une série de traitement de bas niveau; cette étape conduit à une première esquisse du réseau, assez bruitée (cf. figure 4.10).

Pour la détection de bas niveau des réseaux, nous avons opté pour les détecteurs de contours et de lignes de crêtes. Parmi les opérateurs testés, nous pouvons citer les détecteurs de contours tels que Prewitt, Sobel, Deriche, Canny, ...etc. L'approche de Canny ou de Deriche consiste à chercher le détecteur optimal pour un type de contour donné; cette approche est détaillée dans [44][45]. Le chapeau haut de forme [105] correspond à la famille des détecteurs de points et de lignes de crêtes (cf. annexe A3.1).

Pour illustrer la méthode d'extraction des réseaux, nous avons tout d'abord, choisi d'utiliser, la troisième bande spectrale XS3 ou ACP2 de l'image SPOT multispectrale. Cette image est adaptée à ce traitement car elle contient des réseaux dont certains sont nettement visibles à l'œil.

Un exemple d'application des détecteurs de contours est donné sur les figures 4.10; l'image obtenue avec le détecteur de Sobel suivi d'un seuillage est très bruitée. Un seuil trop élevé élimine une partie de ce bruit mais introduit des manques importants dans le réseau. Les autres opérateurs tels que Prewitt, ... etc. n'apportent pas une amélioration sensible.

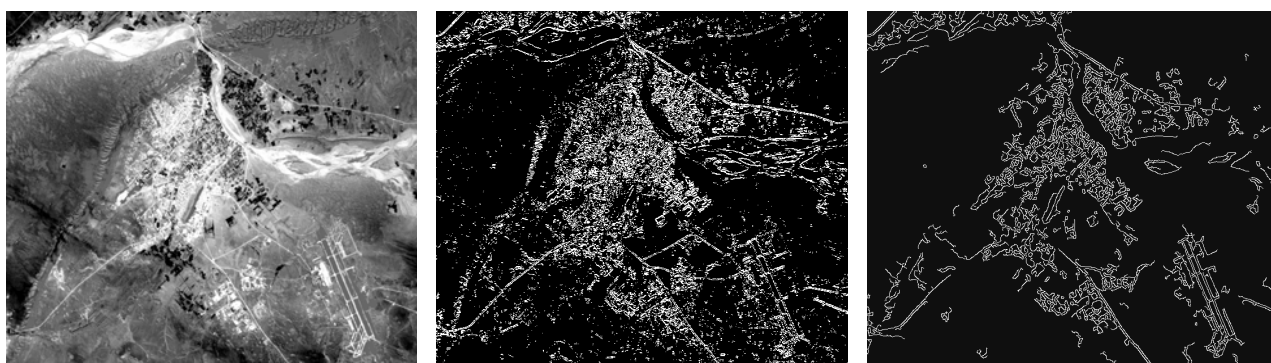


Image d'origine

Opérateur de Sobel  
(seuil = 36)

Opérateur de Deriche (seuillage  
par hystérésis (20,90))

Figure 4.10 : Extraction grossière du réseau par filtrage (*Image Spot de Laghouat*)

L'application d'un opérateur optimal (Deriche ou Canny) assure une détection nettement meilleure (cf. figure 4.10). Cette amélioration est due surtout à l'étape de suppression des points non maxima locaux suivie du seuillage par hystérésis [44]. On obtient des lignes

fines formées de deux contours parallèles représentant le réseau mais aussi tous les contours marquant la bordure de la région montagneuse ou des zones de végétation. En effet, ce surplus d'information est plus important pour une zone de parcellaire, toutes les frontières des champs seront aussi détectées avec les routes. Les meilleurs résultats sont obtenus pour un seuil haut élevé et une bande d'hystérésis (seuil haut – seuil bas) très large.

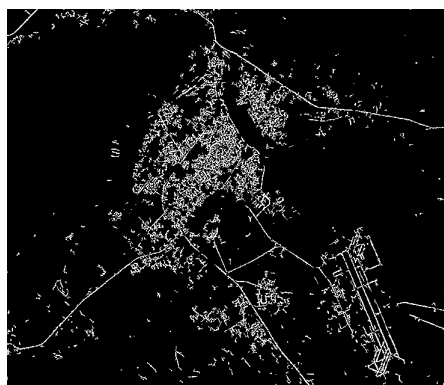
L'inconvénient majeur de tout détecteur de contours est qu'il traduit les lignes par une paire de contours antiparallèles, ceci est dû au fait que ce sont des détecteurs de contours de type marche. Afin de lever cet inconvénient nous nous sommes donc intéressés aux détecteurs de lignes de crêtes, dont la transformation du *chapeau haut de forme* qui permet d'éliminer les contours de type marche et d'éliminer les fines structures de l'image (cf. figure 4.11).



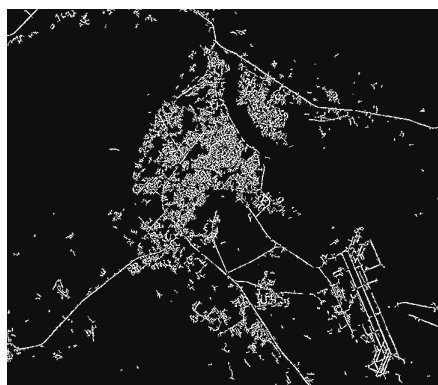
Image d'origine Spot - ACP2



Chapeau haut de forme



Seuillage par hystérésis (22-65)



Seuillage par hystérésis (17-77)

Figure 4.11 : Détection du réseau par transformation du chapeau haut de forme sur la zone de Laghouat

Les images des figures (4.11 et 4.12) montrent les résultats obtenus par une transformation du chapeau haut de forme suivie d'un simple seuillage. Le réseau obtenu sur les deux

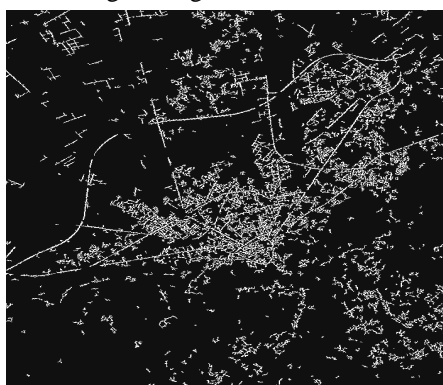
zones est assez complet et a l'avantage d'être directement traduit par une ligne de pixels. Le choix du seuil nous permet de jouer sur le compromis entre un bruit important et un réseau plus fragmenté. Ce compromis sera encore accentué dans l'étape de chaînage décrite par la suite. Sur la zone de Laghouat, par exemple, il est impossible d'éliminer les lignages de la zone montagneuse sans introduire des cassures dans le réseau.



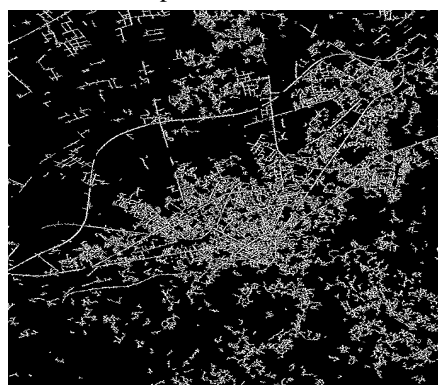
Image d'origine Aster - ACP2



Chapeau haut de forme



Seuillage par hystérisis (26-96)



Seuillage par hystérisis (19-94)

Figure 4.12 : détection du réseau par transformation du chapeau haut de forme sur la zone de Blida

L'opération d'amincissement constitue la phase finale de l'étape de bas niveau. Elle consiste à réduire les contours de façon à ce que chaque ligne de contour fasse un pixel d'épaisseur [41]. La détection de bas niveau conduit à une première esquisse du réseau. La localisation est assez bonne, mais incomplète et très bruitée. Le bruit pourra être atténué, par l'utilisation de seuils plus adéquats, mais ne sera pas éliminé de manière satisfaisante. Par ailleurs, cette atténuation du bruit se fera au prix de manques plus importants dans la détection des éléments linéaires. Il apparaît indispensable, d'une part d'éliminer ce bruit par un chaînage de pixels, puis de connecter les fragments fiables du réseau dans une étape ultérieure. Par ailleurs, une "fausse" impression de continuité du réseau détecté est donnée par la présence de certains pixels isolés, mais qui alignés avec le reste, forment des

fragments "en pointillé". Ils ne constituent cependant pas une information fiable et seront éliminés avec le bruit (cf. figure 4.12).

#### 4.4.2 Chaînage des éléments linéaires

Un algorithme de chaînage permet ensuite de valider cette détection en élargissant les primitives strictement locales à des objets plus cohérents et structurés. Ces primitives, des chaînes de pixels, visualisent un réseau fiable mais incomplet. L'élimination des alignements de pixels de longueur insuffisante permet d'enrayer le bruit formé d'un voile de pixels isolés. Ces chaînes de pixels constituent les amorces des éléments linéaires qu'on essaie ensuite de prolonger pour connecter le réseau. L'algorithme de chaînage utilise un étiquetage en composantes connexes. La notion de voisinage permet de définir la 8-connexité, c'est-à-dire il existe un chemin 8-connexe entre tout couple de pixels de la composante [37].

L'étiquetage en composantes connexes d'une image attribue à tous les pixels d'une composante connexe une même étiquette (valeur entière). Chaque composante connexe est alors identifiée par son étiquette. L'algorithme d'étiquetage en composantes connexes détecte les adjacences entre pixels et définit l'étiquette du point courant en fonction de celles des points voisins. La méthode repose sur un balayage séquentiel de l'image. On considère pour chaque point P ses voisins déjà traités: quatre points pour la 8-connexité. Ces points sont les "prédécesseurs" de P lors d'un balayage ligne par ligne de l'image.

#### 4.4.3 Suivi de contours et prolongement

Disposant d'amorces fiables, l'objectif de l'étape suivante est de compléter le plus possible le réseau en utilisant simultanément les chaînes de pixels déjà extraites et l'image de départ. La connaissance des caractéristiques géométriques des amorces détectées permet de prévoir où et comment chercher l'information manquante dans l'image initiale, ce qui accroît considérablement la qualité de la détection.

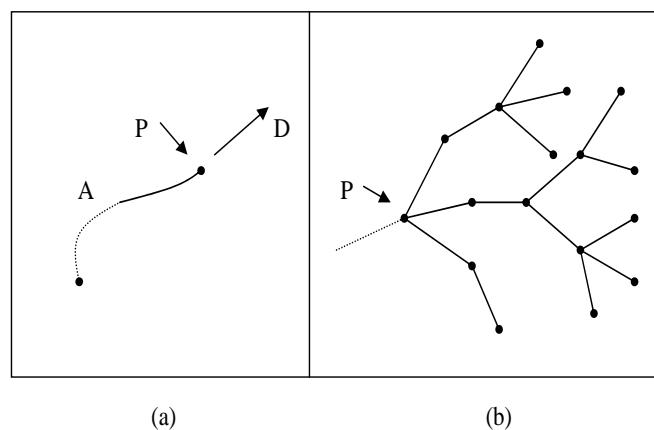


Figure 4.13 : Principe de prolongement d'une amorce  
 (a) Les données : A = Amorce, P = Extrémité, D = Direction.  
 (b) Schéma de suivi.

Le principe du prolongement consiste à déterminer pour une amorce  $A$ , dont l'extrémité est  $P$ , et la direction  $D$  le chemin optimal pour la prolonger (cf. figure 4.13). En fait, partant de l'extrémité d'une amorce, plusieurs chemins correspondant à des prolongements possibles sont examinés en parallèle sur l'image d'origine (cf. figure 4.13.b). Nous nous sommes inspirés des travaux de Martelli [111] et Fischler [142] qui traduisent le problème par l'optimisation d'une "figure de mérite" qui passe par le calcul et la mémorisation des étapes intermédiaires. Ce problème est résolu comme la traversée d'un graphe; cette traversée se traduit par une approximation par défaut du coût du meilleur chemin entre un sommet initial et un sommet terminal. Elle peut être accélérée lorsqu'on dispose d'information sur le problème (information heuristique) permettant d'éliminer à l'avance certains chemins. Nous procédons ainsi par étapes successives; à chaque étape on a un certain nombre de chemins en exploration dont on connaît les prolongements possibles. Un coût est associé à chacun de ces chemins; l'amorce est prolongée par le premier point du chemin ayant le meilleur coût. Le critère d'arrêt correspond à l'ajout d'un nombre déterminé de pixels à l'amorce, ou bien à la rencontre d'un fragment déjà détecté.

Dans notre cas, ce genre d'évaluation est difficile à trouver, car nous connaissons les points de départ (extrémités des amorces) mais n'avons aucune information sur la localisation du point d'arrivée. Le premier but de l'algorithme est bien sûr de connecter des amorces d'un même réseau, qui peuvent être ou non très proches mais l'algorithme doit aussi détecter un chemin à partir d'une amorce isolée. Dans ce dernier cas nous ne disposons pas d'information sur le point qu'on cherche à atteindre (cf. figure 4.14).

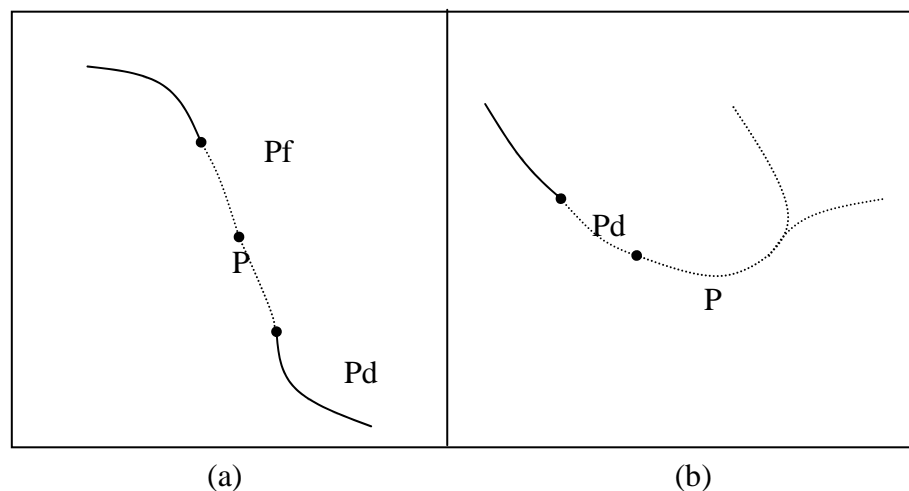


Figure 4.14 : Les deux buts de l'algorithme de prolongement.

*Pd* : pixel de départ, *P* : pixel courant, *Pf* : pixel final

(a) Connexion de deux amorces (b) Prolongement d'une amorce unique.

#### 4.4.3.1 Identification des extrémités

Comme les contours sont fins, il est possible d'identifier une extrémité par l'étude du voisinage 3x3 de chaque point de contour dont les huit voisins  $x_i$  sont désignés suivant les directions de Freeman (cf. figure 4.15). Le code de Freeman associé à chaque déplacement élémentaire un code entier  $\alpha$  dans l'intervalle [1,7] suivant la convention donnée en figure 4.15 [37].

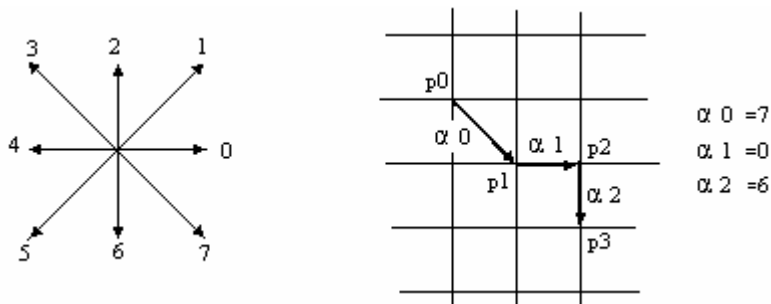


Figure 4.15 : Directions de Freeman et déplacement sur une ligne de pixels.

Ainsi, toute information contenue dans une image et qui peut être parcourue de manière linéaire se code par la succession des directions de Freeman. Si le pixel voisin  $x_i$  est un point de contour,  $x_i$  vaut 1, il vaut 0 sinon. Le code de voisinage  $V$  est calculé par :

$$V = \sum_{i=0}^7 x_i 2^i$$

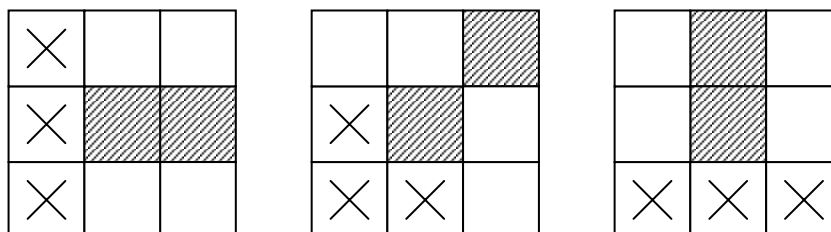


Figure 4.16 : Exemples de configurations extrémités.

*Les pixels hachurés représentent les contours, les pixels contenant des croix désignent les candidats à la fermeture.*

On construit alors une table  $T$  de 256 éléments "Look Up Table" dont la fonction d'adressage est le code  $V$  du voisinage. Si le pixel examiné  $s$  est une extrémité, l'élément  $T[V]$  adressé par le code  $V$  du voisinage contiendra un 1 et les coordonnées relatives à  $s$  des 3 pixels candidats à la fermeture (cf. figure 4.12).

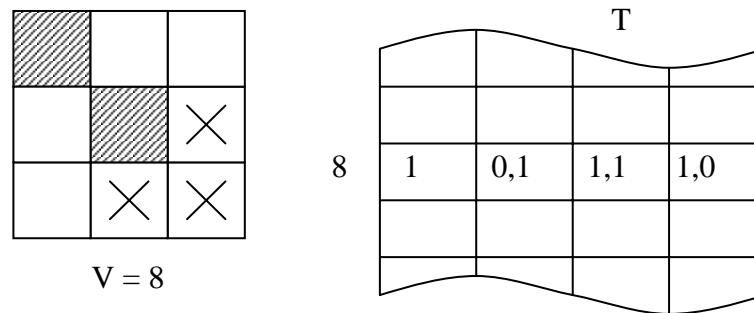


Figure 4.17 : Codage d'une extrémité et table d'examen T contenant les coordonnées relatives des candidats à la fermeture.

#### 4.4.3.2 Stratégie de suivi ou prolongement

A chaque étape les prolongements possibles de chacun des chemins sont choisis dans un cône, de pixels admissibles, caractérisé par la direction de l'extrémité considérée. Ce cône définit le voisinage dans lequel sera prolongé la piste à l'étape courante. De manière simplifiée, l'algorithme de prolongement va parcourir l'image des contours ligne par ligne du haut vers le bas. Quand une extrémité est rencontrée, la procédure de recherche du meilleur candidat à la fermeture est activée. Quand la condition d'arrêt est atteinte, le balayage de l'image reprend là où il s'était arrêté.

Pour trouver le meilleur candidat à la fermeture, à partir de l'extrémité détectée, la procédure de recherche élabore l'arborescence de tous les chemins possibles de profondeur (Pr) donnée et attribue à chacun de ces chemins un coût. Le contrôle de l'exploration arborescente par des techniques de programmation dynamique permet de gérer, au niveau de chaque étape, un nombre réduit de chemins sans perdre en efficacité [111]. Le principe est: à chaque étape, on élimine les chemins dont le coût est supérieur à un seuil donné (déterminé de manière empirique), puis parmi les chemins restants conserver les meilleurs. Le contour est ainsi prolongé par le premier point du chemin ayant le meilleur coût. L'algorithme est ensuite itéré à partir de ce nouveau point. L'algorithme s'arrête quand un point de contour est rencontré, soit au bout d'un nombre d'itérations fixé.

Le coût d'un chemin possible est égal à la somme des coûts intermédiaires des points constituant le chemin. Pour détecter les contours, Ney définit une fonction de coût à partir des valeurs du gradient [143]. Nous définissons la fonction coût à partir d'une image des crêtes non seuillées issue d'un détecteur de bas niveau [111].

La structure de données adoptée pour implémenter l'algorithme de prolongement est un graphe. La recherche du meilleur chemin consiste donc à parcourir le graphe et trouver le

chemin ayant le coût minimal. Le coût d'un chemin possible est la somme des coûts de chaque nœud constituant le chemin. Le coût d'un nœud donné est égal à la valeur du point correspondant dans l'image des crêtes non seuillées, c'est à dire l'image issue de la transformation du chapeau haut de forme.

Par exemple, pour une profondeur  $Pr=2$ , nous avons un graphe (cf. figure 4.18) sur deux niveaux. La racine correspond au pixel du contour à prolonger. Les trois nœuds du premier niveau correspondent aux trois pixels candidats à la fermeture. Pour chaque nœud, on suppose que c'est une extrémité d'un contour, on élabore trois chemins qui mènent aux trois pixels candidats à la fermeture et ainsi de suite.

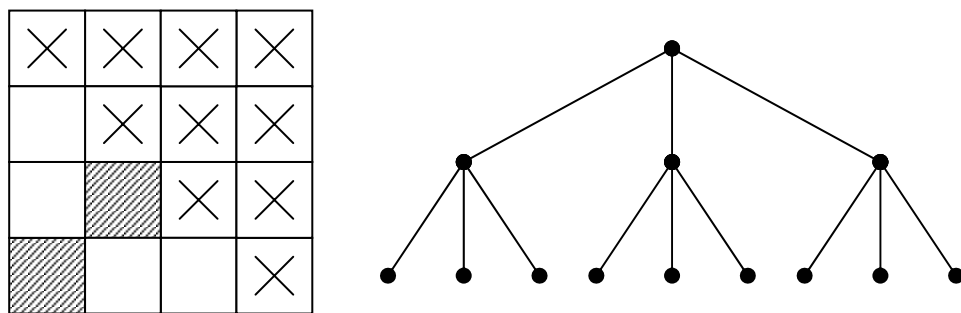


Figure 4.18 : Exemple de prolongement d'une extrémité pour  $Pr=2$ .

De manière simplifiée, une étape  $i$  de l'algorithme consiste à :

*Pour chaque extrémité*

- Définir le cône de pixels admissibles

- Pour chaque chemin, on considère les  $k$  prolongements possibles :

$C_{i \rightarrow 1}, C_{i \rightarrow 2}, \dots, C_{i \rightarrow k}$  auxquels sont associés les coûts :  $W_{i \rightarrow 1}, W_{i \rightarrow 2}, \dots, W_{i \rightarrow k}$  ( $1 \leq i \leq N$ ).

- Classification des chemins selon leur coût et seuillage.

- Choix des meilleurs chemins  $\{C_m\} m < N$

- Si un chemin rencontre un autre chemin alors chemin choisi  $C_{\text{optimal}} = C_{k0}$  ( $C_{k0}$  chemin courant)

*Sinon plus de chemin de qualité suffisante*

*Chemin optimal  $C_{\text{optimal}}$  est tel que  $W_{\text{optimal}} = \min\{W_i\} i = 1, \dots, N$*



#### 4.4.4 Amélioration de l'extraction de la voirie

Plusieurs opérations sont parfois indispensables pour améliorer la qualité de l'extraction de la voirie, la suppression des pixels ou groupes de pixels isolés n'appartenant *a priori* pas à de la voirie. Cette dernière opération fait appel à un enchaînement de plusieurs opérations de morphologie mathématique classique que nous ne développerons pas ici [105].

##### ***1. Suppression des zones de 1 pixel***

Afin de limiter le nombre de zones, et de ne tenir compte que des zones de taille raisonnable, nous avons décidé de supprimer les zones ne s'étendant que sur 1 pixel. L'opération de suppression a pour fonction de mettre à 1 (contour) les pixels isolés. Suivi d'un amincissement 8 directions, cette convolution a pour effet de supprimer les zones de surface inférieures ou égale à 1.

##### ***2. Ebarbulage***

La majorité des segments étant à présent reconnectés, nous effectuons un ébarbulage réitéré jusqu'à idempotence afin de supprimer les segments de faible longueur.

##### ***3. Suppression des pixels isolés***

Pour nettoyer l'imagette des pixels déconnectés d'un élément de réseau nous avons balayé l'imagette à l'aide d'une fenêtre 3\*3. Lorsque l'on rencontre la configuration correspondant à un pixel déconnecté d'un segment, le pixel central prend la valeur 0 (intérieur de zone).

#### 4.4.5 Analyse des résultats

Cette section présente la partie expérimentale effectuée sur les images couvrant les deux sites. Elle montre l'influence des différents paramètres dans l'extraction des structures linéiques: longueur de chaînage (L), profondeur (Pr) dans le parcours de l'arborescence.

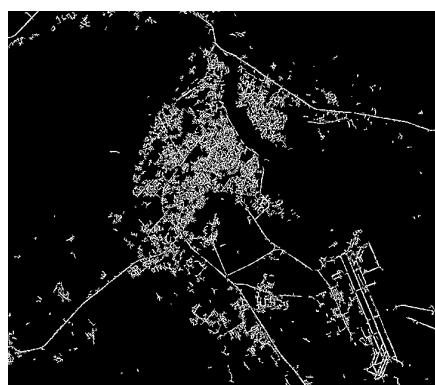
##### ***1. Zone de laghouat***

A partir de l'image Spot, nous considérons la carte des contours issue de l'opération de détection (cf. & 4.4.1). Le chaînage de pixels permet d'éliminer le bruit formé d'un voile de pixels isolés, en éliminant tout alignement de pixels de longueur insuffisante. L'image

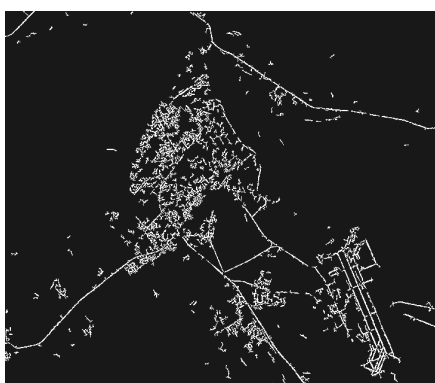
d'origine apparaît sur la figure 4.19. Le réseau obtenu à ce stade est donc fiable mais très morcelé, comme on peut le voir sur les images.



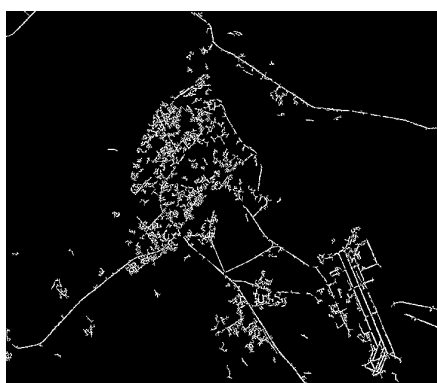
Image seuillée (17-77)



Amincissement de l'image



Chaînes de pixels de longueur 10 pixels



Chaînes de pixels de longueur 20 pixels



Chaînes de pixels de longueur 40 pixels

Figure 4.19 : résultat de l'opération de chaînage – Image spot de Laghouat

Nous remarquons qu'après avoir éliminé les parties incertaines du réseau (cf. figure 4.19), celui-ci semble encore incomplet. Mais toute l'information que l'on dispose à ce stade a été validée, et c'est en partant de ces fragments sûrs que la structure linéaire sera complétée.

Le seuil de chaînage de 10 conduit à un résultat qui n'est pas assez strict, et produit des amorces qui ne sont pas fiables; nous choisissons donc le seuil de 20 pixels qui produit un meilleur résultat. Le réseau est bien localisé mais avec des discontinuités parfois importantes. On remarque néanmoins que les zones manquantes sur les amorces sont quand même détectées sur l'image des crêtes, obtenue par la transformation du chapeau haut de forme, qui servira au calcul de la fonction coût. L'étape de prolongement (cf. figure 4.20) s'est faite pour différentes valeurs des paramètres de profondeur (Pr) et de longueur maximale (L).

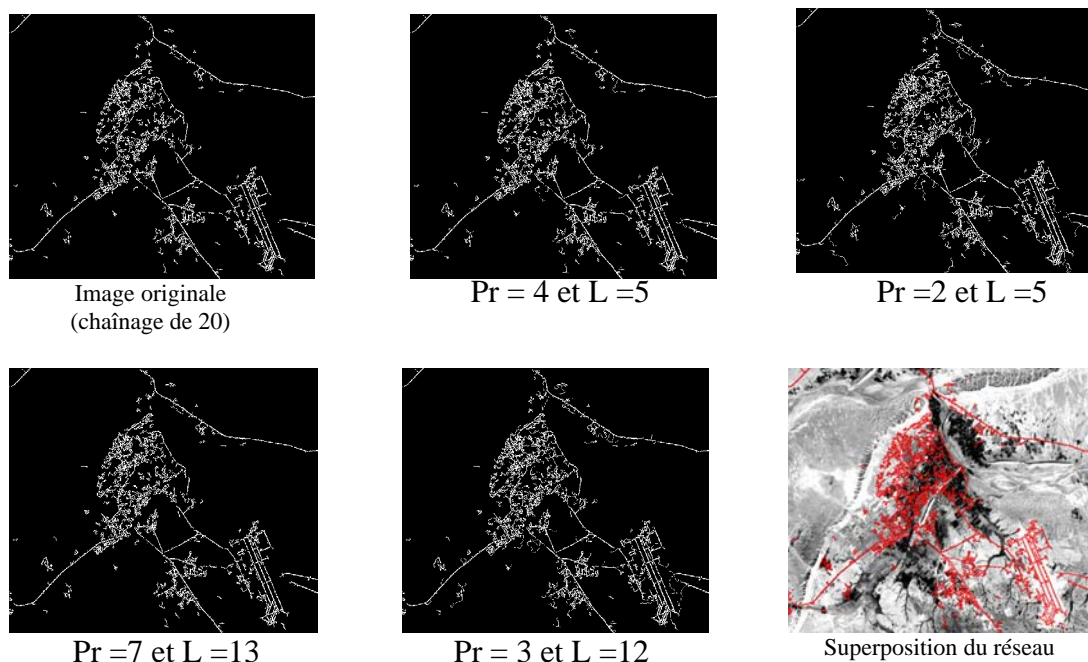


Figure 4.20 : Application de l'étape de prolongement sur l'image Spot de Laghouat.

Les paramètres de l'image (profondeur = 3 et longueur maximale = 12), optimisent l'opération de prolongement sur la zone de l'image de Laghouat. Pour mieux apprécier les résultats, nous avons superposé les réseaux obtenus sur l'image d'origine (cf. figure 4.20). Nous remarquons que les principales voies de communication, routes d'Elkheneg, d'Elassafia ainsi que la route nationale n° 1 sont bien mises en évidence.

## 2. Zone de Blida

La procédure a été appliquée sur l'image Aster de Blida; l'image seuillée après la détection de bas niveau est représentée sur la figure 4.21. L'image est très bruitée par les frontières des zones de végétation, de serre mais aussi par les sols nus (cas de la montagne) qui présentent une radiométrie similaire aux structures linéiques. L'application de la procédure de chaînage conduit à des résultats qui ne sont pas assez stricts, elle produit des amorces qui ne sont pas toutes fiables. Le réseau est bien localisé à partir d'un chaînage de longueur 20 mais avec des discontinuités parfois importantes; le choix d'une longueur de 40 pixels entraîne des zones manquantes importantes sur les amorces qui ont été détectées sur l'image des crêtes (cf. figure 4.21).

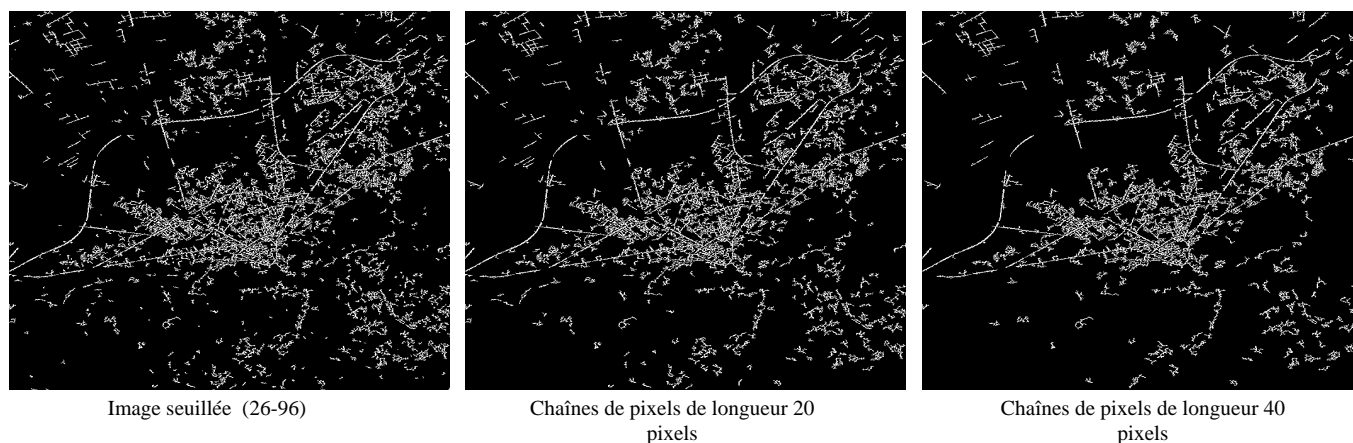


Figure 4.21 : résultat de l'opération de chaînage – Image Aster de Blida.

L'étape de prolongement (cf. figure 4.22) a été faite en considérant différentes valeurs des paramètres de profondeur ( $Pr$ ) et de longueur maximale ( $L$ ). Une profondeur de 5 et une longueur de 7 a permis d'engendrer un réseau optimal sur la zone de Blida. La superposition des structures linéaires correspondant à ce réseau est montrée sur la figure 4.22 afin de mieux apprécier le résultat.

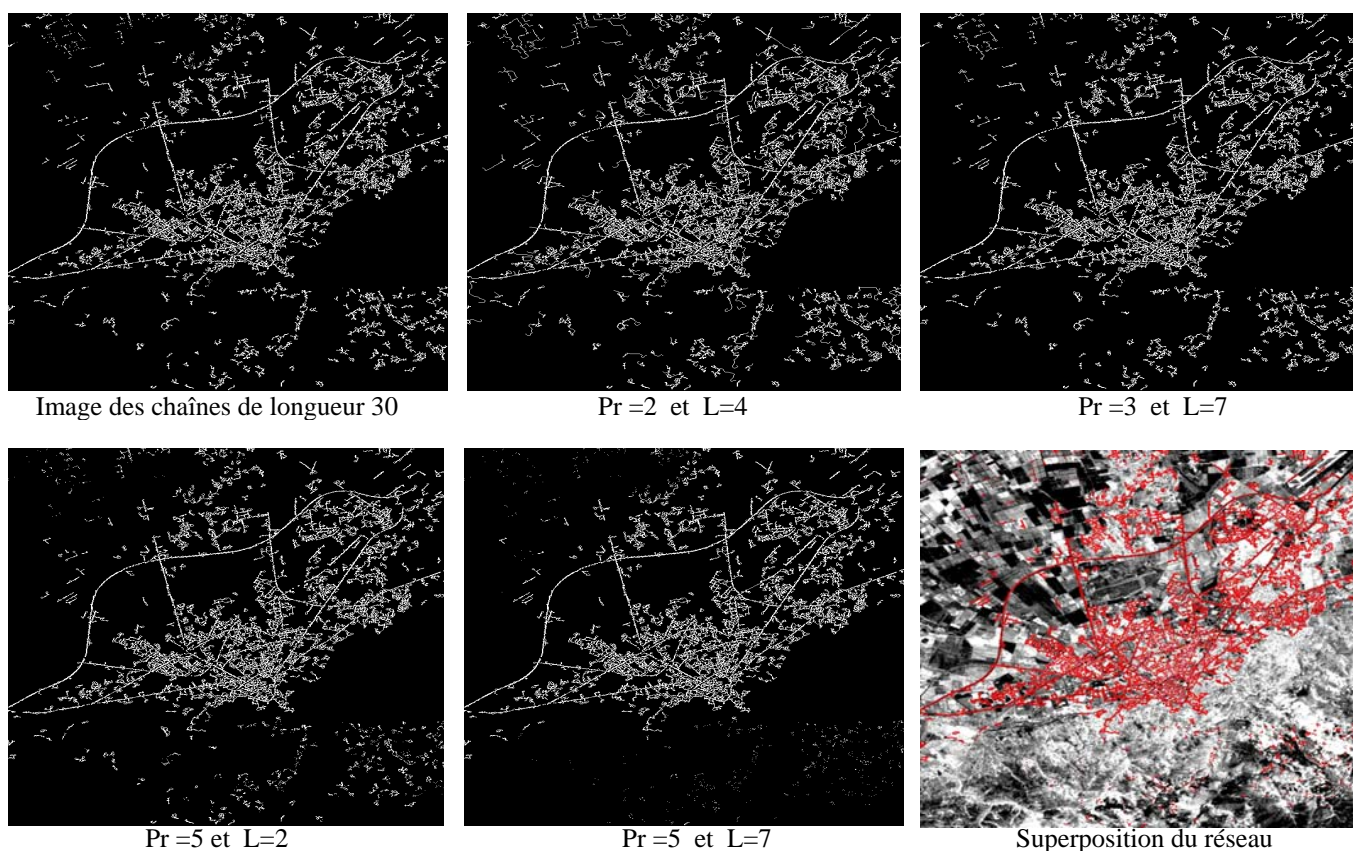


Figure 4.22 : Application de l'étape de prolongement sur l'image Aster de Blida.

#### 4.5 Conclusion

Le thème de ce chapitre a été d'aborder le problème de l'extraction des routes. La revue bibliographique élaborée relève une certaine abondance des travaux d'extraction des routes. Plusieurs méthodes tant locales que globales sont élaborées. Toutefois, aucune de ces méthodes ne donne des résultats parfaits du fait de la complexité du sujet.

La méthodologie adoptée pour l'extraction des structures linéaires repose sur la morphologie mathématique qui utilise une image panchromatique; la résolution spectrale des images présente ainsi une grande importance elle aussi. Vu la diversité des images disponibles, il fallait faire le bon choix du canal à utiliser; la première étape de notre travail a été donc de déterminer le canal panchromatique qui permettra le plus facilement d'extraire les éléments linéiques. L'analyse des profils a montré que dans tous les cas, les éléments sont caractérisés par une homogénéité de radiométrie et un profil de type "toit" ou de type "vallée". Les canaux Spot (XS3) ou Aster 3 ainsi que les bandes ACP2 correspondantes pourront être utilisés, pour l'extraction du réseau routier. Les autres canaux Spot (XS1 ou XS2) ou Aster (1 ou 2) n'apportent pas beaucoup d'intérêt pour ce travail. La détection automatique des principales voies de communication se fait en deux étapes: une détection de bas niveau, conduisant à la génération d'amorces, et un prolongement pour le suivi et la connexion de ces amorces.

La résolution spatiale des images est aussi importante dans la caractérisation des différents types, de routes perceptibles dans les images. Sur les images satellitaires traitées dans cette thèse, la résolution spatiale est supérieure à 10m; les routes visibles sur ces images sont les voies de communication principales du réseau routier (routes départementales, autoroutes, grandes artères). La largeur du profil des autoroutes ou voies rapides est comprise entre deux et trois pixels généralement. En ce qui concerne les autres routes, il s'agit d'une épaisseur d'un ou deux pixels, tout comme les boulevards ou avenues en ville. Les petites rues ne peuvent pas être extraites avec les images SPOT ou Aster, car la résolution n'est pas suffisamment élevée pour qu'elles apparaissent comme des éléments linéiques.

Les résultats obtenus dépendent de la zone d'étude mais aussi de la résolution des images utilisées. Dans tous les cas, nous pensons que nous avons atteint l'objectif fixé au préalable qui consistait à détecter les lignes malgré les manques parfois de visibilité. L'outil mis au point est fiable et efficace pour détecter les réseaux d'une image lorsque ceux-ci correspondent à une ligne. Les sorties sur le terrain, nous ont amené à faire une appréciation positive du réseau extrait malgré quelques manques. Le problème est trop complexe pour aboutir à l'intégralité du réseau; l'inconvénient principal de la méthode est

de ne pas considérer la globalité de l'image à l'étude. Cette méthode permet d'étudier uniquement la variation locale de l'intensité d'un pixel dans un voisinage limité par rapport à la taille globale de l'image; cette négligence engendre des lignes incomplètes dans les résultats finaux.

Le problème reste ouvert et de nouveaux efforts sont à déployer pour construire d'autres algorithmes d'extraction. Les propriétés géométriques du réseau dépendent du mode d'acquisition des données et plus particulièrement de la résolution du capteur. L'arrivée des capteurs de très haute résolution nous amène à revoir aujourd'hui la méthodologie d'extraction: ainsi, le réseau routier, qui apparaît comme un réseau linéique de un à trois pixels de large sur les images de moyenne résolution, apparaît comme un réseau surfacique à très haute résolution. Cette variabilité d'apparence induit une variabilité dans les méthodes proposées.

## **CHAPITRE 5**

### **CARTOGRAPHIE DE L'ESPACE URBAIN PAR FUSION D'INFORMATIONS SPECTRALE ET TEXTURALE**

La résolution spatiale des satellites d'observation de la terre (Landsat: 30 m, SPOT: 20 m, Aster:15 m) ont fait surgir de nouvelles préoccupations dans le domaine de l'analyse automatisée. L'accroissement de la définition spatiale des surfaces mesurées par ces capteurs est apparue comme le moyen le plus accessible pour augmenter l'exactitude des classifications d'images par types de nomenclatures (utilisation des sols, etc.). Or, l'accroissement du détail spatial des images crée une variation additionnelle à l'intérieur des classes de valeur spectrale. L'information texturale des surfaces permet d'appréhender cette variabilité et peut alors être exploitée comme critère supplémentaire de séparabilité. Par ailleurs, les images de scènes naturelles sont composées de structures complexes et désordonnées. Une image caractérisée par ces structures est mieux décrite par la texture. L'objectif principal de ce chapitre est d'exposer les apports de l'analyse texturale en regard des méthodes conventionnelles de classification d'images, protocoles uniquement fondés sur une discrimination d'ordre radiométrique de pixel à pixel, permettant d'extraire des entités référencées à une réalité en terme de signifiant. Pour sa part, la texture permet de traiter plusieurs pixels simultanément, donc une information de type "contextuel"; les deux approches sont complémentaires.

Ce chapitre présente une analyse intra-urbaine afin d'améliorer la détection des différents tissus urbains avec une application sur les sites de Laghouat et Blida. La méthode de fission-fusion proposée se compose des étapes suivantes : premièrement, une analyse de texture, nommée étape de fission, est faite pour mieux décrire l'image, ensuite, une classification supervisée, nommée étape de fusion, est faite sur les paramètres issus de l'analyse de texture à partir des valeurs de qualité, notamment la valeur Kappa calculée sur la matrice de confusion. Ces étapes sont réalisées sur des images optiques (SPOT et Aster).

### 5.1 Analyse de texture : état de l'art

L'analyse des zones intra-urbaines que nous proposons est fondée sur une analyse de la texture de l'image. Avant d'exposer notre méthode, nous avons jugé nécessaire de présenter brièvement un état de l'art dans ce domaine. De manière générale, nous distinguons cinq types de méthodes: les méthodes structurelles géométriques (davantage réservées à l'étude des macro-textures), les méthodes statistiques, les méthodes de filtrage, les méthodes fondées sur un modèle, et les méthodes mixtes [58].

Dans le domaine du traitement de l'image et de la vision, il n'existe pas de définition satisfaisante de la texture. Les définitions mathématiques construites à partir de propriétés statistiques sont soit trop générales et imprécises soit trop restrictives pour s'adapter à la diversité des cas rencontrés. Henri Maitre [41] définit la texture comme étant '*un champ de l'image qui apparaît comme un domaine cohérent et homogène, c'est-à-dire formant un tout pour un observateur*'. C'est cette propriété de cohérence de la texture placée dans son contexte d'être perçue comme un tout homogène par l'oeil humain qui sera recherchée le plus souvent par le traicteur des images, dans le but d'isoler les textures, soit pour segmenter l'image, soit pour reconnaître des régions. Classiquement on distingue les micro-textures (e.g. sable) dans lesquelles nous ne distinguons visuellement aucune figure géométrique particulière mais qui sont caractérisées par une certaine homogénéité statistique, des macro-textures (e.g. tissu écossais) dans lesquelles une même figure géométrique semble se répéter plus ou moins régulièrement. Plusieurs articles proposent une très bonne synthèse des méthodes existantes [61][144].

Dans la suite de ce manuscrit, nous décrivons quelques approches pour chacune des 5 catégories; la plupart des méthodes décrites permettent une analyse anisotrope de la texture.

#### ***1. Méthodes statistiques et spectrales***

Haralick [61] utilise les matrices de cooccurrence, pour classifier des images LANDSAT, à partir desquelles il extrait une série de paramètres (e.g. l'homogénéité, l'énergie, le contraste, l'entropie, la corrélation ...). Deux nouveaux paramètres extraits des matrices de cooccurrence (cluster shade et cluster prominence) davantage adaptés à la segmentation de zones urbaines ont été proposés par Connors et al. [145].

La texture a, aussi, été analysée à partir du spectre de puissance de l'image dont on extrait des paramètres [144]. Le plan fréquentiel dans lequel est représenté ce spectre est partitionné en anneaux centrés à l'origine ainsi qu'en secteurs angulaires. L'énergie est alors



calculée dans chaque anneau, puis dans chaque secteur donnant des paramètres caractéristiques respectivement de la finesse de la texture ainsi que de sa directionnalité. Ces méthodes sont davantage adaptées à l'analyse des microtextures.

## ***2. Méthodes de filtrage***

La plupart des techniques utilisent des bancs de filtres sélectifs en orientation, en fréquence et en échelle. Unser propose une approche multi-résolution fondée sur l'analyse à l'aide d'une famille d'ondelettes redondante [146]. Sa méthode invariante par translation, contrairement à celles faisant appel aux pyramides d'ondelettes, aux paquets d'ondelettes ..., utilise des Bsplines, des Dsplines, l'ondelette de Battle-Lemarié ainsi que la transformée de Haar. Ma et Manjunath [147] extraient les caractéristiques des textures avec une série d'ondelettes de Gabor. La partition est effectuée par une méthode de groupement dans l'espace des caractéristiques. Ils proposent un algorithme d'apprentissage alliant les cartes de Kohonen et une méthode LVQ (Learning Vector Quantization).

La morphologie mathématique a aussi été utilisée dans l'analyse des textures. Gratin et al., utilisent une série d'ouvertures par un disque de taille croissante (formant une granulométrie) pour analyser la texture d'images médicales et extraire le tissu interstitiel [148]. La classification se fait par des réseaux de neurones.

## ***3. Méthodes géométriques***

Les méthodes géométriques sont bien adaptées à l'étude des macro-textures. Ces méthodes géométriques considèrent la texture comme un ensemble d'éléments de base appelés textons dont la disposition est organisée grâce à des règles de placement [149]. Un modèle a été développé à partir d'une texture idéale pour synthétiser une texture observée qui correspond à une version distordue de la première [40]. La texture idéale est composée de primitives régulières (ex. le carré) disposées régulièrement. Des transformations déterministes ou stochastiques sont appliquées au graphe d'étiquettes constitué à partir de la texture idéale. La version distordue est alors obtenue par transformation inverse.

Une analyse de la texture par inférence grammaticale à l'aide d'une grammaire d'arbre consiste à diviser l'image de texture en fenêtres [150]. Chacune d'elle représente une primitive qui est elle-même divisée en fenêtres jusqu'à obtenir l'élément de base qui va constituer la racine de l'arbre. L'ensemble des primitives obtenues va définir une grammaire à laquelle sera associée des règles de placement.

Les modèles de mosaïques permettent de générer des textures à partir de processus aléatoires [151]. Les figures de base sont placées de manière aléatoire dans l'image. Plusieurs familles de modèles sont présentées. La première représente des modèles ayant une structure en cellules. Le plan étant divisé en cellules, une couleur est assignée de manière indépendante à chaque cellule parmi un ensemble fixé de  $n$  couleurs, suivant une série de probabilités  $p_1; \dots ; p_n$ . Une seconde famille est constituée des modèles 'couvrants', représentés par un arrangement aléatoire de figures géométriques (chacune d'elle étant définie par son centre de gravité et ses axes principaux) dans le plan. Une couleur est associée à l'intérieur de la figure et une autre à son complément dans le plan. Les centres de gravité des figures sont répartis par un processus de Poisson ponctuel.

#### ***4. Méthodes fondées sur un modèle***

Ces méthodes consistent à choisir un modèle pour représenter le signal. Ce modèle est défini par un certain nombre de paramètres qui caractérisent la texture. Dans la littérature on retrouve très souvent les mêmes modèles. Les méthodes se distinguent davantage par la manière dont sont estimés les paramètres ainsi que par les algorithmes de segmentation, et de classification utilisés par la suite [58].

##### ***- Modèles AR (AutoRegressive Model)***

Bouman C. et Liu B. proposent un modèle de texture AR causal intégré dans un algorithme multi-résolution non supervisé de segmentation d'image [152]. L'estimation des paramètres (nombre de classes et paramètres associés) est obtenue par minimisation d'un critère global.

Alata et al. proposent une méthode de caractérisation des textures à l'aide de l'estimation des coefficients de réflexion 2D fondés sur une approche multi-canal de prédiction linéaire [153]. Cette méthode donne de meilleurs résultats pour la segmentation d'image que celle qui utilise les paramètres AR classiques estimés à l'aide de la méthode des moindres carrés.

##### ***- Modèle de Wold***

Ici, l'image de texture est considérée comme étant la réalisation d'un champ aléatoire [154][155]. Dans un premier temps, ce champ est décomposé en deux champs: l'un purement non déterministe et l'autre déterministe. La composante déterministe est, par la suite, redécomposée en deux composantes orthogonales: la composante évanescence et la composante harmonique. Dans le domaine spectral, la composante purement non

déterministe est absolument continue tandis que la composante déterministe est singulière par rapport à la mesure de Lebesgue.

La composante non déterministe est modélisée par un modèle AR. La composante harmonique est approchée par un champ aléatoire qui dans le domaine spectral est composé de fonctions de Dirac 2D. Quant à la composante évanescence, elle est approchée par un champ dont la représentation spectrale est une somme finie de fonctions de Dirac 1D supportées par des lignes de pente rationnelle. Francos et al. [154] proposent de décomposer l'image en chacune de ces composantes par seuillage dans le domaine spectral et de les modéliser séparément. Selon les auteurs la supériorité de leur modèle sur ceux préexistants (modèles AR, MRF) réside dans le fait qu'aucune hypothèse n'est faite sur la distribution spectrale du champ aléatoire (comme par exemple qu'elle soit absolument continue).

#### **- Modèles markoviens**

Le modèle le plus souvent utilisé est le champ de Markov gaussien ou GMRF (Gaussian Markov Random Field) [93][156][157]. Dans le cas du champ de Markov gaussien classique, le signal observé au site  $s$  est égal à la somme, pondérée par les paramètres du modèle, des niveaux de gris des voisins de  $s$ , à laquelle on ajoute un bruit gaussien de moyenne nulle [158]. Ce bruit, dont la variance constitue également un des paramètres du modèle, est très souvent estimé par la méthode des moindres carrés.

Descombes et al. définissent deux modèles markoviens gaussiens l'un isotrope, l'autre anisotrope [159]. Deux méthodes sont alors proposées pour estimer les paramètres caractéristiques de leurs modèles, fondées respectivement sur la construction de matrices de probabilités conditionnelles et la théorie de la renormalisation.

A partir de l'estimation des potentiels, Gimel'farb [160] définit un modèle où tous ces paramètres sont estimés à partir des histogrammes des différences des niveaux de gris. Son modèle suppose une structure invariante spatialement décrite par des familles de cliques invariantes par translation. Les potentiels sont approchés puis raffinés par la méthode du recuit simulé contrôlé.

#### **- Modèle fractal et multifractal**

Plusieurs équipes ont ainsi cherché à caractériser les textures à l'aide du calcul de la dimension fractale. Les travaux de Batty et Longley prouvent que la géométrie fractale est un outil qui permet de mettre en avant un certain 'ordre' caractéristique de la complexité et de la diversité de la ville [161].

Levy-Véhel et al. [162] proposent dans le cadre de la théorie multifractale de décrire l'image par un triplet  $(\alpha, g(\alpha), l(\alpha))$  où  $\alpha$  est l'exposant de Hölder,  $g(\alpha)$  la dimension fractale de  $E_\alpha$  (ensemble des points ayant le même exposant), et  $l(\alpha)$  représente la lacunarité (mesure l'homogénéité d'une distribution fractale).

### **5. Méthodes mixtes**

Certains travaux ont permis de combiner les méthodes décrites précédemment. Prêteux et Descombes [163] utilisent le concept de processus hiérarchique en combinant processus booléens et modèle markovien. Ils permettent ainsi des ruptures de modèle ce qui autorise la représentation de textures très variées.

La méthode développée par Picard et al. décrit les liens théoriques qui existent entre les matrices de cooccurrence, la morphologie mathématique, et les modèles gibbsiens [164].

### **6. Conclusion**

Les méthodes d'analyse de texture sont riches et variées. Cependant, deux types de méthodes semblent revenir de manière récurrente dans la littérature sur le sujet: celles fondées sur le filtrage de l'image et celles fondées sur une modélisation de l'image, plus particulièrement sur une modélisation statistique. Par ailleurs, les paramètres de texture estimés à partir des matrices de cooccurrence sont souvent utilisés, même si cette approche est exigeante en temps de calcul, elle n'en demeure pas moins une bonne méthode d'analyse. Pour ces raisons, la démarche adoptée dans ce travail repose sur la combinaison d'une méthode statistique (à travers une modélisation bayésienne) et une méthode de filtrage exploitant les avantages de la morphologie mathématique.

#### 5.2 Caractérisation de l'espace urbain

Dans la classification multispectrale, les informations contenues dans plusieurs canaux sont utilisées. Dans cet espace spectral, un pixel de l'image est défini comme un vecteur formé de plusieurs valeurs correspondant aux radiométries dans chacun des canaux. Ainsi, à tout point de l'image correspond un vecteur dans l'espace spectral.

L'établissement des classes consiste à découper cet espace spectral en régions, de telle sorte que tous les points de l'image se retrouvent dans une région, en essayant de minimiser la confusion entre les classes c'est-à-dire le chevauchement des signatures identifiant celles-ci.

Notre démarche, qui repose sur l'exploitation de la texture, consiste à répondre aux interrogations suivantes :

- *quelle performance offre l'utilisation d'un ou plusieurs paramètres texturaux ?*
- *comment vont interagir un ou plusieurs paramètres entre eux ?*
- *quelle information est apportée par les caractéristiques texturales dans l'étude des différents tissus urbains ?*

Afin de répondre aux objectifs de l'étude, différentes combinaisons des paramètres texturaux sont considérées. La même procédure de classification est appliquée tout d'abord à un seul néo-canal, puis à la combinaison de deux paramètres, puis à la combinaison de trois paramètres, et ainsi de suite. La meilleure classification est obtenue pour chaque groupe. Afin d'évaluer l'effet de la texture, la même procédure de classification est appliquée à l'image multispectrale. Le processus d'expérimentation des différentes combinaisons des paramètres texturaux est représenté sur la figure 5.1.

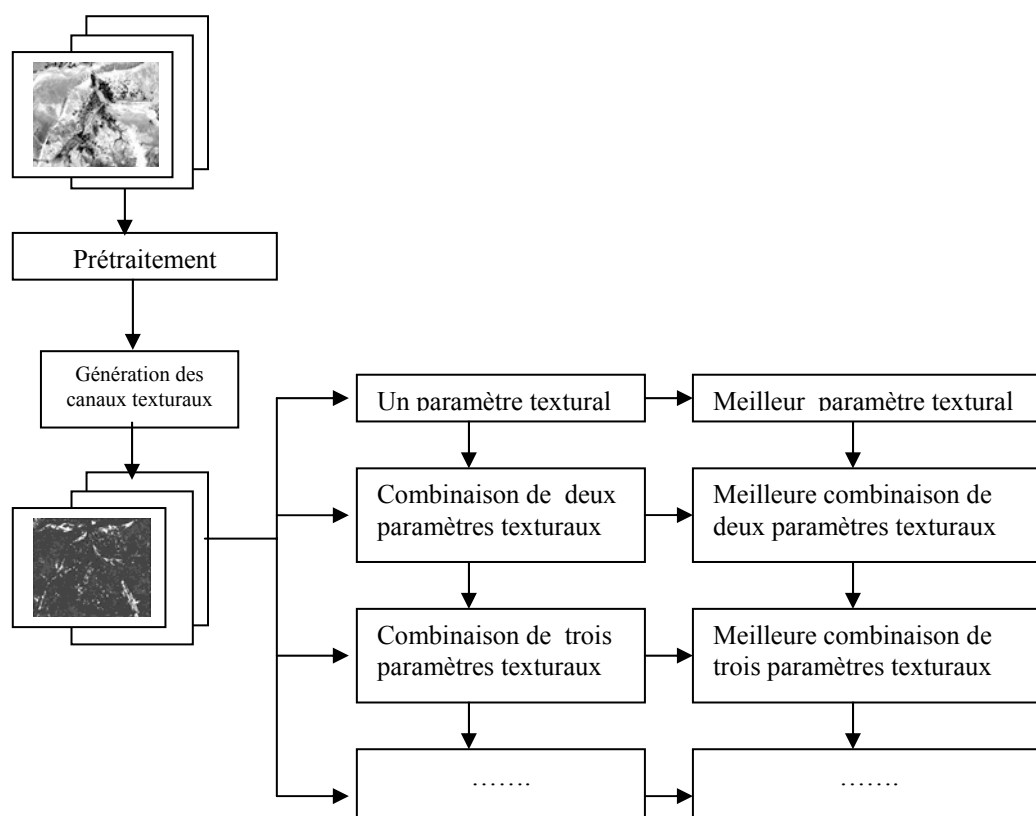


Figure 5.1 : Processus d'expérimentation des différentes combinaisons des paramètres texturaux

L'information texturale utilisée ici, repose sur la matrice de cooccurrence. Avant de présenter les différents résultats obtenus, nous allons donner un bref rappel sur l'analyse texturale à travers l'utilisation de cette matrice ainsi que le choix des paramètres pertinents pour notre application.

### 5.2.1 Analyse de la texture par la méthode des matrices de cooccurrence

L'idée d'appliquer l'analyse de texture aux régions urbaines est à l'origine de la considération qu'une aire urbaine peut être définie par les éléments qui la composent. En accord avec cette considération, la définition de la texture urbaine peut être donnée comme la structure géométrique formée par la distribution spatiale des éléments urbains comme les bâtiments, routes et zones vertes.

Tenir compte uniquement des propriétés spectrales des objets urbains dans un processus de classification entraînent des confusions car une réponse spectrale identique peut correspondre à deux objets différents (c'est le cas par exemple d'une route en asphalte et d'un toit d'ardoise). C'est pourquoi, l'intégration d'information spatiale en complément des informations spectrales dans le processus de classifications urbaine s'est développée.

La texture joue un rôle très important dans l'identification et l'extraction des informations contenues dans l'image de télédétection, en vue de l'élaboration de différentes cartes thématiques.

L'analyse de texture regroupe un ensemble de techniques mathématiques permettant de quantifier les différents niveaux de gris présents dans une image en terme d'intensité et de distribution. Un ensemble de mesures de texture basées sur le calcul des matrices de cooccurrence des niveaux de gris a été proposé par Haralick *et al.* [165]. Cette matrice permet de prendre en compte les relations entre les pixels voisins en privilégiant une direction.

Supposons que  $\delta = (\Delta x, \Delta y)$  soit un vecteur du plan image  $(x, y)$ , où  $\Delta x$  et  $\Delta y$  sont des entiers. Alors, pour toute image  $f(x, y)$ , il est possible de calculer la distribution de probabilité des paires de niveaux de gris correspondant à des paires de pixels séparés par  $\delta = (\Delta x, \Delta y)$ . Habituellement, le vecteur de séparation  $\delta = (\Delta x, \Delta y)$  est défini par une distance inter-pixels  $d$  et un angle inter-pixels  $\theta$ . Si les valeurs de niveaux de gris varient de 0 au plus grand niveau de quantification de l'image (par exemple,  $N_q = 255$ ), cette probabilité prend la forme d'une matrice  $p_\delta$ , où  $p_\delta(i, j) = p_c(i, j; \delta)$ . La grandeur  $(i, j)$  est la probabilité que les paires de valeurs de niveaux de gris  $(i, j)$  apparaissent à la séparation  $\delta = (\Delta x, \Delta y)$ .

C'est une matrice carrée d'ordre  $N_q$ . On calcule la matrice  $p_\delta$  pour une image  $f(x,y)$  en comptant le nombre de fois que chaque paire de niveaux de gris apparaît dans l'image à la séparation  $\delta = (\Delta x, \Delta y)$ . Il est généralement admis que toute l'information texturale dérivable des matrices de cooccurrence est obtenue pour les angles  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$  et  $135^\circ$ , avec une distance inter-pixels égale à 1 ou 2. En règle générale, plus grands sont les éléments diagonaux de la matrice de cooccurrence, plus la texture est homogène dans la zone d'image considérée. Dans le cadre de cette étude, une distance interpixels de 1 a été utilisée et les paramètres de texture ont été calculés en prenant la moyenne des valeurs sur les quatre directions précédemment mentionnées ( $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$  et  $135^\circ$ ). Haralick *et al.* [165] et d'autres auteurs [60] ont proposé une variété de mesures pour caractériser l'information texturale à partir des matrices de cooccurrence.

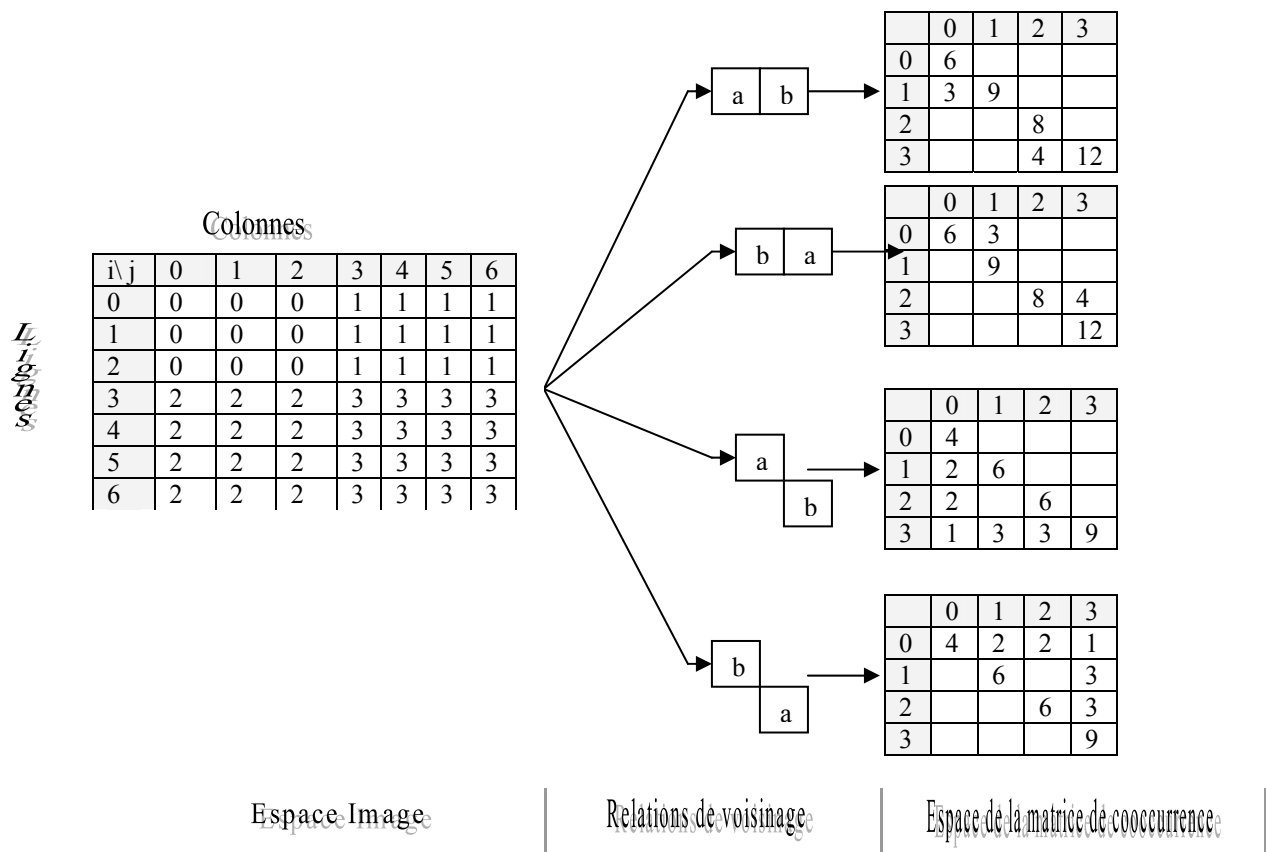


Figure 5.2 : Exemples de transformation des relations de voisinage dans l'espace matriciel des co-occurrences selon les quatre directions et une distance interpixel de 1.

Parmi les 14 indicateurs texturaux définis par Haralick [165], les paramètres suivants ont été retenus :

$$\text{Contraste : CON} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} P_{ij} (i-j)^2, \quad (5.1)$$

$$\text{Energie : ASM} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} P_{ij}^2, \quad (5.2)$$

$$\text{Entropie : ENT} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} -P_{ij} \ln P_{ij}, \quad (5.3)$$

$$\text{Homogénéité : HOM} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} \frac{P_{ij}}{1 + (i-j)^2}, \quad (5.4)$$

$$\text{Dissimilarité : DIS} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} P_{ij} |i-j|, \quad (5.5)$$

$$\text{Moyenne : MOY} = \mu_I = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} i P_{ij}, \quad (5.6)$$

$$\text{Ecart-type : SD} = \sigma_I = \sqrt{\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} P_{ij} (i-\mu_I)^2}, \quad (5.7)$$

$$\text{Corrélation : COR} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} \frac{(i-\mu_I)(j-\mu_J)}{\sigma_I \sigma_J}, \quad (5.8)$$

**L'homogénéité** (HOM) et le **second moment angulaire** (ASM) donnent une information sur l'homogénéité des surfaces: les secteurs blancs (fortes valeurs de niveaux de gris) sont les plus homogènes (eau, surfaces de végétation, forêt). Les surfaces bâties se caractérisent par une surface hétérogène. Les contours (valeurs intermédiaires) des surfaces de végétation, des sols nus sont détectables visuellement. Ils sont le résultat du passage de la fenêtre d'analyse sur l'image lors de la création des images texturales. La largeur de cette "zone de transition" est en relation directe avec la dimension de la fenêtre: une taille de fenêtre plus petite détermine une zone de transition plus fine qu'une taille de fenêtre plus grande.

A l'opposé, **l'entropie** (ENT) qui mesure le **degré d'organisation** des niveaux de gris de la matrice de co-occurrence, varie de manière opposée aux indicateurs d'homogénéité et du second moment angulaire. Elle est maximale (blanc) pour une texture fine (objets complexes). Les objets de type «eau» et «surface de végétation» se caractérisent par une texture grossière tandis que la surface bâtie possède une texture fine. Les contours des zones homogènes ont des valeurs très élevées (sol nu, bâtiment). **Le contraste (ou inertie)** mesure les variations locales des niveaux de gris. Si elles sont importantes (c'est à dire s'il existe peu de régions homogènes), alors le contraste sera élevé. Ce paramètre



permet aussi de caractériser la dispersion des valeurs de la matrice par rapport à sa diagonale principale.

L'image de **moyenne** (MOY) a pour particularité d'éliminer les artéfacts, ou d'éliminer les bruits du genre gaussien qui pourraient altérer l'interprétation de l'image. L'**écart type** (SD) est une mesure de la dispersion des niveaux de gris autour de la moyenne. La mesure de la **dissimilitude** (DIS) correspond à l'orientation de l'histogramme par rapport à la moyenne.

Bien que corrélés entre eux, ces indices réduisent l'information contenue dans la matrice de cooccurrence et permettent une meilleure discrimination entre les différents types de textures.

### 5.2.2 Cartographie des principales structures

La cartographie des couvertures d'occupation est réalisée par une méthode supervisée utilisant les probabilités [1]. Le principe de la méthode repose sur la connaissance des paramètres statistiques des classes (vecteur moyen et matrice de covariance) obtenus à partir des échantillons d'entraînements. La probabilité a priori de chacune des classes, ou "probabilité empirique", est estimée à partir de l'effectif en pixels de chacune des classes. A partir du vecteur moyen et de la matrice de covariance obtenue pour chacune des classes, la probabilité d'appartenance de chaque pixel aux différentes classes peut être calculée [32]. Dans le cas du maximum de vraisemblance, la règle d'affectation bayésienne minimise l'erreur d'affectation moyenne en pondérant la probabilité d'appartenance d'un pixel à une classe par la probabilité de cette classe. Le pixel est ensuite affecté à la classe pour laquelle cette valeur est la plus petite. La définition de classes trop proches entraîne l'apparition de zones de recouvrement qui sont alors considérées comme des zones d'indécision qu'il vaut mieux éviter. Ainsi, si un pixel appartient à une classe avec une probabilité inférieure à un seuil décisionnel (fixé par exemple à l'aide d'une mesure de séparabilité entre les classes [7], il est alors affecté à une classe de rejet.

L'étude menée sur les images multispectrales pour classifier les différents types d'occupation du sol se déroule en quatre étapes (cf. figure 5.3):

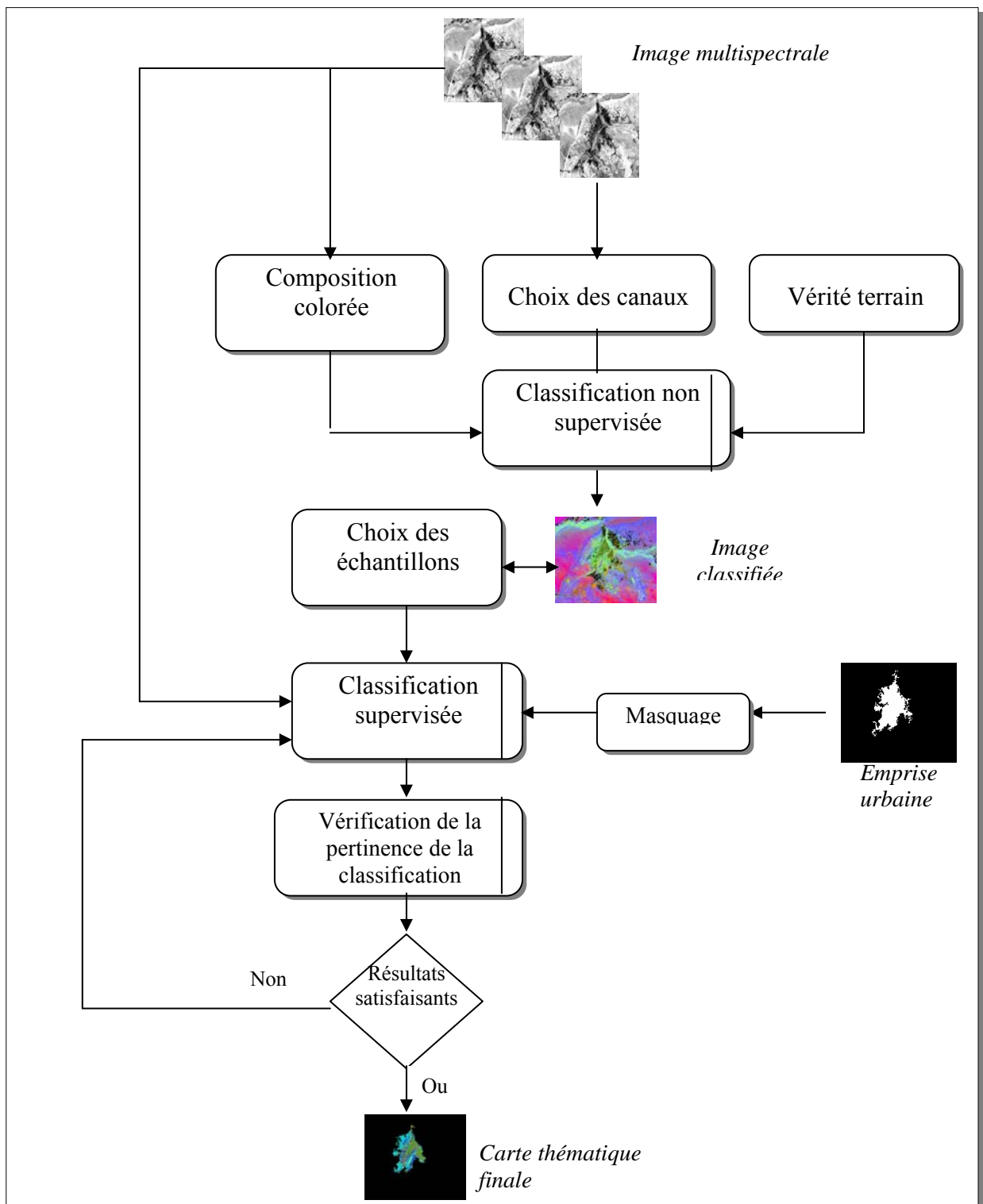


Figure 5.3 : Schéma méthodologique pour la réalisation de la carte d'occupation du sol.

#### 5.2.2.1 Choix des canaux

La sélection des canaux à utiliser s'avère une tâche importante car elle nous permet d'exclure l'information spectrale redondante du processus de classification et, de cette

façon, de faire une meilleure discrimination des classes qui nous intéressent [166]. Pour accomplir cette tâche, il existe différentes techniques dont la *statistique de la divergence transformée* [166] et l'indice du facteur optimum (OIF) développé par Chavez [167]. La divergence transformée attribue un poids décroissant exponentiel en fonction des distances interclasses; elle représente une évolution de la mesure de divergence. L'index OIF (ou optimum index factor) se caractérise par sa simplicité:

$$OIF = \frac{\sum_{i=1}^n \sigma_i}{\sum_{j=1}^n |cc_j|} \quad (5.9)$$

où  $\sigma_i$  est l'écart type de chaque bande spectrale,  $cc_j$  est le coefficient de corrélation entre deux bandes spectrales et  $n$  le nombre de bandes.

Cet indice permet la sélection des meilleures bandes spectrales ayant une forte variance et une corrélation faible. Nous considérons, dans le cadre de ce travail, que les trois bandes spectrales sélectionnées présentent le maximum d'information concernant l'occupation du sol.

#### 5.2.2.2 Numérisation des zones tests à partir de la composition colorée

Le nombre des zones-tests représente celui des signatures et traduit le nombre de classes de la future image classée. L'utilisateur doit choisir des zones dont il connaît parfaitement la structure et la composition; chaque zone doit représenter sur la couverture la région la plus homogène possible afin d'éviter des regroupements aberrants. Le nombre minimum de pixels qui doivent composer les zones d'apprentissage pour chaque classe doit être supérieur à dix fois le nombre de canaux utilisés dans la classification [166]. Le choix de ces zones implique un certain degré de subjectivité; c'est l'analyste qui détermine les zones d'apprentissage et décide de leur nombre, de leur localisation et de leur taille. Afin de minimiser cette subjectivité, certaines règles doivent être respectées comme, par exemple, éviter des pixels de bordure qui sont affectés par la rétrodiffusion combinée de cibles multiples, éviter à l'intérieur des zones des objets comme, par exemple, routes, couvertures intermittentes, choisir des aires séparées spatialement pour éviter l'autocorrélation spatiale et avoir une distribution unimodale [166].

Pour respecter la distribution normale nous avons utilisé, dans la sélection des aires d'apprentissage, une classification non supervisée avec l'algorithme Isodata [32]. Elle consiste, comme toute méthode non supervisée de classification, à rechercher une partition des données en fonction de leur propre structure. De manière empirique, on peut dire qu'elle s'appuie sur le fait que si un histogramme monodimensionnel a 2 modes, il décrit 2

populations que l'on peut séparer au mieux l'une de l'autre en coupant l'histogramme entre ces deux modes [12].

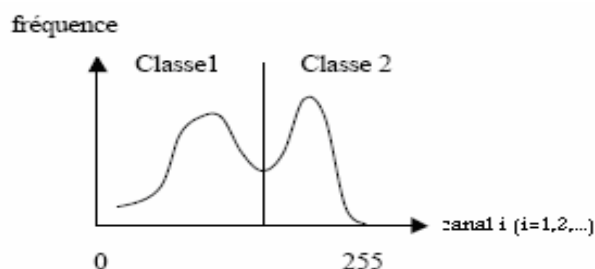


Figure 5.4 : Histogramme monodimensionnel séparé en 2 classes

Cette méthode itérative repose sur l'agrégation des pixels, en fonction de leur radiométrie, au centre le plus proche selon une distance euclidienne. Elle a été mise en oeuvre dans un premier temps afin d'avoir une première représentation sur les types d'occupation du sol. L'utilisateur définit différents paramètres comme la distance, le nombre d'itérations, le nombre de classes, ..., etc. elle a l'avantage d'être rapide à mettre en oeuvre et de ne pas nécessiter de mesure de terrain (cf. Annexe A5.1). Ainsi on garantit la sélection d'aires homogènes et on sait ainsi avec plus de précision quels sont les groupes naturels de pixels présents dans l'image.

### 5.2.2.3 Création des signatures

Elle se fait à partir des zones tests choisies à l'étape précédente; il s'agit ici d'extraire pour chaque signature des statistiques (minimum, maximum et moyenne) dans tous les canaux devant être utilisés plus tard lors de la classification proprement dite.

### 5.2.2.4 Classification

Elle correspond à la classification des canaux retenus en fonction des centres de classes générés à l'étape précédente.

Après la phase d'apprentissage, nous procédons à la classification d'une zone de test en considérant les nouvelles classes caractérisées chacune par leurs attributs spectraux et texturaux. Le but du problème de la classification est de trouver des frontières de décision, entre les régions caractéristiques des classes dans l'espace des états, qui minimisent les erreurs de classification. A cet effet, nous avons testé trois techniques de classification statistique: la méthode Machine à Vecteurs Supports (SVM), les réseaux neuronaux (RN) et la classification du maximum de vraisemblance (MV); de plus amples détails concernant chaque méthode sont donnés par Richards et Jia [168].

### 1. Classification du maximum de vraisemblance (MV)

Une image est constituée d'un ensemble  $S$  de sites  $s_i$  ou pixels. Soit  $\Lambda$  l'ensemble des classes parmi lesquelles on choisit les étiquettes de chaque pixel. Une classe sera notée  $\lambda$ , 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  $S$ .

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:

$$x_{opt} = \arg \max_x P(X = x / Y = y) \quad (5.10)$$

$$x_{opt} = \arg \max_x P(Y = y / X = x) P(X = x) \quad (5.11)$$

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

$$x_{opt} = \arg \max_x P(Y = y / X = x) \quad (5.12)$$

$$x_{opt} = \arg \max_x \prod_s P(Y_s = y_s / X_s = x_s) \quad (5.13)$$

où  $x_s$  est la classe dans  $\Lambda$  attribuée à  $s$ . Le problème global est donc ramené à un problème d'optimisation local, grâce à l'hypothèse d'indépendance conditionnelle des pixels.

$$x_{s,opt} = \arg \max_{xx} P(Y_s = y_s / X_s = x_s) \quad (5.14)$$

Sous l'hypothèse gaussienne, on obtient l'équation :

$$x_{s,opt} = \arg \max_{\lambda_i \in \Lambda} \frac{\exp\left(-\frac{1}{2}(y_s - \mu_i)^T \left[\sum_i\right]^{-1} (y_s - \mu_i)\right)}{\det\left(\sum_i\right)^{\frac{1}{2}} \cdot (2\pi)^{\frac{N}{2}}} \quad (5.15)$$

où  $N$  est la dimension de l'espace des états.

$\mu_i$  et  $\sum_i$  sont respectivement le vecteur moyenne et la matrice de covariance de la classe  $\lambda_i$ .

### 2. Classification à Séparateur à Vaste Marge (SVM)

Les SVM (Support Vector Machine ou Séparateurs à Vaste Marge) sont une méthode récente de classification supervisée introduite par Vapnik en 1995 et qui connaît un franc succès dans la communauté du *machine learning* [169]. Ils ont pour objectif de rechercher le meilleur hyperplan  $(w,b)$  de séparation des données en deux classes de sorte que cette

frontière linéaire produise une marge maximale, *i.e.* tel que la distance des deux groupes à la frontière soit maximale. L'originalité des SVM est de ne pas contraindre cette recherche à l'espace d'origine. En effet, la recherche de l'hyperplan séparateur est en général faite dans des espaces de très grande dimension. Cette méthode est particulièrement adaptée aux problèmes de grande dimension tels que l'imagerie 2D. Le plan est représenté par le vecteur de l'ensemble de ses coefficients  $w$  et le scalaire  $b$ . La classification d'un nouvel individu  $x$  est donnée par sa position par rapport à l'hyperplan, c'est-à-dire le signe de  $w \cdot x - b$ . On peut utiliser différents types de fonctions de noyau (d'autres formes de frontières) comme une fonction polynômiale de degré  $d$ , sigmoïdale ou RBF (Radial Basis Function). La règle de décision des SVM affecte une nouvelle observation  $x$  en fonction du signe de la quantité  $M(x)$  :

$$M(x) = \sum_{j=1}^n \alpha_j \omega_j K(x, x_j) + \beta_0 \quad (5.16)$$

où les  $\alpha_j$  et  $\beta_0$  sont les coefficients des vecteurs supports,  $\omega_j=1$  si l'observation d'apprentissage appartient à la classe  $C_1$  et  $\omega_j=-1$  sinon. La fonction  $K$  est appelée le noyau et est définie par  $K(x, x') = \langle h(x), h(x') \rangle$ , où  $h(\cdot)$  est l'opérateur de transformation des données. L'estimation des coefficients des vecteurs supports est un problème d'optimisation convexe qui peut être résolu par des outils d'optimisation classique. Enfin, un paramètre, usuellement noté  $\gamma$ , contraint le problème d'optimisation et doit être réglé par l'utilisateur. Ces méthodes ont quelques désavantages qui méritent d'être notés. La première limitation des SVM est la difficulté d'interprétation des règles de décision produites qui sont uniquement basées sur les observations d'apprentissage. Les SVM sont des méthodes relativement coûteuses en temps de calcul et dont le paramétrage (choix du noyau, paramètres du noyau, contrainte de violation) est souvent difficile.

### **3. Classification par les Réseaux Neuronaux (RN)**

Les réseaux neuronaux font une simulation du processus du raisonnement du cerveau humain pour la résolution des problèmes spatiaux en utilisant des systèmes non-linéaires dont les données d'entrée sont les images satellite et les données de sortie sont une classification de l'image selon une nomenclature prédéfinie. Ils présentent la possibilité d'incorporer différents types de données (des connaissances *a priori* et des contraintes physiques réalistes) dans le processus d'analyse.

Il existe divers types de réseaux neuronaux; le perceptron multicouche (MLP) utilisé dans l'algorithme d'apprentissage par rétro-propagation est un des plus utilisés en modèles de

réseaux neuronaux. Un réseau par rétro-propagation typique inclut, normalement, la couche d'entrée, la couche de sortie et une ou plusieurs couches cachées. Chaque couche est composée par des noeuds, ou neurones.

Dans la phase d'apprentissage, chaque aire d'apprentissage est utilisée pour alimenter la couche d'entrée. Le noeud récepteur additionne les poids de tous les noeuds auxquels il est connecté dans la couche précédente. L'entrée reçue par chaque noeud est pondérée selon la formule suivante [170]:

$$\text{net}_j = \sum_{i=1}^m w_{ij} o_i \quad (5.17)$$

où  $w_{ij}$  représente le poids entre les noeuds  $i$  et  $j$ , et  $o_i$  est la sortie du noeud  $i$ .

Les données de sortie de chaque noeud  $j$  sont le résultat de (5.18):

$$o_j = f(\text{net}_j) \quad (5.18)$$

La fonction  $f$ , souvent sigmoïdale et non-linéaire, est appliquée à la somme pondérée des données d'entrée avant le passage du signal pour la couche suivante. Ensuite, les noeuds de sortie sont comparés aux résultats prévus. Chaque noeud de sortie dans la couche de sortie est associé à une classe. Quand un patron est présenté au réseau, chaque noeud génère une valeur qui indique la similitude entre le patron d'entrée et la classe correspondante. La différence existante entre les données de sortie et le patron désiré est utilisée dans la propagation inverse en utilisant les poids pour les connections respectives (5.19) :

$$w_{ji}(t+1) = d_{ji} o_i + a w_{ji}(t) \quad (5.19)$$

où,  $a$  est le taux d'apprentissage,  $a$  est le paramètre *momentum* et  $d$  est l'erreur.

Le processus en avant et en arrière continuera jusqu'au moment où le réseau a appris les caractéristiques de toutes les classes. Le but de l'apprentissage par le réseau est de trouver les poids appropriés pour les connexions entre les couches d'entrée et cachée et entre les couches cachée et de sortie pour la classification des pixels. Le patron d'entrée est attribué à la classe associée au noeud qui a le niveau d'activation le plus élevé.

Le taux d'erreur acceptable est associé à l'apprentissage du réseau et est évalué en utilisant l'erreur quadratique moyenne (EQM) (5.20):

$$\text{EQM} = \sqrt{\frac{\sum_p \sum_k (t_{pk} - o_{pk})^2}{P * N}} \quad (5.20)$$

où,  $t_{pk}$  est la valeur des données de sortie,  $o_{pk}$  est la valeur des données d'entrée,  $N$  est le nombre de pixels.

L'utilisateur peut spécifier la valeur de l'EQM dans la phase d'entraînement du réseau. Nous avons testé diverses valeurs pour l'EQM en utilisant les mêmes aires d'apprentissage que celles définies pour l'application de la méthode du maximum de vraisemblance.

#### 5.2.2.5. Validation de la classification

La matrice de confusion (tableau 5.1), définie comme la répartition des pixels classés dans les différentes classes pour chacune des régions de référence, nous permet d'évaluer la qualité de la classification. Le nombre d'observations attribuées à chaque classe est comparé avec le nombre d'occurrences des classes de référence. Les éléments de la diagonale représentent la fréquence de concordance entre la carte classifiée et les données de référence. Ils indiquent aussi, pour chaque classe, le nombre d'observations qui ne sont pas attribués à cette classe (*erreur par défaut*) et le nombre d'observations qui sont incorrectement attribués à une classe (*erreur par excès*).

Classes de la carte classifiée	Classes de la carte de référence				Total
	1	2	...	m	
1	P <sub>11</sub>	P <sub>12</sub>	...	P <sub>1m</sub>	P <sub>1.</sub>
2	P <sub>21</sub>	P <sub>22</sub>	...	P <sub>2m</sub>	P <sub>2.</sub>
....	...	....	....	...	...
m	P <sub>m1</sub>	P <sub>m2</sub>	...	P <sub>mm</sub>	P <sub>m.</sub>
Total	P <sub>.1</sub>	P <sub>.2</sub>	...	P <sub>.m</sub>	1

Tableau 5.1: Proportions de concordance et discordance entre deux cartes [171]

La matrice de confusion permet le calcul des indices qui sont fréquemment utilisés pour évaluer la qualité des cartes obtenues par télédétection : la précision *globale*, l'indice *Kappa*, la *précision pour le producteur* et la *précision pour l'utilisateur* [172]. La *précision globale* évalue la proportion de pixels de l'échantillon correctement classifiés par rapport à la totalité de l'échantillon utilisé dans la validation [171];

$$\text{Précision globale (PG)} = \sum_{i=1}^m P_{ii} \quad (5.21)$$



L'indice de *Kappa*  $K$  (5.22) exprime le rapport entre l'erreur obtenue et l'erreur correspondant à une classification faite au hasard équiprobable [171]. Cet indice varie entre -1 (aucune concordance) et 1 (concordance parfaite). Un  $K$  égal à 0 indique une concordance équivalente à celle de l'hasard équiprobable.

$$K = \frac{N \sum_k x_{kk} - \sum_k x_{k\Sigma} x_{\Sigma k}}{N^2 - \sum_k x_{k\Sigma} x_{\Sigma k}} \quad (5.22)$$

où  $(x_{kk})$  est le nombre d'observations dans la ligne  $k$  et la colonne  $k$  ;  $(x_{\Sigma k})$  et  $(x_{k\Sigma})$  sont les totaux marginaux de la ligne  $i$  et de la colonne  $j$  respectivement et  $N$  correspond au nombre d'échantillons. D'après Pontius [173], dans une étude de l'occupation du sol, lorsque l'indice de *Kappa* évalué dans les opérations de classification est compris entre 50 et 75 %, la classification adoptée est valable et les résultats peuvent être judicieusement utilisés.

La précision *pour le producteur*, ou l'*erreur d'omission*, est le rapport entre le nombre total de pixels correctement attribués à une classe et le nombre total de pixels de cette classe selon les données de référence. Cette statistique indique la probabilité d'un pixel des données de référence à être bien classé [166].

L'*Exactitude pour l'utilisateur*, ou l'*erreur de commission*, est le rapport entre le nombre total de pixels correctement attribués à une classe et le nombre total de pixels de cette classe selon la classification réalisée. Cette statistique représente la probabilité d'un pixel à représenter correctement la classe qui lui a été attribué dans la classification [166].

### 5.2.3 Choix de la technique de classification

Nous avons appliqué chacune des méthodes de classification proposées précédemment à l'image Spot (HRV) de Laghouat et l'image Aster de Blida. Après plusieurs tests, le meilleur résultat obtenu par les méthodes des RN et SVM correspond aux caractéristiques suivantes:

<p><u>Caractéristiques du RN</u></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Fonction d'activation : logistic</li> <li>- Contribution du seuil d'entraînement: 0.9000</li> <li>- Taux d'apprentissage : 0.2000</li> <li>- Paramètre momentum: 0.9000</li> <li>- Critère d'erreur pour le processus d'apprentissage : 0.1000</li> <li>- Nombre de couches cachées : 1</li> <li>- Nombre d'itérations d'entraînement 1000</li> </ul>	<p><u>Caractéristiques du SVM</u></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Type de noyau : fonction RBF (Radial Basis Function)</li> <li>- Gamma dans la fonction noyau : 0.33</li> <li>- Paramètre de pénalisation : 100</li> <li>- Niveaux de la pyramide : 1</li> <li>- Seuil de la probabilité de classification: 0</li> </ul>
---	--

Les résultats de la qualité des classifications obtenues sur l'image Spot sont présentés dans le graphique de la figure 5.5.a.

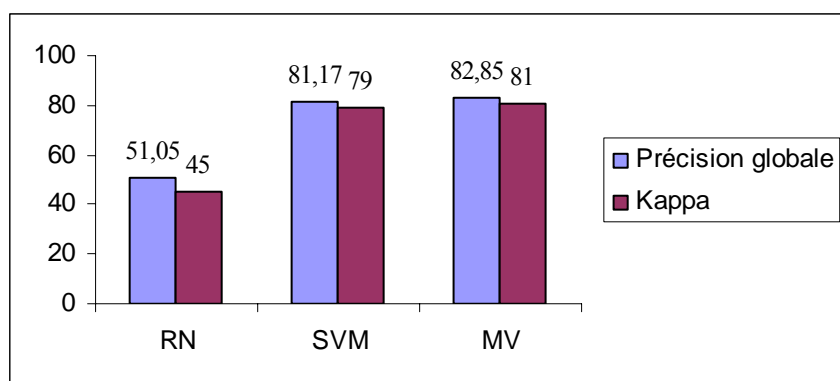


Figure 5.5 (a) : Valeurs de *Précision globale* et *Kappa* obtenues pour chaque méthode testée : RN (réseaux neuronaux); SVM (machine à vecteurs supports); MV (maximum de vraisemblance) – Cas de l'image Spot (HRV) de Laghouat (2001).

Son analyse (cf. figure 5.5.a) montre que la méthode du maximum de vraisemblance est celle qui s'adapte le mieux à l'aire d'étude avec une *Précision globale* de 82,85% et un indice *Kappa* de 81%. La méthode machine à vecteurs supports est la deuxième plus performante; elle est beaucoup meilleure que la méthode de classification RN avec une précision et un indice *Kappa* respectivement de 81,17% et 79%. Les réseaux neuronaux ont présenté la plus faible *Précision globale* (environ 51%) et l'indice *Kappa* le plus bas (45%).

L'application des mêmes méthodes sur l'image Aster de Blida nous amènent aux résultats représentés sur la figure 5.5.b. Nous remarquons que la meilleure précision globale (66.15%) est donnée par la méthode du MV et une valeur de Kappa correspondante de 59.2%.

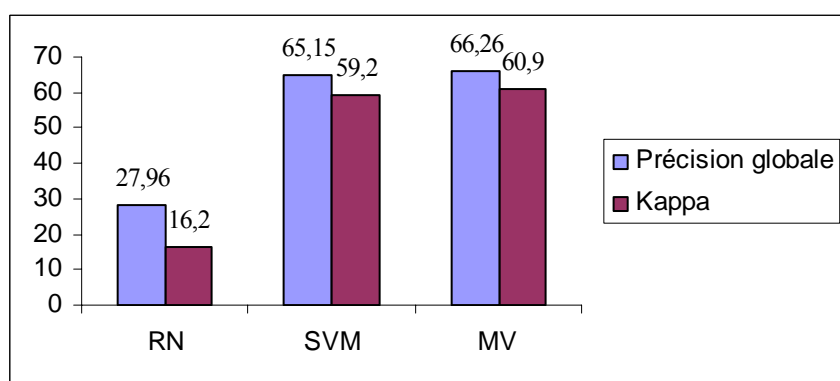


Figure 5.5 (b) : Valeurs de *Précision globale* et *Kappa* obtenues pour chaque méthode testée : RN (réseaux neuronaux); SVM (machine à vecteurs supports); MV (maximum de vraisemblance) – Cas de l'image Aster de Blida (2001).

Le classificateur basé sur les RN ainsi que le séparateur SVM donnent des classifications de moindre précision (cf. figure 5.5.b). Ceci nous amène à considérer dans la suite du travail uniquement le classificateur par MV.

### 5.3 Expérimentation et discussion

Nous avons appliqué le processus pour la réalisation de la cartographie aux deux zones tests. Nous allons dans un premier temps présenter les résultats obtenus sur Laghouat en considérant l'image Spot de 2001; par la suite les mêmes traitements seront effectués sur la zone de Blida en considérant cette fois ci l'image Aster de 2001.

#### 5.3.1 Cas de Laghouat

La matrice de cooccurrence calculée sur une fenêtre d'analyse est utilisée pour obtenir des mesures qui caractérisent la texture.

En suivant le processus représenté au niveau de la figure 5.3, la première étape consiste à calculer les néo-canaux puis à fusionner l'information de manière séquentielle en utilisant un algorithme de classification en mode supervisé.

##### 5.3.1.1 Calcul des images de texture

Les images présentées sur la figure 5.6 correspondent aux néo-canaux calculés sur la matrice de cooccurrence pour l'image SPOT en considérant une fenêtre d'analyse de 3x3 pixels. Nous pouvons observer que certaines structures ressortent mais qu'il n'y a pas de discrimination efficace des différents tissus urbains.

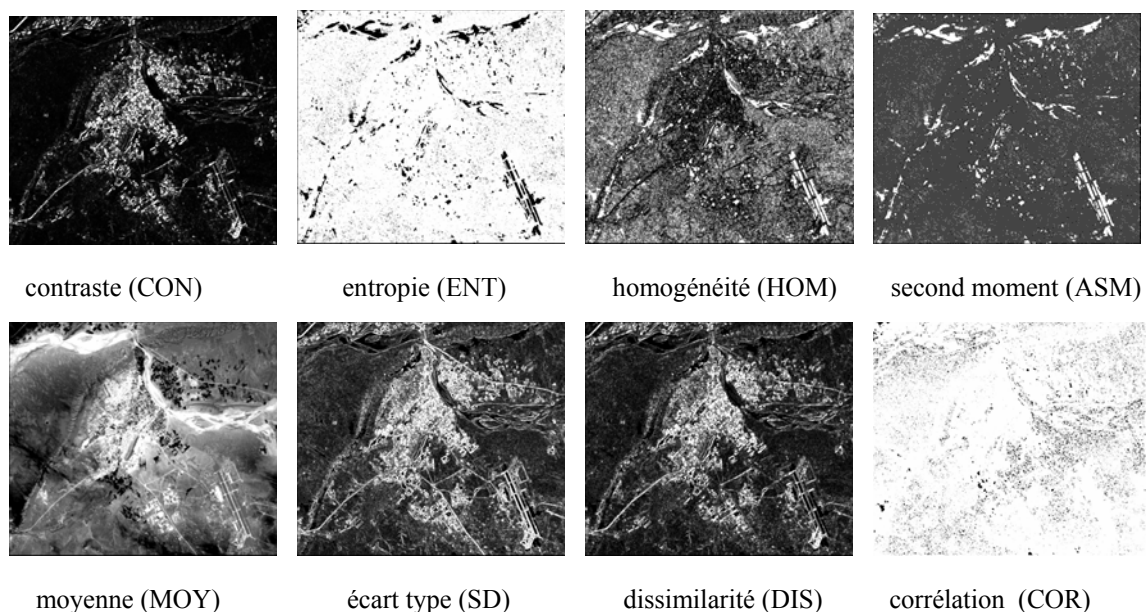


Figure 5.6 : Les huit indices texturaux extraits de la zone d'étude (image Spot de Laghouat)

Nous remarquons que sur les images homogénéité et second moment angulaire, les surfaces bâties présentent une surface hétérogène; les secteurs blancs correspondent aux surfaces homogènes. Le degré d'organisation des niveaux de gris de la matrice de cooccurrence donné par l'entropie varie de manière opposée. Elle est maximale pour les structures urbaines et les objets complexes (la montagne et le lit de l'oued). Nous pouvons voir que la différence entre les classes qui composent l'image n'est pas assez claire. L'information donnée par l'inertie permet de faire la distinction entre les classes qui se trouvent dans l'image. Les variations locales sont importantes, indiquant qu'il existe peu de régions homogènes.

### 5.3.1.2 Classification non-supervisée et détermination des régions d'intérêt

D'après les enquêtes terrain, nous avons décidé de considérer neuf classes d'occupations pour la zone de Laghouat (cf. figure 5.7). Afin de mieux définir les zones d'apprentissage, nous avons effectué une classification non-supervisée C'est sur la base de ces échantillons que la classification supervisée sera réalisée.

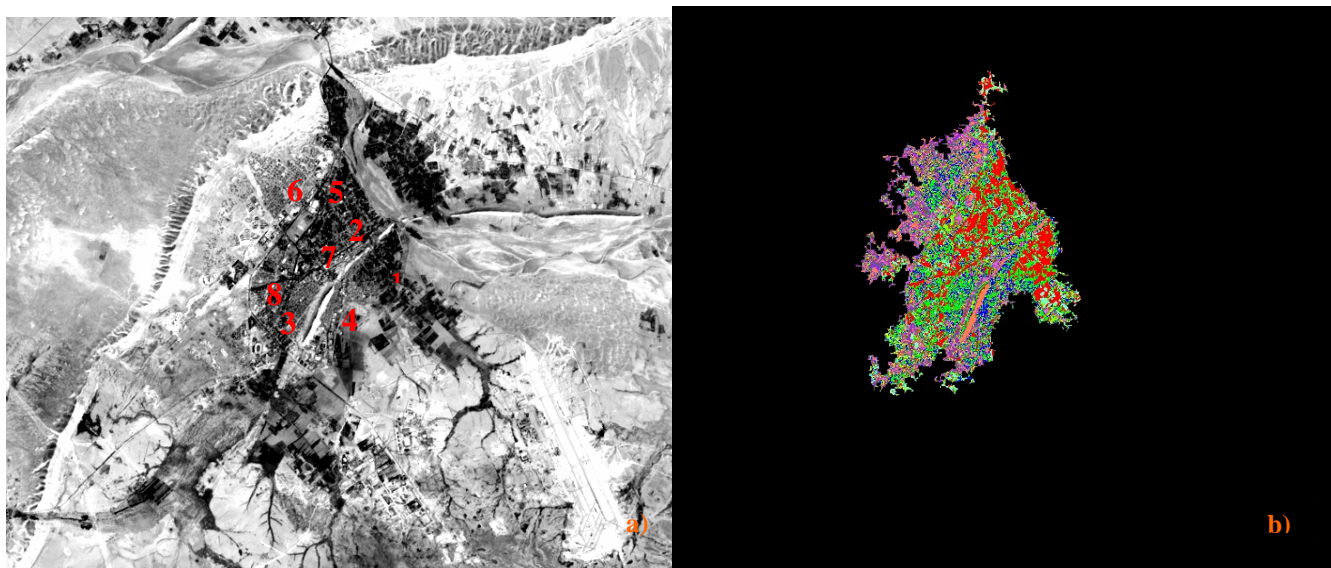


Figure 5.7 : Zones d'apprentissage choisies (a) et classification non supervisée par isodata de la zone urbaine (b) (1) Bâti sous palmeraie (2) Bâti et jardins (3) Mamourah (4) Es Sadikia (5) Laghouatine (6) Oasis nord (7) Les îlots de verdure urbaine (8) El Maquam (9) Djebel de Tizigharin

Le principe d'une classification supervisée est de fournir au programme qui effectue la classification des échantillons de pixels représentant une région de référence. Pour déclarer ces échantillons, appelés sites d'entraînement, nous sélectionnons des plages polygonales de pixels homogènes sur l'image à analyser. Afin de définir correctement les sites d'entraînement, on choisit tout d'abord un territoire où est présent le type d'occupation du

sol que l'on souhaite mettre en évidence. On sélectionne le territoire du site d'entraînement à partir des résultats de la première classification ISODATA

La figure 5.7 montre différents types de quartiers dans le périmètre urbain, essentiellement la médina, les quartiers denses et équipés d'un réseau routier, les nouveaux quartiers périphériques.

### 5.3.1.3 Classification supervisée radiométrique

Nous avons commencé par une classification radiométrique en considérant uniquement les canaux XS de l'image SPOT. Dans le tableau 5.2, nous pouvons observer les valeurs correspondant à la matrice de confusion pour l'image SPOT où il y a neuf classes bien représentées. La précision globale, des pixels correctement classifiés en tenant compte uniquement de l'information spectrale est de l'ordre de 83%. La valeur de kappa dans le cas de l'image SPOT est de 0.81 signifiant que 81% de la classification ne sont pas dûs au hasard. Des confusions sont constatées à partir de la seule valeur radiométrique, par exemple *l'erreur de commission (C)* correspondant au pourcentage de pixels d'une classe issue de la classification qui appartiennent, en fait à d'autres classes dans les données de référence est de l'ordre de 37.04% pour la zone urbaine "Mamourah" et de 11.67% pour la zone "Oasis Nord" (tableau 5.2). *L'erreur d'omission (O)*, pixels appartenant aux échantillons mais qui ne sont pas correctement classifiés, est de l'ordre de 19.15% par ex pour la zone "Laghouatine"; 11.67% de pixels de la zone "Oasis Nord" ne sont pas correctement classifiés (tableau 5.2).

Classes	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	C (%)	O (%)
Bâti sous palmeraie (1)	79.1	12.77	2.38	0.00	4.26	0.00	1.32	0.00	0.00	15.87	20.90
Bâti et jardins (2)	8.96	70.21	12.24	2.27	0.00	0.00	0.00	12.24	0.00	28.26	29.79
Mamourah (3)	1.49	4.26	80.95	6.82	4.26	0.00	0.00	24.49	0.00	37.04	19.05
Essadikia (4)	0.00	0.00	4.76	84.09	8.51	1.67	0.00	2.04	0.00	17.78	15.91
Laghouatine(5)	4.48	2.13	0.00	2.27	80.85	10.00	0.00	0.00	0.00	22.45	19.15
Oasis Nord (6)	0.00	0.00	2.38	4.55	2.13	88.33	0.00	0.00	6.52	11.67	11.67
Ilots de verdure (7)	1.49	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	98.68	0.00	0.00	1.32	1.32
El maquam (8)	4.48	10.64	9.52	0.00	0.00	0.00	0.00	61.22	0.00	28.57	38.78
dj. Tiziraine (9)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	93.48	0.00	6.52
<b>Précision globale = 82.84 %</b>											
<b>Coefficient Kappa = 0.81</b>											

Tableau 5.2: Matrice de confusion correspondant à la classification faite par Maximum de Vraisemblance sur la radiométrie des images SPOT

Les confusions constatées à partir de la classification radiométrique nous ont amené à considérer la texture dans le processus de la classification. Il ne s'agit pas ici de montrer les

performances de l'apport de l'information texturale mais plutôt de déterminer parmi les paramètres de texture ceux qui vont améliorer la précision de la classification.

#### 5.3.1.4 Cartographie par fusion d'informations

Il s'agit de trouver la meilleure classification en exploitant l'information texturale. Les néo-canaux texturaux sont intégrés paramètre après paramètre; à chaque étape, on retiendra le néo-canal ayant engendré la meilleure classification selon le processus donné dans la figure 5.1. Les résultats obtenus à chaque étape sont donnés en annexe A5.2. Le tableau 5.3 illustre la précision obtenue pour le meilleur paramètre de chaque étape. L'intégration séquentielle des cinq premiers paramètres texturaux augmente à chaque fois la précision de la classification. Le meilleur taux de précision, pour le premier paramètre, est donné par l'homogénéité avec une précision globale de 87.66%; la valeur kappa correspondante est de l'ordre de 0.86%. Le néo-canal homogénéité sera retenu dans le processus de classification; il sera fusionné avec un seul paramètre à la fois, et ainsi de suite. A partir du 6<sup>ème</sup> paramètre correspondant au second moment angulaire, la texture n'apporte plus de précision; la précision globale qui était environ de 93% tourne alors autour de 92%. L'indice d'évaluation de Kappa dont la valeur était de 92% environ approche à son tour 91%.

Paramètres	1 <sup>er</sup> paramètre	2 <sup>ème</sup> paramètre	3 <sup>ème</sup> paramètre	4 <sup>ème</sup> paramètre	5 <sup>ème</sup> paramètre	6 <sup>ème</sup> paramètre	7 <sup>ème</sup> paramètre	8 <sup>ème</sup> paramètre
Classes	<i>Homogénéité</i>	<i>Moyenne</i>	<i>Variance</i>	<i>Dissimilarité</i>	<i>Contraste</i>	<i>Second Moment</i>	<i>Entropie</i>	<i>Corrélation</i>
Ilots de verdure	98.68	98.68	98.68	98.68	98.68	98.68	0.00	0.00
Bâti sous palmeraie	82.09	86.57	86.57	88.06	88.06	85.07	0.00	0.00
Bâti et jardins	82.98	78.72	85.11	85.11	87.23	91.49	0.00	0.00
El maquam	85.71	93.88	91.84	93.88	91.84	95.92	0.00	0.00
dj. Tiziraine	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	0.00	0.00
Oasis Nord	88.33	91.67	91.67	93.33	93.33	95.00	100.00	100.00
Essadikia	93.18	95.45	95.45	95.45	97.73	97.73	0.00	0.00
Mamourah	69.05	69.05	71.43	78.57	83.33	73.81	0.00	0.00
Laghouatine	82.98	89.36	89.36	87.23	95.74	91.49	0.00	0.00
<b>Précision globale</b>	<b>87.66</b>	<b>89.96</b>	<b>90.59</b>	<b>91.63</b>	<b>93.10</b>	<b>92.47</b>	<b>12.55</b>	<b>12.55</b>
<b>Coefficient Kappa</b>	<b>0.86</b>	<b>0.89</b>	<b>0.89</b>	<b>0.91</b>	<b>0.92</b>	<b>0.91</b>	<b>0.00</b>	<b>0.00</b>

Tableau 5.3 : Matrice de confusion correspondant à la classification faite par Maximum de Vraisemblance sur 1 seul paramètre de la matrice de cooccurrence issue de l'image SPOT.

La prise en compte de l'information texturale a considérablement amélioré la précision de la classification. Plus de 88% du thème "Bâti sous palmeraie" sont bien classés; 87,23% du thème "Bâti et jardins" sont bien classés contre seulement 70.21% dans la classification

radiométrique. La zone de "Mamourah" a aussi subi une amélioration de presque 3%. Presque 98% de "Essadikia" sont bien classés en tenant compte de la texture alors que dans la classification radiométrique 84% seulement sont correctement classifiés. La texture a apporté environ 15% et 5% de plus de précision pour le thème "Laghouatine" et "Oasis Nord" respectivement. Le thème "El maquam" est passé de 61.22% à 91.84%, soit plus de 30% de précision.

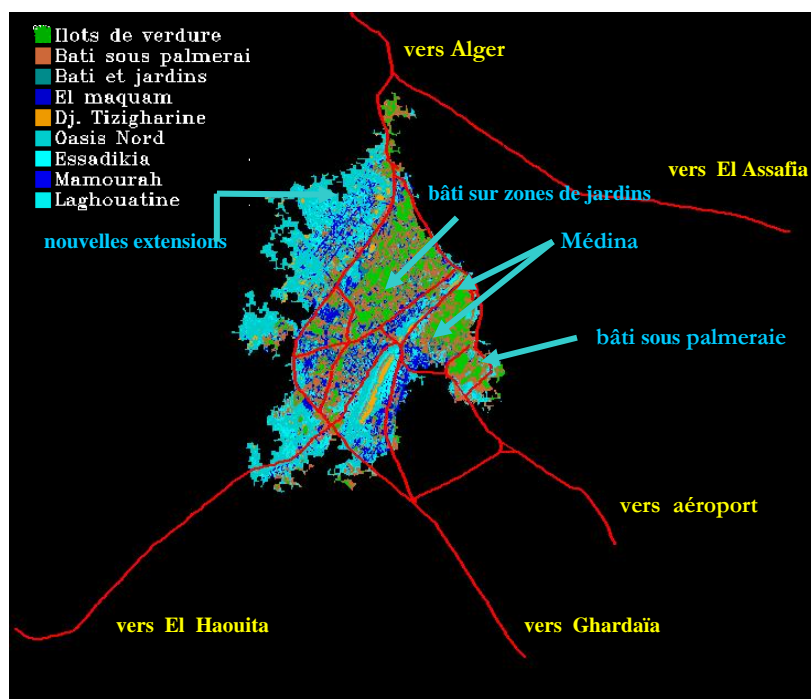


Figure 5.8 : Organisation de l'espace urbain de Laghouat; résultat de la classification de l'image SPOT/XS de 2001.

Les différents types de bâtis sont relativement bien différenciés et, plus particulièrement les trois grandes classes présentes à savoir : le bâti sous palmeraie ou en zone de jardins avec une forte densité de végétation, les constructions individuelles relativement sans végétation urbaine (Médina et nouveaux lotissements), zones d'habitats collectifs et infrastructures publiques (zone d'activité médicale, université, infrastructures sportives, zone d'activité industrielle).

Les limites de la tache urbaine sont assez bien déterminées, notamment la zone principale de l'agglomération. Les zones périphériques sont bien moins délimitées, en particulier l'armature urbaine est peu discernable à cause notamment de l'absence de végétation urbaine qui aurait permis de délimiter les rues d'une part et du plan urbanistique particulier d'autre part; l'absence de végétation, la proximité relative des réponses spectrales de

certains thèmes (bâti, zones de mise en valeur notamment) sont autant d'handicaps qui diminuent la possibilité de bien séparer la bâti des autres thèmes par des algorithmes classiques de traitement; même le masque «indice de végétation», utilisé en général pour délimiter les surfaces urbanisées, s'avère peu efficace dans ce cas.

### 5.3.2 Cas de Blida

La même démarche est adoptée cette fois ci pour l'image Aster de Blida; il s'agit dans une première étape de calculer les néo-canaux texturaux à partir de la matrice des cooccurrences. Par la suite, le meilleur paramètre sera retenu à chaque fois; il sera alors fusionné avec l'image multispectrale pour une différenciation optimale des tissus urbains.

#### 5.3.2.1 Calcul des images de texture

Sur les images contraste, dissimilarité et écart type, les secteurs blancs correspondent aux surfaces hétérogènes. Sur l'image homogénéité, les secteurs blancs sont les plus homogènes; ils correspondent à l'eau, aux surfaces de végétation et à la forêt.

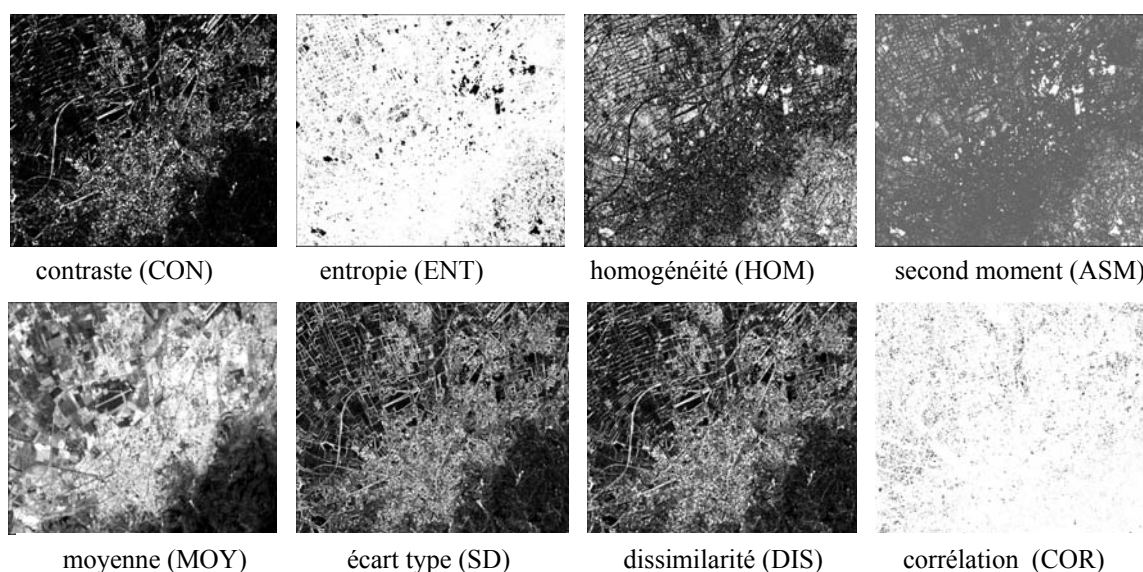


Figure 5.9 : Les huit indices texturaux extraits de la zone d'étude (image Aster de Blida).

#### 5.3.2.2 Classification non-supervisée et détermination des régions d'intérêt

La détermination des occupations du sol à partir de l'image satellite n'est pas facile; comme nous pouvons le constater sur la figure 5.10, les objets urbains présentent une grande hétérogénéité et la confusion apparaît au sein du même objet. Les responsables au niveau du service d'urbanisme de la ville de Blida, nous ont confirmé que plusieurs zones



étaient à l'état 'chantier' au cours de cette période, d'où l'aspect brillant sur plusieurs régions de l'image. Après plusieurs sorties sur le terrain, nous avons alors décidé de considérer sept classes d'occupation (cf. figure 5.10).

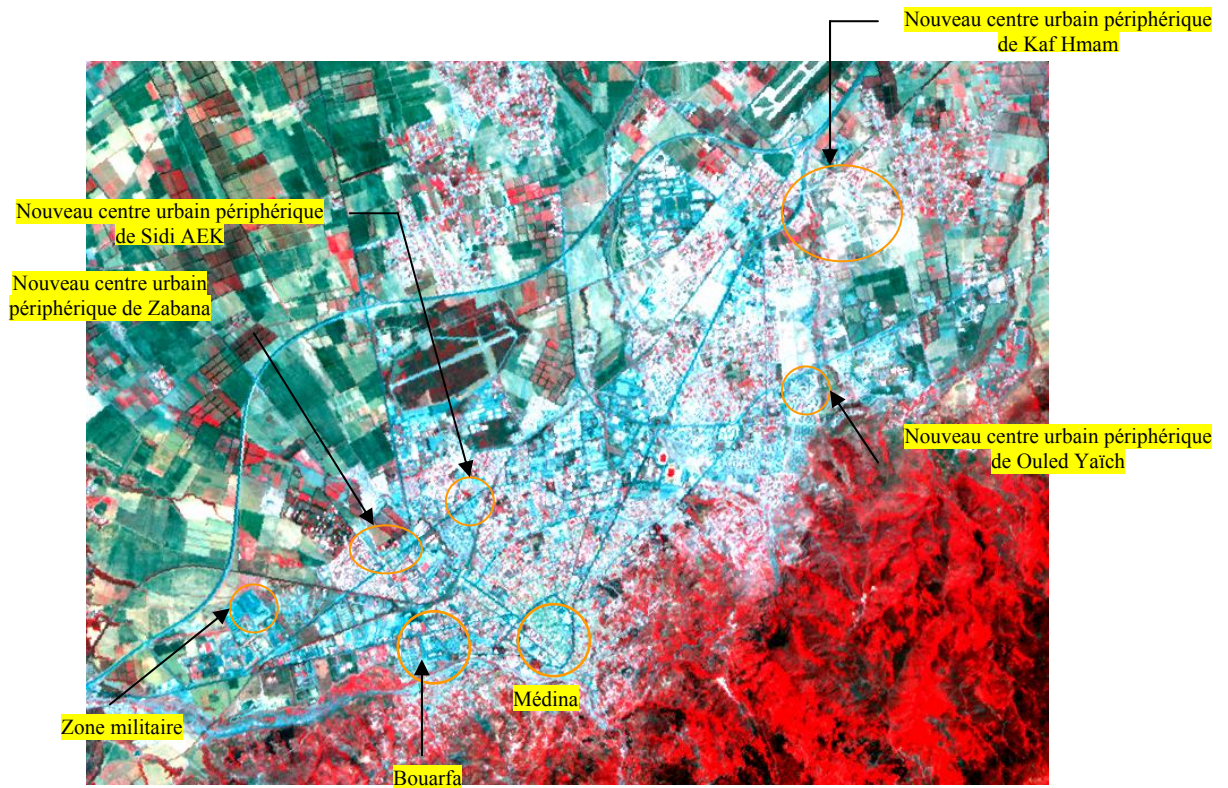


Figure 5.10 : Zones d'apprentissage choisies à partir de l'image Aster de Blida

Afin de déterminer avec une grande précision les régions d'intérêt correspondant aux échantillons, nous avons appliqué une classification non supervisée par isodata sur la zone urbaine (cf. figure 5.10).

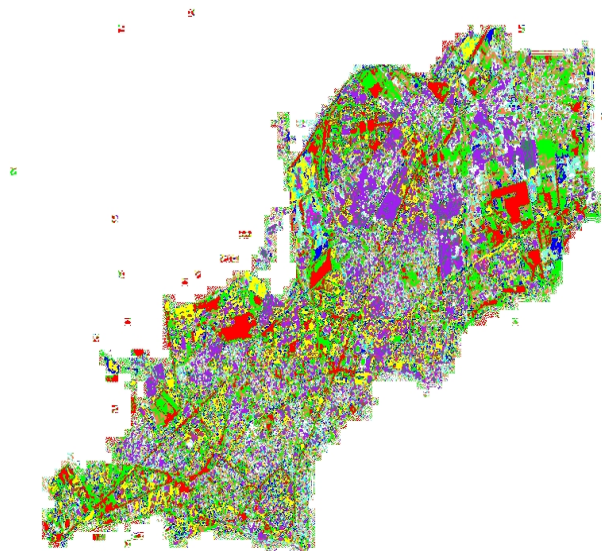


Figure 5.11 : Classification non supervisée par isodata de la zone urbaine de Blida

La figure 5.11 montre les différents types de quartiers, notamment la médina, la zone des grands équipements ainsi que les nouveaux centres périphériques.

### 5.3.2.3 Classification supervisée radiométrique

Comme pour la zone de Laghouat, nous avons commencé par une classification radiométrique en considérant uniquement les trois canaux de l'image Aster. Dans le tableau 5.4, nous pouvons observer les valeurs correspondant à la matrice de confusion pour l'image Aster où les sept classes sont représentées.

Classes	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	C (%)	O (%)
Medina (1)	88.12	0.00	0.00	0.93	0.00	1.83	28.26	32.58	11.88
Zone militaire (2)	0.00	91.26	0.00	0.00	2.15	3.05	10.87	18.97	8.74
Zabana (3)	0.00	0.00	93.33	0.00	8.60	23.17	5.80	35.53	6.67
Sidi AEK (4)	2.97	0.00	0.00	89.81	2.15	25.61	5.07	35.76	10.19
Kaf Hmam (5)	1.98	2.91	0.00	1.85	74.19	14.63	9.42	38.94	25.81
Ouled Yaïch (6)	0.00	0.00	4.76	3.70	5.38	25.00	4.35	32.79	75.00
Bouarfa (7)	6.93	5.83	1.90	3.70	7.53	6.71	36.23	42.53	63.77
<b>Précision globale = 66.26%</b>									
<b>Coefficient Kappa = 0.61</b>									

Tableau 5.4 : Matrice de confusion correspondant à la classification faite par Maximum de Vraisemblance sur la radiométrie des images Aster.

La précision globale, des pixels correctement classifiés en tenant compte uniquement de l'information spectrale est de l'ordre de 66.26%; la valeur de kappa correspondante est de l'ordre de 0.61 signifiant que 61% de la classification ne sont pas dûs au hasard. La Médina, les zones militaire, de Zabana et de Sidi AEK sont classifiées avec une précision dépassant les 88%. Des confusions sont constatées au niveau de certains thèmes urbains; le pourcentage de pixels d'une classe issue de la classification qui appartiennent, en fait à d'autres classes dans les données de référence est de l'ordre de 42.53 % pour la zone urbaine "Bouarfa" et de 18.97% pour la zone "militaire" (cf. tableau 5.3). L'erreur d'omission est importante pour les thèmes "Bouarfa" et "Ouled Yaïche"; en effet plus de 75% de pixels appartenant aux échantillons de la classe "Bouarfa" ne sont pas correctement classifiés, contre seulement 6.67% pour la zone de "Zabana" (tableau 5.3). Ces résultats étaient prévisibles, l'analyse visuelle de l'image ne permet pas de distinguer précisément les thèmes urbains considérés. Comment alors améliorer la discrimination entre les thèmes urbains? Nous allons voir dans la section suivante, quelle est l'information texturale qui permet de réduire l'écart de confusion.

### 5.3.2.4 Cartographie par fusion d'informations

Comme pour l'image Spot de Laghouat, nous avons essayé de déterminer la meilleure combinaison texturale en procédant canal par canal à chaque étape du processus (cf. figure 5.1). Les résultats obtenus à chaque étape sont donnés en annexe A5.2. Le tableau 5.5 illustre la précision obtenue pour le meilleur paramètre de chaque étape.

Paramètres	1 <sup>er</sup> paramètre	2 <sup>ème</sup> paramètre	3 <sup>ème</sup> paramètre	4 <sup>ème</sup> paramètre	5 <sup>ème</sup> paramètre	6 <sup>ème</sup> paramètre	7 <sup>ème</sup> paramètre	8 <sup>ème</sup> paramètre
Classes	<i>Moyenne</i>	<i>Homogénéité</i>	<i>Contraste</i>	<i>Dissimilarité</i>	<i>Variance</i>	<i>Corrélation</i>	<i>Second Moment</i>	<i>Entropie</i>
Medina (1)	89.11	90.10	92.08	91.09	91.09	88.12	91.09	96.04
Zone militaire (2)	91.26	88.35	87.38	90.29	91.26	89.32	90.29	88.35
Zabana (3)	93.33	93.33	93.33	94.29	93.33	93.33	93.33	93.33
Sidi AEK (4)	87.96	88.89	87.04	84.26	88.89	79.63	73.15	68.52
Kaf Hmam (5)	80.65	80.65	80.65	78.49	78.49	87.10	88.17	84.95
Ouled Yaïch (6)	34.15	32.93	35.98	40.85	43.29	43.90	34.15	32.32
Bourfa (7)	42.03	10.37	52.90	55.80	60.87	52.17	57.97	56.52
<b>Précision globale</b>	<b>69.70</b>	<b>70.57</b>	<b>71.68</b>	<b>72.91</b>	<b>74.88</b>	<b>72.66</b>	<b>71.43</b>	<b>70.20</b>
<b>Coefficient Kappa</b>	<b>0.64</b>	<b>0.66</b>	<b>0.67</b>	<b>0.68</b>	<b>0.71</b>	<b>0.69</b>	<b>0.67</b>	<b>0.65</b>

Tableau 5.5 : Matrice de confusion correspondant à la classification faite par Maximum de Vraisemblance sur 1 seul paramètre de la matrice de cooccurrence issue de l'image Aster.

L'intégration séquentielle de l'information texturale a amélioré sensiblement la précision de la classification. Le néo-canal *moyenne* a engendré le meilleur taux de classification pour le 1<sup>er</sup> paramètre; la précision globale est de 69.70% et la valeur de Kappa est de l'ordre de 0.64. Ce paramètre est retenu et fusionné avec les autres paramètres. Le processus est répété jusqu'au cinquième paramètre; la précision globale atteint la valeur 74.88% correspondant au maximum. Par la suite, l'intégration des paramètres restants n'apporte aucune amélioration à la classification (cf. Tableau 5.5).

L'analyse du tableau 5.5 nous permet de constater que tous les thèmes urbains sont discriminés avec une meilleure précision lorsqu'on tient compte de l'information texturale. Plus de 93% des pixels du thème "Zabana" sont bien classés; les pixels des thèmes "Ouled Yaïch" et "Bouarfa" sont discriminés avec une précision de 43.29% et 60.87 % soit une augmentation de 18.29% et 24.64% respectivement par rapport à la classification radiométrique. La texture a apporté environ 2.97% et 4.3% de plus de précision pour le thème "Médina" et "Kaf Hmam" respectivement.

Les différents types de bâtis sont relativement bien différenciés et, plus particulièrement les trois grandes classes présentes à savoir : la Médina et les constructions individuelles sans végétation urbaine, les zones d'habitats collectifs et infrastructures publiques (zone d'activité, université, infrastructures sportives, zone d'activité industrielle), les zones à forte densité de végétation, les constructions individuelles relativement sans végétation urbaine (Médina et nouveaux lotissements).

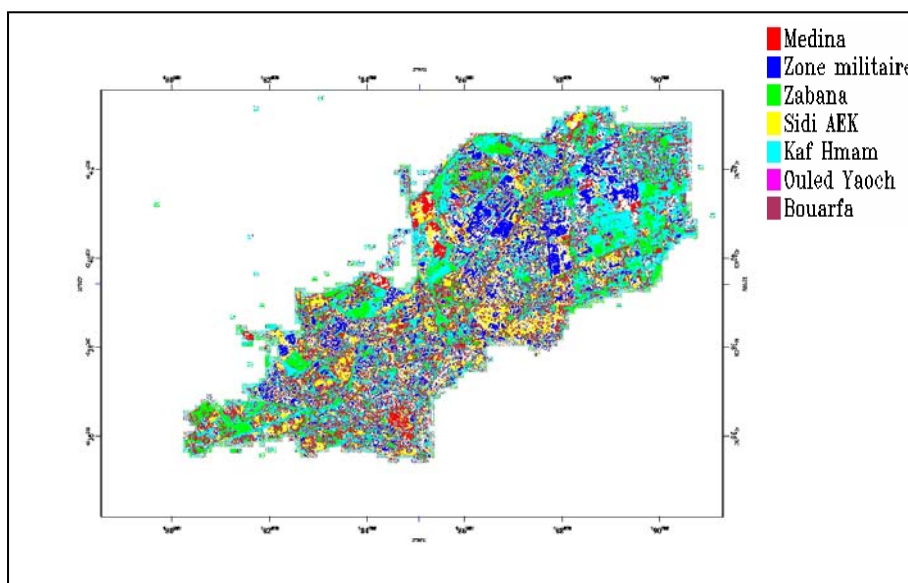


Figure 5.12 : Cartographie de l'espace urbain de Blida; résultat de la classification de l'image Aster de 2001.

La situation géographique particulière au Piémont de l'Atlas blidéen favorisait l'extension des surfaces bâties aux dépens des zones agricoles. Si la tache urbaine principale (densité forte du bâti) peut être aisément mise en évidence et délimitée à partir de l'image Aster par des traitements classiques, les foyers urbains secondaires sont, par contre, difficilement discernables des autres thèmes de l'espace périurbain à cause des confusions avec les parcelles en jachère et avec les sols nus. Les serres apparaissent également avec une réponse très voisine des surfaces bâties et leurs formes géométriques augmentent leur confusion avec le bâti (apparence de bâtiments).

#### 5.4 Conclusion

Dans ce chapitre, une étude sur l'analyse intra-urbaine à partir d'images satellitaires a été réalisée. Les tests ont porté sur deux images, SPOT XS et Aster, prises respectivement sur

la ville de Laghouat et de Blida. L'algorithme final proposé est constitué de deux parties: une étape d'analyse de texture et une étape de fusion.

Les images satellites, si elles apportent une nouvelle vision de la ville plus proche de celle des utilisateurs du milieu urbain, sont une véritable opportunité pour le milieu urbain et périurbain. Toutefois, la résolution spatiale des images HRV-XS, Landsat TM et Aster est trop grossière pour une analyse fine des milieux urbains algériens, excessivement hétérogènes et composés essentiellement d'éléments de taille très petite par rapport à la superficie du pixel. Dans ce travail, nous avons montré l'intérêt d'intégrer l'information spectrale et de la distribution spatiale des niveaux de gris dans l'image dans un processus de classification en zones urbaines sur des images hautes résolutions, permettant d'apporter une amélioration de la séparabilité des classes et une augmentation du taux global de bon classement. Les zones périphériques restent encore moins bien délimitées pour l'image de Laghouat, à cause notamment de l'absence de végétation urbaine qui aurait permis de délimiter les rues d'une part et du plan urbanistique particulier d'autre part; l'absence de végétation, la proximité relative des réponses spectrales de certains thèmes (bâti, zones de mise en valeur notamment) sont autant d'handicaps qui diminuent la possibilité de bien séparer le bâti des autres thèmes par des algorithmes classiques de traitement d'images. L'amélioration de la résolution spatiale et l'apport des données exogènes offrent alors un puissant outil pour la planification des villes des pays en développement.

## **CHAPITRE 6**

### **LE COMPLEXE URBAIN DE BLIDA : UN ESPACE EN MUTATION EN ZONE DE TRANSITION MONTAGNE-PLAINE**

#### PARTIE 1 : SUIVI DE LA DYNAMIQUE URBAINE

La détection des changements est le processus d'identification des différences d'état d'une zone en l'observant à des dates différentes: on cherche à quantifier (aspect spatial) et à qualifier (aspect sémantique) le changement détecté. Parmi les facteurs limitant cette détection, nous citons les différences de conditions atmosphériques, de géométrie d'acquisition et de conditions au sol.

Cette partie pose la questions suivante: *peut-on mesurer les formes urbaines et leur dynamique à partir de données de télédétection?* Dans les chapitres précédents, l'utilisation de la télédétection a permis de délimiter la forme urbaine mais aussi de décrire les divers tissus urbains. Cette description n'est pas suffisante car il manque d'autres critères qualitatifs et quantitatifs nécessaires pour décrire le phénomène de la croissance urbaine.

Il s'agit ici de proposer une méthodologie visant à détecter les changements spatio-temporels, imputables à l'urbanisation, en particulier au niveau de la périphérie blidéenne entre 1987 et 2001.

#### 6.1 Études urbaines spatio-temporelles en télédétection

La télédétection est un outil qui fournit des images sur les objets ou phénomènes de façon temporellement répétitive et de qualité constante ce qui permet de réaliser des études du changement de l'occupation du sol. Ces études peuvent être très utiles pour étudier divers phénomènes comme, par exemple, la déforestation, les variations saisonnières des

pâturages, le stress des cultures, le changement climatique, la surveillance des catastrophes, l'évolution des franges urbaines, la métropolisation, etc. De nombreux travaux ont été dédiés à l'utilisation de la télédétection dans les études spatio-temporelles urbaines qui constitue une des questions les plus étudiées parmi celles portant sur le changement de l'occupation du sol; nous pouvons citer par exemple (cf. tableau 6.1).

<b>Auteurs</b>	<b>Aire d'étude</b>	<b>Type de données</b>	<b>Élément d'analyse</b>	<b>Résolution temporelle</b>
Wayne et al. [174]	Calgary, Canada	Landsat TM7	Pixel	1999-2002
Zhang et al. [175]	Beijing, Chine	Landsat TM et densité routière	Pixel	1984-1997
Gluch [176]	Wasatch Front, Utah, Etats-Unis	Landsat TM et SPOT-P	Pixel	1990-1995
Herold et al. [177]	Santa Barbara, Californie, Etats-Unis	Ikonos et photos aériennes	Pixel	1929-2001
Abdellaoui et Benblidia [178]	Laghouat, Algérie	Landsat TM, MSS, Aster	Pixel	1972-2004
Weng [179]	Zhujiang, Chine	Landsat TM	Pixel	1989-1997
Masek et al. [180]	Washington DC, Etats-Unis	Landsat TM	Pixel	1973-1996
Kwarteng et Chavez [181]	Ville du Koweït, Koweït	Landsat TM	Pixel	1986-1993
Tenedorio [182]	Lisbonne, Portugal	Landsat TM	Pixel	1960-1990
Cabral et al. [183]	Sintra et Cascais, Portugal	Landsat TM et ETM+	Objet	1989-2000

Tableau 6.1 : Quelques études spatio-temporelles urbaines basées sur la télédétection

## 6.2 Techniques de détection du changement de l'occupation du sol

Singh définit la détection du changement dans l'occupation du sol comme le processus qui permet l'identification des différences dans l'état d'un objet ou phénomène à travers son



observation à des moments différents [184]. Idéalement, ce processus doit utiliser des images obtenues par le même capteur (ou un capteur similaire) et enregistrées en utilisant la même résolution spatiale et les mêmes bandes spectrales. Plusieurs paramètres peuvent influencer sur la détection des changements dont la géométrie d'observation et la date d'acquisition [11]. Jensen a montré que l'erreur quadratique moyenne commise au cours du processus de géoréférencement des images utilisées pour la détection du changement doit être égale ou inférieure à la moitié d'un pixel [166]. Par ailleurs, les erreurs provoquées par les variations saisonnières et l'angle solaire peuvent être minimisées si nous utilisons des images obtenues à la même date.

Pour répondre à la nécessité d'étudier les changements de l'occupation du sol en utilisant la télédétection, diverses techniques ont été développées depuis les années 70 (cf. figure 6.1). Elles incluent la *détection de changement de delta* [185], la *différence d'images* [184], la *comparaison post-classification* [166], le *rapport d'images* [184], l'*analyse du vecteur de changement* [11], l'interprétation visuelle, la régression d'images [184] etc.

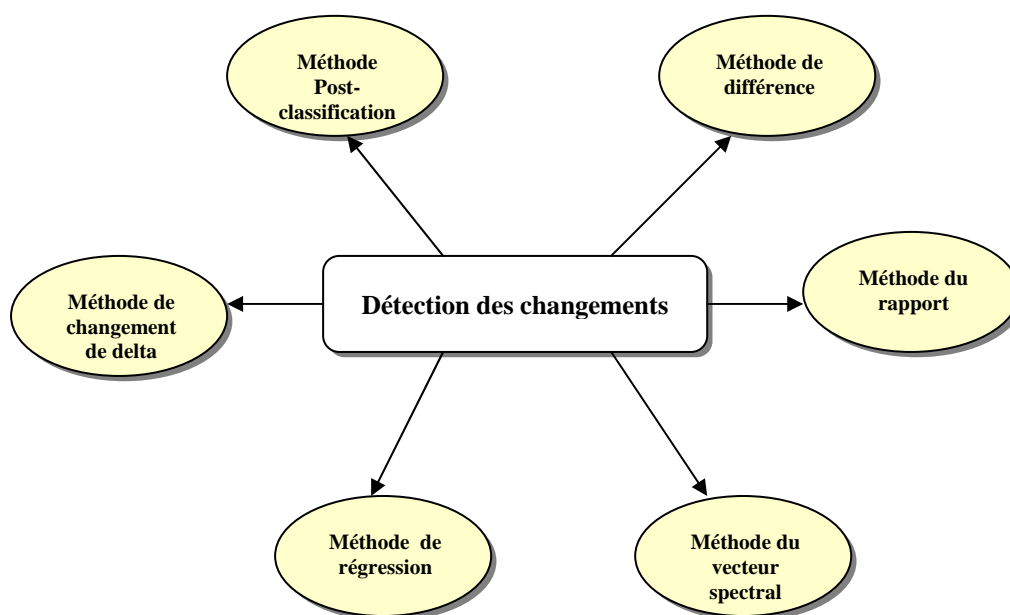


Figure 6.1 : Principales techniques de détection des changements

### Détection de changement de delta

Cette technique, suggérée à l'origine par Anuta en 1973, se base sur la classification d'un ensemble de données composé de données multispectrales obtenues à des dates différentes [186]. Une soustraction (delta) combine deux groupes de données de n-canaux obtenus à



dates différentes et produit un nouvel ensemble de données multispectrales de delta ayant  $n$  canaux [185] :

$$\delta X_{ij}^k = X_{ij}^k(t_2) - X_{ij}^k(t_1) + b_k \quad (6.1)$$

où  $X_{ij}^k$  est la valeur dans le canal  $k$  ;  $i, j$  représentent respectivement la ligne et la colonne et sont égaux à  $1, 2, \dots, N$  sur la base d'une image de  $N \times N$  ;  $b_k$  est un offset ajouté au canal  $k$ , de sorte que les données du résultat soient non-négatives ;  $t_2$  et  $t_1$  sont les deux dates d'acquisition des images.

Cette méthode est peut être trop simple pour traiter avec précision tous les facteurs impliqués dans la détection du changement de lieu; en effet certaines informations peuvent être négligées lors de la soustraction.

### Différence d'images

Probablement dérivée de la technique de détection de delta, la technique dite de différenciation d'images a été présentée pour la première fois par Rifman [187] pour la détection de changement puis couramment utilisée, par la suite, pour la discrimination de changement d'utilisation du sol, par Sabins [188], Toll *et al.* [189], Ingram *et al.* [190], Jensen *et al.* [191], Nelson [192], Quarmby [193], Singh [184], Lillesand *et al.* [53], etc. C'est une approche employée pour la détection de changement, qui implique une soustraction des images d'une date à celles d'une autre, pixel par pixel. Les valeurs de pixel de soustraction (CNs) peuvent s'étendre de -255 à +255. Les résultats sont normalement transformés en valeur positive par l'ajout d'une constante  $C$ . L'opération s'exprime mathématiquement comme suit [191][192] :

$$\Delta X_{ijk} = X(t_1)_{ijk} - X(t_2)_{ijk} + C \quad (6.2)$$

où

- $i$  numéro de ligne, -  $j$  numéro de colonne, -  $k$  numéro de bande,
- $\Delta X$  valeur de pixel après la soustraction,
- $X(t_1)$  et  $X(t_2)$  valeurs de pixel respectivement à temps 1 et 2,
- $C$  constante, par exemple 255

L'élément délicat de cette méthode est le choix des *seuils* entre pixels de changement et pixels de non-changement qui est une opération longue et fastidieuse [191]. Les recherches effectuées par Toll *et al.* [189] et Ingram *et al.* [190] prouvent que la méthode de différence d'images occasionne moins d'erreurs de détection de changement que les autres approches.

### **Rapport d'images**

Le rapport d'images multitemporelles concerne le calcul du ratio des données de deux dates [11][184][192][194]. Les valeurs de radiance ou les CN d'un ensemble de données sont divisées, pixel par pixel, par celles du second groupe de données:

$$R_{X_{ij}^k} = \frac{X_{ij}^k(t_1)}{X_{ij}^k(t_2)} \quad (6.3)$$

- où -  $R$  représente la valeur du pixel après le rapport  
 -  $X_{ij}^k$  est la valeur du pixel dans le canal  $k$ ,  $i$  et  $j$  sont la ligne et la colonne de l'image  
 -  $t_1$  est la première date et  $t_2$  la deuxième date.

Les rapports pour des secteurs sans changement auront une valeur tendant vers 1 et pour des secteurs de changement auront des valeurs de ratio plus élevées ou plus basses [11]. Un des avantages de la technique du rapport est qu'elle tente de compenser la différence de l'angle solaire, de l'intensité de rayonnement solaire et de l'ombre. Comme la différence d'images, le rapport d'images exige également de déterminer un seuil pour différencier les pixels de changement de ceux de non-changement.

### **Analyse de vecteur de changement**

L'analyse du vecteur de changement est un processus de détection des changements de la couverture du sol qui constitue une extension de la méthode par différence d'images [11]. Dans ce cas, un vecteur de changement spectral décrit la direction et la grandeur du changement entre les pixels des images de la première et de la deuxième date. La décision de l'occurrence du changement est prise selon un seuil défini par l'utilisateur.

### **Régression d'images**

Dans la technique de détection du changement par régression d'images, les pixels de l'image  $t_1$  sont considérés comme une fonction linéaire des pixels de l'image  $t_2$  [184]. La méthode des moindres carrés est utilisée pour faire la régression entre  $X_{ij}^k(t_1)$  et  $X_{ij}^k(t_2)$ . Si  $\hat{x}_y^k$  est la valeur estimée par la droite de la régression linéaire, l'image différence peut être obtenue par:

$$Dx_{ij}^k = \hat{x}_y^k(t_2) - \hat{x}_y^k(t_1) + C \quad (6.4)$$

où  $X_{ij}^k$  est la valeur du pixel estimée dans le canal  $k$ ,  $i$   $j$  sont la ligne et colonne de l'image,  $t_1$  la première date,  $t_2$  la deuxième date et  $C$  une constante pour avoir des valeurs positives dans l'image résultante. Cette méthode nécessite aussi la définition d'un seuil pour déterminer les pixels qui ont changé entre les deux dates.

### Comparaison post-classification

La technique de comparaison *post* classification est une des plus utilisées dans les études de télédétection. Elle exige un géoréférencement commun et une classification séparée de chaque image [166]. Elle utilise une matrice de détection des changements qui permet la comparaison entre les pixels des deux classifications sur les deux dates ( $t_1$  et  $t_2$ ). Les avantages de l'utilisation de cette méthode sont la possibilité d'obtenir une carte du changement pour chaque classe individuellement et de créer automatiquement la carte de base de  $t+1$ [166]. Cependant, l'exactitude d'une telle procédure dépend de la précision de chaque classification indépendante [11][53]; en effet, parfois il est difficile de produire des classifications comparables d'une date à l'autre [189].

### Autres méthodes

Les images utilisées dans les méthodes de détection des changements par différence ou rapport d'images peuvent faire l'objet de transformations diverses avant leur utilisation comme, par exemple, des opérations de filtrage, des calculs d'indices de végétation, des analyses en composantes principales, la soustraction du fond, etc.

La méthode par différence d'*indices de végétation* fonctionne de la même façon que la technique par différence d'images. Elle utilise les valeurs obtenues en utilisant des indices de végétation qui combinent l'information spectrale de plusieurs canaux. Il existe plusieurs indices de végétation, par exemple, l'indice de végétation normalisé (NDVI), l'indice de végétation ajusté aux effets du sol (SAVI) parmi d'autres [195].

La méthode par *analyse en composantes principales* (ACP) est une technique factorielle qui transforme les valeurs de radiance spectrale des canaux corrélés de l'image en une nouvelle image à plusieurs bandes à travers la création de nouveaux canaux non-corrélés (néocanaux appelés composantes). Ces composantes sont rangées par ordre décroissant de variance (indicateur de l'information) des canaux originaux (cf. chapitre 3). Dans les études temporelles, la composante principale d'une ou plusieurs dates est comparée en utilisant la technique de différence ou rapport d'images [184].

### 6.3 L'évolution de la forme urbaine à Blida entre 1987 et 2001

L'objectif est de décrire la forme urbaine de Blida et de quantifier son évolution durant la période 1987-2001 à partir de deux images Landsat TM. D'après Seto et al. [196], aucune méthode n'est meilleure qu'une autre pour détecter les changements en télédétection. Le choix de la technique à utiliser dépend du paysage, des types de changement de l'occupation du sol et des résolutions spatiales et temporelle des données à utiliser. Une analyse des principales techniques de détection de changement a été faite par Mas [197]. Dans le cadre de notre étude, la production des cartes générales de changement pour la mesure et le suivi de l'extension de l'urbanisation a été réalisée comme suit :

- sélection d'images multispectrales multidates;
- choix de l'image de référence;
- correction radiométrique des images TM;
- correction géométrique des images TM;
- détection de changements par l'une des procédures suivantes:
  - *méthode I* : technique de la composition colorée multidates;
  - *méthode II* : technique de détection par post classification.

La méthodologie utilisée pour calculer l'évolution de la forme urbaine est résumée dans le diagramme de la figure 6.2.

#### 6.3.1 Prétraitement

##### **(1) Données utilisées**

Pour cette étude nous disposons de deux scènes multidates du satellite Landsat TM pour analyser la dynamique spatiale de l'étalement urbain sur une période de 19 ans. Tout d'abord, deux sous-images correspondant à l'extension géographique de l'aire d'étude ont été extraites.

Les données de télédétection (TM1987 et 2001) ont été géométriquement corrigées par les cartes topographiques d'une échelle de 1/50 000 en datum WGS84 et projection UTM (31) en utilisant le modèle polynomial (3ème ordre) et le ré-échantillonnage bilinéaire. Les erreurs de RMS de la rectification d'image par image sont comprises entre 0,47 et 0,51 pixels.

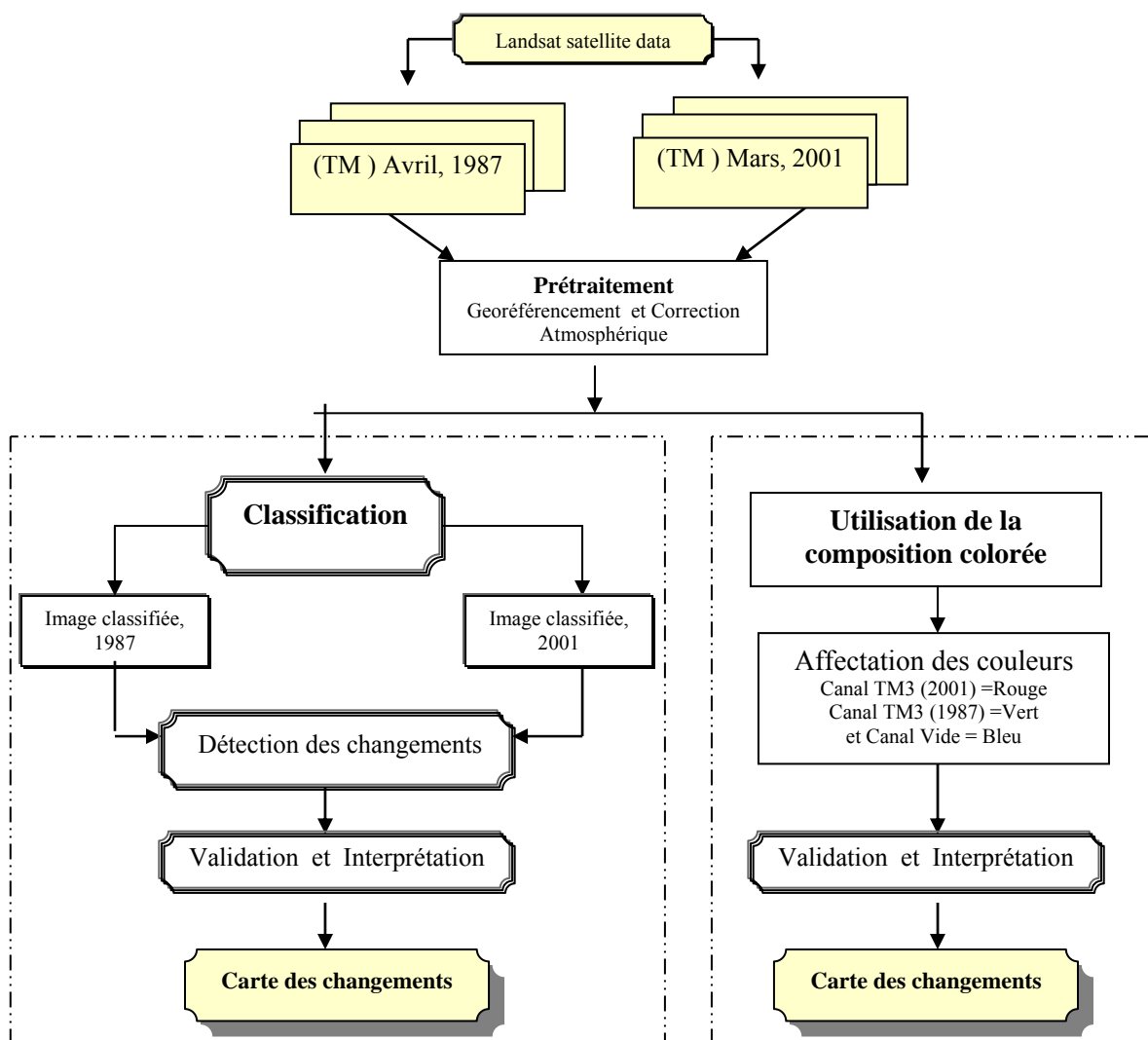


Figure 6.2 : Méthodologie utilisée pour calculer et décrire l'évolution de la forme urbaine de Blida (1987- 2001)

## (2) Corrections radiométriques des images

La normalisation temporelle des images, qui consiste à calibrer les valeurs spectrales des images de 1987 et 2001 repose sur la technique développée par Hall et al. [198]. L'image de 1987 a été prise comme référence car ses valeurs minimales étaient les plus faibles. Cette méthode vise à standardiser toutes les images par rapport à l'image de référence et à compenser les erreurs de calibration du capteur ainsi que les effets des différences atmosphériques et d'illumination entre les images. Pour cela, nous avons sélectionné environ dix pixels dans chacune des zones les plus sombres (voisines de zéro) et les plus brillantes (voisines de 255) dans l'image de référence et celle à corriger. La transformation linéaire reliant les deux valeurs radiométriques dans les deux images est de la forme :

$$Y_i = a_i + b_i X_i \quad (6.5)$$

où  $Y_i$  est la valeur radiométrique d'un pixel dans l'image de référence et  $X_i$  la valeur radiométrique du même pixel dans l'image à rectifier. Les constantes  $a_i$  et  $b_i$  sont, respectivement, la translation et la pente de la droite joignant l'ensemble radiométrique le plus sombre à celui le plus brillant dans chaque bande  $i$ . Les relations entre les moyennes radiométriques des ensembles de contrôle dans les deux images (Hall et al., 1991) peuvent donc être exprimées par :

$$\begin{aligned} a_i + b_i D_{Si} &= D_{ri} \\ a_i + b_i B_{Si} &= B_{ri} \end{aligned} \quad (6.6)$$

où  $D_{Si}$ ,  $D_{ri}$ ,  $B_{ri}$ , et  $B_{Si}$ , sont les moyennes des valeurs radiométriques les plus sombres (D) et les plus brillantes (B) pour l'image de référence (r) et l'image rectifiée (s) dans la  $i$ ème bande.

Canal	Image de 1987		Image de 2001		Coefficients	
	Sol nu	Bâtis	Sol nu	Bâtis	A	B
TM1	168.05	130.44	95.44	75.12	0.54	4.69
TM3	172.72	103.76	149.16	99.64	0.72	24.80
TM4	159.27	87.96	126.27	79.80	0.65	22.75

Tableau 6.2: Moyennes radiométriques des échantillons sélectionnés pour l'estimation des coefficients de normalisation atmosphérique.

La relation (6.6) devient donc pour les trois canaux:

$$\begin{aligned} TM1_{2001} &= 0.54 * TM1_{1987} + 4.69 \\ TM3_{2001} &= 0.72 * TM3_{1987} + 24.80 \\ TM4_{2001} &= 0.65 * TM4_{1987} + 22.75 \end{aligned}$$

Ce pré-traitement a permis d'avoir comme résultat, la normalisation atmosphérique relative de l'image prise en 1987 par rapport à celle de 2001. Après cette opération on peut, théoriquement, utiliser ces images pour la détection du changement de l'occupation du sol, car les erreurs provoquées par l'utilisation de différents capteurs à différentes dates ont été minimisées [166].

### 6.3.2 Procédures

Les procédures pour discerner le changement environnemental en milieu urbain sont présentées ci-dessous :

### 6.3.2.1 Technique de la composition colorée multidate

Afin de dégager les grands changements ayant affecté la zone d'étude de 1987 à 2001, nous avons utilisé la technique de la composition colorée multidate qui est une technique facile et rapide à mettre en œuvre. Sur la composition colorée, superposition des canaux de dates différentes, la couleur des pixels inchangés sera codée en jaune pour les objets ayant des réflectances fortes et moyennes (bâti, sol nu, sable, etc.), et en noir pour les réflectances faibles (eau, boisement). Quant aux pixels qui ne présentaient pas les mêmes valeurs de réflectance entre les deux dates, ils seront codés en couleur rouge et verte plus ou moins saturée selon la grandeur et l'ampleur du changement.

Il faut rester prudent vis-à-vis de l'interprétation des images de compositions colorées en fausse couleur. En effet, d'autres considérations (date de prise de vue, erreur de géoréférencement, défaillance d'un instrument de prise de vue, condition de prise de vue, rotation de culture) peuvent engendrer des variations de réponse spectrale considérables qui peuvent fausser le résultat des changements. A cet effet, l'utilisation des images à très haute résolution spatiale est recommandée. Avec ce type d'image, en plus de la couleur, d'autres paramètres sont pris en compte notamment: la taille, la texture, la position et la forme de l'objet afin de définir avec précision la catégorie de changement [199].

La figure 6.3 est issue de la composition colorée des canaux rouges des images de 1987 et 2001. Le choix du canal rouge (TM3) a été dicté du fait que dans ce dernier, la végétation est représentée par de faibles valeurs radiométriques et les zones minéralisées sont caractérisées par de fortes valeurs. Ce fort contraste entre la végétation et les sols nus favorise sans doute la mise en évidence des zones de changement affectées par la présence humaine.

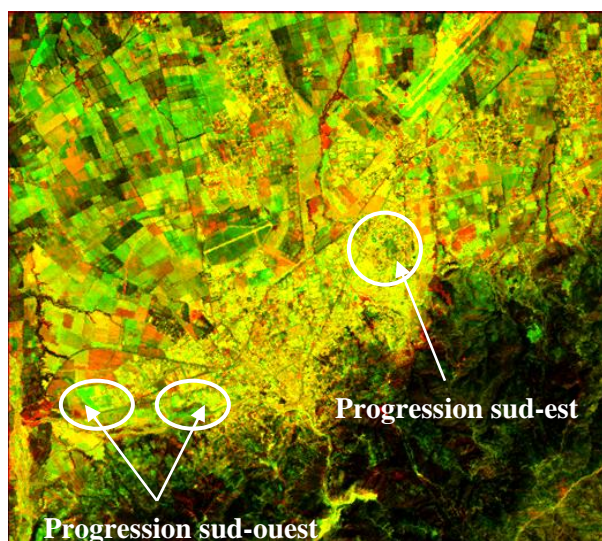


Figure 6.3 : Le territoire de Blida, composition colorée diachronique pour la période de 1987 à 2001.

Cependant, l'interprétation visuelle des deux figures précédentes nous a permis de constater que la région a connu des mutations profondes ces dernières années. Ces changements sont mis en évidence par la modification radiométrique des pixels qui ont subi un changement à leur surface.

La zone de Blida sur la figure 6.3 montre l'étendue de l'urbanisation après 1987 qui apparaît en couleur verte. Sur cette composition colorée, nous constatons la progression de l'urbain entre la commune de Blida et celle de Bouarfa (direction sud-ouest) ainsi qu'entre Blida et Ouled Yaich (direction sud-est). La couleur rouge qui apparaît sur l'image montre bien la régression de la végétation et la progression de la réflectance des surfaces minéralisées. Les changements apparaissent aussi au niveau du centre de Blida.

L'interprétation de la composition colorée est subjective et doit être considérée avec précaution. Afin de mieux quantifier les changements survenus, nous avons utilisé la méthode de comparaison par post classification qui sera décrite dans le paragraphe suivant.

#### 6.3.2.2 Technique de la comparaison post classification

L'utilisation de la méthode de comparaison post classification permet de minimiser les effets des conditions atmosphériques différentes et de l'utilisation de capteurs différents lors de l'acquisition des images multidates [184]. Elle nécessite des données classées séparément pour chaque date considérée. Dans le but d'identifier les changements du non bâti au bâti, nous avons comparé les images classées et filtrées en les soustrayant l'une de l'autre. Les images des différences résultant de cette opération ont été ensuite transformées en images binaires en codifiant leurs pixels par des valeurs un et zéro correspondant respectivement au changement et non-changement.

#### 1. Classification

La classification des images de 1987 et 2001 repose sur le même principe que celui utilisé au cours de la caractérisation de l'espace urbain (cf. chapitre 5). Ici, nous allons considérer quatre classes de référence: *urbain*, *non urbain (eau)*, *non urbain 1(sol-nu)* et *non urbain2 (zones de végétation)*. Tout d'abord, nous avons déterminé le masque urbain de 2001 et de 1987 en utilisant l'algorithme présenté au niveau du chapitre 3; nous avons vérifié visuellement que l'aire urbaine de 1987 se trouve bien incluse dans celle de 2001. L'option de masquage de la série temporelle des classifications est justifiée par les raisons suivantes: (i) les images utilisées dans cette recherche sont obtenues dans des conditions atmosphériques et phénologiques variables et soumises à un processus de



géoréférencement. Ces diverses sources d'erreurs, même si on a essayé de les minimiser par régression, provoquent l'obtention de segmentations légèrement différentes pour des objets présents dans les deux images qui n'ont pas changé dans la période en analyse (cf. figure 6.4); (ii) la cohérence spatio-temporelle des frontières urbaines est préservée car la limite urbaine de l'année 1987 sera un sous-ensemble de la frontière urbaine de 2001. Il est très improbable, pour cette aire d'étude, qu'une aire urbaine en 1987 devienne non-urbaine en 2001. La seule raison d'une décroissance urbaine pendant cette période, serait l'existence de chantiers pour bâtir de nouvelles aires urbaines et qui seraient après recouvertes par de la végétation dans les années suivantes; cette possibilité est considérée comme erreur.

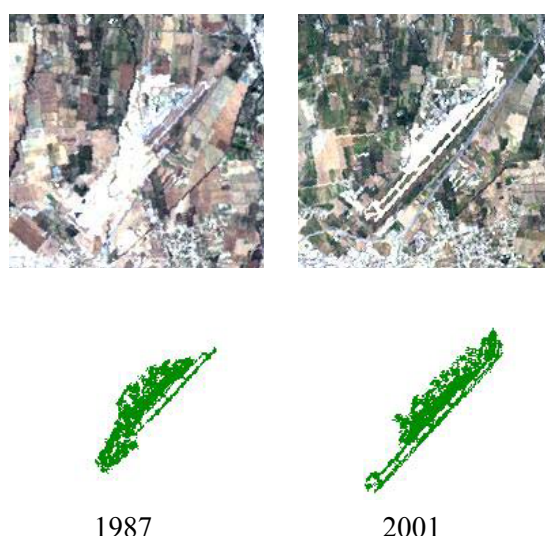


Figure 6.4 : Variations dans la segmentation d'un même objet présent dans les deux images (Composition colorée 321).

Les cartes urbaines obtenues pour les années de 1987 et 2001 sont présentées dans la figure 6.5; les paramètres de qualité correspondants sont donnés par les tables 6.3 et 6.4.

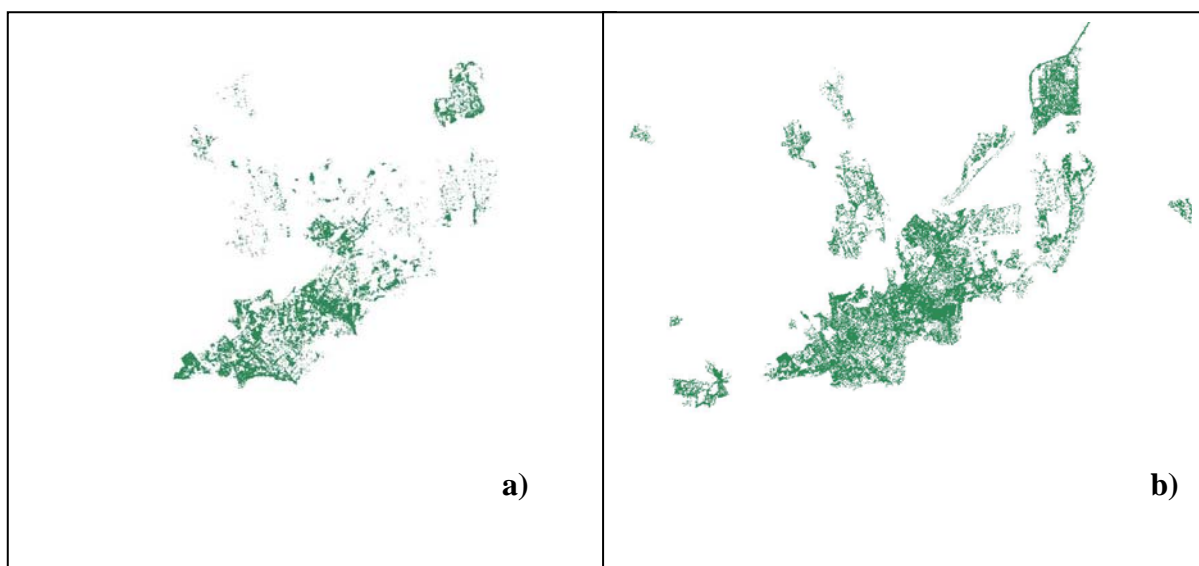


Figure 6.5 : Les zones urbaines de Blida en 1987 (a) et 2001 (b)

Les valeurs des indices *Précision globale* (98.28%) et *Kappa* (0.96) de l'année 1987 sont supérieures à celles de l'année 2001 (90.8% et 0.82, respectivement).

L'*Exactitude pour le réalisateur* pour la classe *urbain* dans la classification de 1987 (97.09%) a été supérieure à celle de la classification de 2001 (88.64%).

Données de référence		Urbain	Non urbain	Total données de référence
	Urbain	97.09	0.77	43.35
	Non urbain	2.91	99.23	56.65
	Total MC	100.00	100.00	100.00
Précision pour le réalisateur (%)		Précision pour l'utilisateur (%)		
Urbain	97.09	Urbain	99.01	
Non urbain	99.23	Non urbain	97.73	
Précision globale: <b>98.28</b>		Kappa : <b>0.96</b>		

Tableau 6.3 : Matrice de confusion obtenue pour l'année de 1987

Données de référence		Urbain	Non urbain	Total données de référence
	Urbain	88.64	6.98	48.28
	Non urbain	11.36	93.02	51.72
	Total MC	100.00	100.00	100.00
Précision pour le réalisateur (%)		Précision pour l'utilisateur (%)		
Urbain	88.64	Urbain	92.86	
Non urbain	93.02	Non urbain	88.89	
Précision globale <b>90.80</b>		Kappa <b>0.82</b>		

Tableau 6.4 : Matrice de confusion obtenue pour l'année de 2001

## 2. Détection du changement

L'utilisation de la méthode de comparaison postclassification convient à cette étude, puisque les données des différentes dates ont été classées séparément. L'évaluation de la précision de la méthode de détection du changement est effectuée en utilisant des tableaux croisés [200]. Cette méthode est utilisée pour comparer deux classifications; elle permet l'obtention de toutes les combinaisons possibles des  $n$  classes de deux cartes à des dates distinctes (cf. Tableau 6.5). Une matrice est utilisée pour représenter la quantité (ou la

valeur de l'aire) des pixels qui ont changé de classe, ou non, entre les deux dates. Les pixels qui n'ont pas changé figurent dans la diagonale de cette matrice.

		Date 1			
		Classe 1	.....	Classe n	Total Date 2
Date 2	Classe 1	Nombre de pixels de classe 1 (date 1) qui restent en classe 1 (date 2)		Nombre de pixels de classe 1 (date 1) qui passent en classe n (date 2)	Total pixels de classe 1 (date 2)
	.				
	.				
	Classe n	Nombre de pixels de classe n (date 1) qui passent en classe 1 (date 2)		Nombre de pixels de classe n (date 1) qui restent en classe n (date 2)	Total pixels de classe n (date 2)
	Total Date 1	Total pixels de classe 1 (date 1)		Total pixels de classe n (date 1)	Nombre total de pixels

Tableau 6.5 : Représentation de la matrice croisée.

Diverses mesures d'association entre les cartes des deux dates peuvent être calculées en utilisant cette matrice comme, par exemple, l'indice *Kappa* ou le coefficient de Cramer V [201]. Le tableau 6.6 présente les valeurs en Km<sup>2</sup> des pixels qui ont changé de classe de *non urbain* à *urbain* et, aussi, des pixels qui n'ont pas changé de classe (la diagonale de chaque table) entre les années 1987 et 2001 pour la zone considérée.

		1987			
		Urbain	Non urbain	Total 2001	Variation (%)
2001	Urbain	23.7	15.5	39.2	65.4
	Non urbain	0.0	9.7	9.7	-
	Total 1987	23.7	25.2	48.9	

Tableau 6.6 : Tableau croisé entre les classifications des années 1987 et 2001 en Km<sup>2</sup>.

Le rythme de la progression de l'aire urbaine est de 65.4% pendant la période comprise entre 1987 et 2001. Cette valeur correspond à une croissance annuelle moyenne de 4.7%. La carte d'évolution est représentée sur la figure 6.6. Comme nous pouvons le constater, l'urbanisation s'est faite de manière amplifiée vers le nord et le nord-est le long de l'axe Blida-Alger (→) L'existence de nombreux foyers urbains sur l'image indique le mitage de la Mitidja par l'urbanisation.

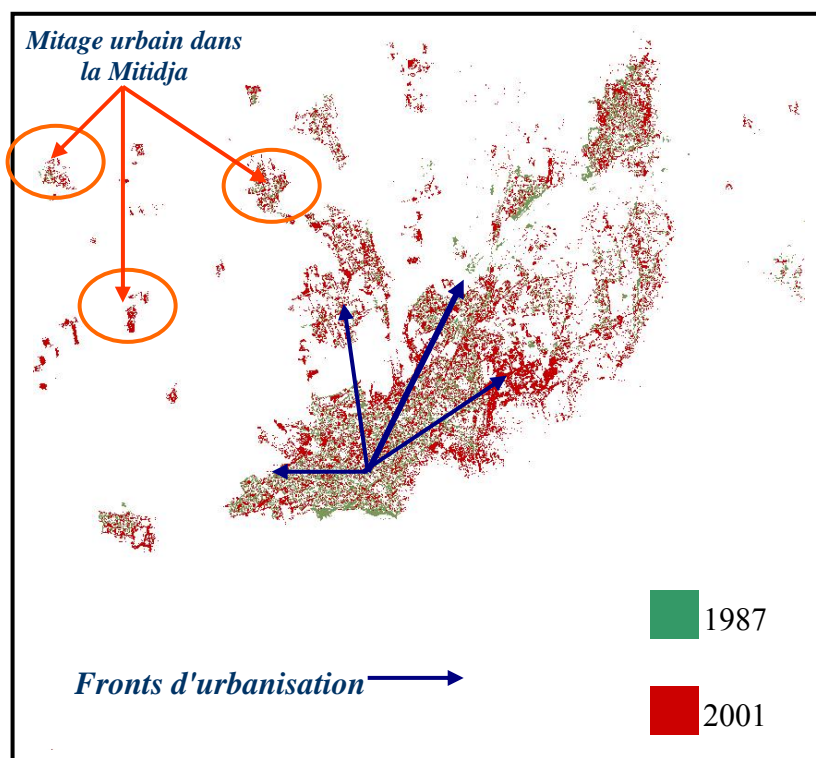


Figure 6.6 : Analyse dynamique de Blida (période 1987-2001).

### 6.3.3 Conclusion

Au terme de cette étude, il apparaît clairement qu'il est possible de localiser les modifications de l'espace urbain et périurbain et d'en estimer l'ampleur à partir des images satellitaires à moyenne résolution spatiale (Landsat TM). La fiabilité des résultats est étroitement liée à la méthode adoptée. Les méthodes effectuant une post-classification requièrent une classification de la scène aux deux dates avant d'effectuer une comparaison des résultats des deux classifications. Cette méthode s'avère relativement ambitieuse car elle permet d'obtenir en sortie du processus un inventaire résumant l'évolution de chaque région initiale appartenant à une classe donnée. L'ensemble de la scène est segmentée en deux classes: changement/non changement.

La comparaison postclassification, bien que coûteuse, est largement utilisée pour remédier au problème de non coïncidence des périodes d'acquisition des images multidates. Elle conduit à de bons résultats quand les classifications individuelles des images multidates sont précises et comparables pour les différentes dates. Le principal inconvénient de cette méthode provient des erreurs présentes lors de la classification individuelle et qui seront donc forcément présentes lors de la comparaison finale. La méthodologie adoptée a permis de produire une cartographie montrant l'évolution du bâti non seulement au niveau des zones périphériques mais aussi à l'intérieur de l'espace urbain.

## PARTIE 2 : LE COMPLEXE URBAIN DE BLIDA: UN ESPACE EN MUTATION EN ZONE DE TRANSITION MONTAGNE-PLAINE

L'observation des dynamiques du développement urbain relève d'une fonction de veille importante pour une ville comme Blida. Le mouvement d'étalement péri urbain affecte en effet, de façon souvent anarchique, la région de la plaine de la Mitidja. Le Système d'Information Géographique ou SIG constitue l'outil idéal pour constituer un observatoire urbain organisé, efficace et pérenne [1]. Le SIG permet en effet, bien au-delà du simple stockage des informations géographiques de base, la création et la gestion d'indicateurs nouveaux par croisement d'informations pertinentes et disponibles, intégrant par là même des possibilités de simulation d'évolution des zones urbaines. Nous nous sommes fixés plusieurs objectifs: du point de vue technique, Il s'agit de combiner, au sein d'un système unique et fonctionnel, des données satellitaires, cartographiques et alphanumériques en une base de données géographiques. Sur le plan thématique, il s'agit d'exploiter cette intégration multi-sources et multi-scalaires pour parvenir à une meilleure connaissance de l'occupation du sol et de sa dynamique, déterminer ainsi l'impact de la croissance urbaine sur les milieux naturels. Avant de déterminer et de comprendre l'expansion urbaine au niveau du complexe de Blida, nous avons jugé nécessaire de retracer tout d'abord l'histoire de la ville; par la suite nous décrirons le problème de la croissance à Blida ainsi que les tensions ayant engendré la sur-urbanisation.

### 6.4. Evolution historique de Blida

En Algérie, le fait urbain est un processus complexe dont l'histoire est ancienne. L'urbanisation ne s'est pas produite selon un processus linéaire, elle est faite d'une succession de ruptures liées aux différentes occupations humaines enregistrées depuis l'antiquité [202]. Dans cette étude, nous allons voir comment s'est constitué le réseau urbain à Blida dont le centre ville, d'une superficie de 57 hectares, constitue le noyau originel et historique de la ville autour duquel se sont greffés toutes les extensions urbaines. Ce noyau est situé au carrefour des axes importants (RN69, RN1, RN29 et RN37) structurants la ville de Blida qui se rapporte à la frange sud de la plaine de la Mitidja au contact avec la zone montagneuse de l'atlas blidéen (cf. figure 6.7).

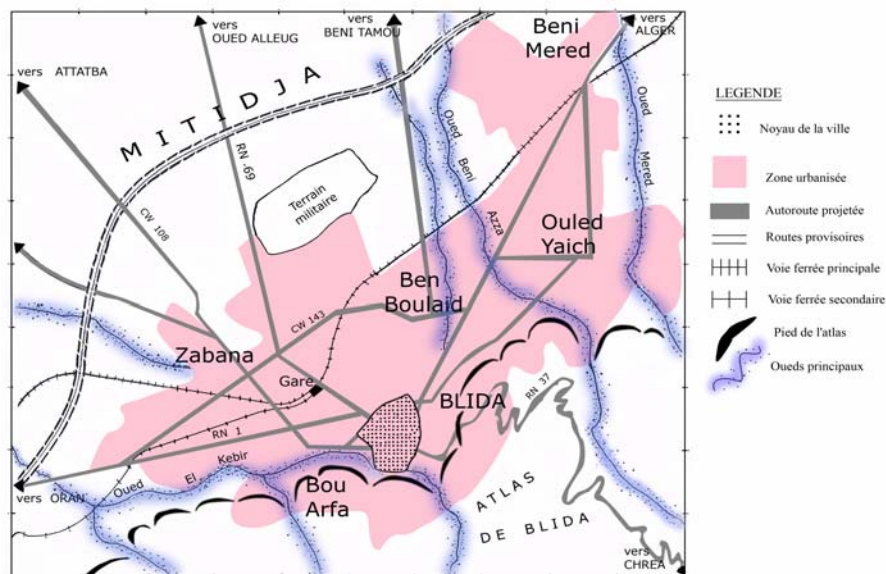


Figure 6.7 : Présentation territoriale de Blida

La ville de Blida est fondée en 1535 sur l'alliance entre le pouvoir politico-militaire centralisé, les turcs et le pouvoir religieux représenté par le marabout local Sidi Ahmed El Kebir dans le but de représenter le pouvoir central devant les tribus locales de la Mitidja, faire régner l'ordre et aider à la collecte de l'impôt [203]. A l'origine sur le territoire de l'actuel centre ville de Blida était implanté un petit village peuplé par une fraction des Ouled Soltane appartenant à une tribu de la plaine et par de nombreux exilés andalous qui trouvèrent refuge et participèrent à la construction et à l'édification de la ville. Renommés pour leur savoir faire dans le domaine de l'irrigation, ils procèdent à la déviation de l'Oued El Kebir pour la protection du site contre les crues et réussissent à réaliser les plus beaux jardins d'orangers de la région de la Mitidja ainsi qu'à développer la production maraîchère des jardins qui ont contribué à la prospérité de la ville.

Blida est devenue durant la période turque l'une des plus importantes villes de la région et jouait le rôle de centre relais entre la capitale Alger et le Beylik du Titteri (chef lieu Médéa). Par ailleurs, sa fonction de ville garnison et de base militaire a fait d'elle au début de la conquête française en 1839 un objectif stratégique d'occupation. Blida est prise en 1842, l'occupation par les militaires et la population civile des terrains les plus aptes à l'urbanisation (situés à l'intérieur de l'aire d'étude) se fait alors rapidement. La cité de Blida, qui était entourée par des remparts, ne s'arrête pas de se développer; des industries

nouvelles se créent, des fabriques s'ouvrent et des comptoirs assurent avec la Mitidja et avec le sud d'importantes transactions.

L'extension rapide à l'extérieur des remparts, se fait en forme d'éventail pour des raisons liées aux contraintes naturelles; l'oued El Kebir a aussi favorisé l'extension vers le nord.

Après l'indépendance, les opérations d'urbanisme ont été réalisées sur des terrains vierges entourant le premier noyau (zone d'étude) à l'exception des deux opérations inscrites dans le cadre de la rénovation du centre ville et qui ont concerné Bab Djezaïr et les terrains militaires.

Nous notons ainsi trois phases d'urbanisation du périmètre d'étude à savoir: l'époque ottomane, l'époque coloniale et l'époque post indépendance.

#### 6.4.1 L'époque ottomane (1535-1830)

La ville turque est édifiée sur la partie Sud du cône de déjection de l'oued El Kebir [203]. Le site offre, en retrait de la plaine inondable, un terrain sec et perméable propice à la construction. Sa pente permet une bonne évacuation des eaux lesquelles étaient utilisées à des fins d'irrigation. La ville de Blida est alors entourée d'un rempart formé d'un mur en pisé percé de 6 portes qui donnent accès à des routes qui n'étaient à l'époque que des chemins muletiers: la route d'Alger (*Bab Djezaïr*), la route du Titteri (*Bab Er Rahba*), la route donnant sur le marché (*Bab Sebt*), la route menant à la Zaouia (*Bab Zaouia*), celle menant au cimetière (*Bab El Kbour*) et enfin celle située à l'est, donnant sur les jardins d'orangers (*Bab Khouikha*). Au Sud Ouest de la ville est édifiée une casbah logeant une garnison d'environ 500 janissaires.



Figure 6.8 : Structure urbaine de l'époque turque

La ville à cette époque était structurée par deux axes principaux orientés (cf. figure 6.8):

- l'un Nord Ouest/ Sud Est formé par les rues Er Rahba et Djoughlali,
- l'autre Nord Est/Sud Ouest formé par le tracé en baïonnette des rues des Kouloughlis (Belkaïn Kaddour) et du grand café (Ezzroug Ezzraïmi).



Ces deux axes aboutissent aux quatre portes importantes. Sur ces artères principales étaient localisées les équipements importants de la ville (mosquées, hôtel (ou fondouk), boutiques, four, bain maure (hammam)).

Les deux places sont en position excentrée : Bab Sebt et Bab El Kbour (correspondant à la place du 1<sup>er</sup> Novembre). Cette dernière constitue un lieu de rassemblement et un espace de transition où l'étranger trouve à proximité de l'une des portes de la ville tous les éléments qui lui sont nécessaires.

Les activités de commerce et d'artisanat s'organisaient le long d'artères spécialisées constituant le "Souk", dans un périmètre compris entre la place de la mosquée Sidi Ahmed El Kebir et Bab Djazaïr : rue des *bijoutiers*, rue des *tisserands*, rue des *menuisiers*, rue des *bouchers* etc..., ou encore au niveau de certains marchés tels le marché aux oranges (rue *Abdallah*) ou le marché aux grains (rue *Er Rahba*).

#### 6.4.2 L'époque coloniale (1839-1962)

Après la prise de Blida en 1842, les forces militaires commencent par occuper les terrains les plus aptes à l'urbanisation. La citadelle est occupée et le vieux rempart en pisé est remplacé par un mur en pierres implanté largement au delà du tracé primitif; les espaces nouveaux ainsi dégagés sont pris en grande partie sur les cimetières qui sont affectés aux équipements militaires (casernes, dépôts de remonte, hôpital militaire, etc...).

Parallèlement, l'espace urbain est remodelé en superposant au tissu urbain organique préfigurant une trame en damier structurée par une place occupant celle de la mosquée Sidi Ahmed El Kebir et par deux axes

perpendiculaires orientés Nord Ouest/Sud Est et Nord Est/Sud Ouest. Ces deux axes sont créés en causant d'énormes destructions sur le tissu ancien. Ces opérations ont été favorisées aussi par les dégâts causés par le tremblement de terre de 1825. La forme de la ville prit la même allure (en éventail), en suivant les *seguias* formant une urbanisation multidirectionnelle [203]. Les tracés



Figure 6.9 : Structure urbaine de l'époque coloniale



secondaires liés directement à la place d'Arme ou occupant des terrains entre l'ancien et le nouveau rempart, découpent des îlots de forme carrée ou rectangulaire conformes au mode d'implantation coloniale. Par contre, pour tout le reste de la ville, les tracés secondaires, tout en étant orthogonaux, respectent dans l'ensemble l'ancienne trame en éventail tout en procédant à des alignements. En plus de la place d'Arme, plusieurs autres places sont aménagées à savoir la place du marché européen, la place du marché ancien et la place Lavigerie (Ben Mrah) où une église fut édifiée à la place de la mosquée (cf. figure 6.9).

Durant cette période, la ville a franchi ses barrières; les camps de colonisation (Joinville, Montpensier, Dalmatie) deviennent des centres satellites de la ville. Les contraintes du site conjuguées aux installations militaires, ont orienté la croissance de la ville vers la plaine, c'est le début de la crise de la Mitidja.

L'organisation spatiale Blidéenne coloniale se caractérise alors par:

- des tracés réguliers orthogonaux.
- l'apparition de nouvelles places: place d'Armes, de la Liberté, des Pommes, etc.
- la création des marchés ethniques (marché arabe et marché européen) pour affirmer la dualité de la ville;
- le remplacement des remparts par des boulevards de ceinture; sorties de ses limites qui l'en cernaient étroitement, la ville dirige son extension vers le nord-ouest ;
- les radiales suivant la pente du cône de déjection qui sont devenues des axes de consolidation pour la structure urbaine;
- les camps, qui sont devenus des centres secondaires de développement.

#### 6.4.3 L'époque post indépendance (1962-2001)

La prolifération du tissu urbain après l'indépendance s'est présentée en une cassure franche avec la trame existante. Le dysfonctionnement urbain est généré par une croissance impressionnante de la population, amorçant le processus de la crise de l'habitat. L'extension a été concrétisée sans pour autant prendre en ligne de compte la continuité avec l'ancien centre historique.

Il y a lieu de noter durant cette période, l'implantation de programme officiel, presque essentiellement de l'habitat collectif. De nouveaux quartiers apparaissent, correspondant souvent à "l'habitat spontané", formés de constructions sommaires sur des terrains sous équipés en modes d'assainissement et d'adduction d'eau, en moyens de communication, etc... L'habitat spontané illicite connaît jusqu'à aujourd'hui un développement intense, il

est le reflet d'un flux migratoire créé par le chef-lieu et des services qu'il dispose plus que par le marché de l'emploi s'y trouvant.

Ce mouvement de densification de la périphérie s'est poursuivi sous la poussée de deux phénomènes :

- d'une part, la naissance illicite de quartiers nouveaux par le biais des constructions exigées par de nouveaux arrivants sur des terrains communaux ou des lots achetés (ex de la cité *Ben Amor*), dus à l'initiative individuelle; ces quartiers étant dépourvus d'infrastructures ou de voiries convenables.
- d'autre part, et plus tardivement (vers les années 77), de grandes opérations de logement du type 1.140 logements à Ouled Yaich, 1.360 logements à Sidi Abdelkader etc... sont entreprises par l'état. Ces derniers, bien que relativement récents et viabilisés se caractérisent par le manque d'équipements d'accompagnement; la priorité étant accordée au facteur *logement*.

L'orientation de la croissance s'affirme vers le Nord-Est; l'extension périphérique n'est plus du tout structurée par les éléments appartenant à la ville ancienne (ville turque ou ville coloniale). La ville est éclatée en quelques noyaux, le tissu urbain est rompu; les routes d'Alger et d'Ouled Yaich qui guident l'extension ne la structurent pas. La rocade Nord Zabana/Ben Boulaid qui limitait un front d'urbanisation assez continu est débordée par le développement rapide des lotissements.

#### 6.5 Problématique de la croissance urbaine à Blida

En 1954 et jusqu'à 1962, Blida existait comme un département du gouvernorat d'Alger; les informations sur la démographie sont très incomplètes pour cette période. En 1966, la population du grand Blida a atteint 91270 habitants en soulignant qu'à cette date Blida et Béni Mered étaient considérées comme des agglomérations en chef lieu tandis que Bouarfa et Ouled Yaïch faisaient partie des agglomérations secondaires. Ouled Yaïch est passée agglomération en chef lieu suite au découpage administratif de 1984.

Estimée en 1987 à 193849 habitants, la population du grand Blida a atteint 251658 habitants en 1997 soit une augmentation de 57809 habitants avec un taux de croissance démographique de 2,98% qui reste assez élevé en comparaison avec la moyenne observée au niveau national 2,16% ; les données du recensement pour la période de 1998 reflètent

une diminution du taux d'accroissement de la ville, pour cette dernière décennie (cf. figure 6.10).

	RGPH 1977	Accroissement (%)	RGPH 1987	Accroissement (%)	RGPH 1997	Accroissement (%)	Estimation 2005
Blida	109417	2,09	132266	0,90	144225	0,71	152391
BeniMered	5586	9,06	10646	10,15	21456	7,05	33563
Bouarfa	17811	3,58	24180	2,51	30258	2,03	35163
Ouled yaïch	8474	21,58	26757	10,82	55719	7,30	88248
<b>Grand Blida</b>	141288	3,72	193849	2,98	251658	2,87	309365

Tableau 6.7 - Evolution de la population durant la période 1987 – 2005  
(Source: Office National des Statistiques (ONS))

A l'échelle nationale, le taux d'accroissement a connu la même tendance à la baisse pour la même période. Ce phénomène est la conséquence de plusieurs paramètres parmi lesquels :

- la crise du logement,
- l'accroissement continu du taux de chômage,
- la crise sécuritaire de la dernière décennie,
- le recul de l'âge du mariage pour les deux sexes,
- la dévaluation du revenu familial causée par la crise économique qui a entraîné la dégradation des conditions de vie.

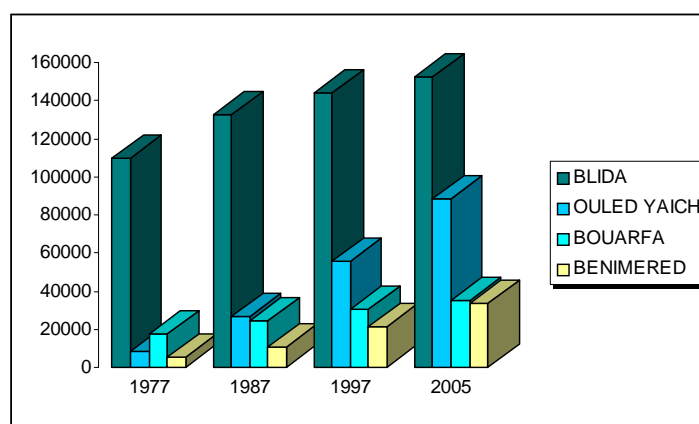


Figure 6.10 : Evolution de la population du Grand Blida (1977-2005)

La population de la commune de *Blida* a atteint 144225 habitants en 1997, soit un accroissement démographique de 0,90% plus faible en comparaison avec le recensement de 1987. Ceci dénote une certaine décroissance au niveau de la commune dû à l'absence des programmes de logement et la rareté de la spéculation du foncier. La zone éparsée a

aussi enregistré un solde migratoire négatif dû essentiellement à la situation sécuritaire pendant cette période. L'accroissement engendré au niveau de la commune de Ouled Yaïch (21,58%) pour la période allant de 1977 à 1987 est provoqué notamment par la construction des logements collectifs (cité des 1.140 logements). La population ne cesse d'évoluer à cause des nombreux programmes de logements déjà réalisés ou en cours. Le même phénomène est constaté dans les autres communes (Bouarfa et Beni Mered) mais les chiffres ne sont pas aussi importants

Dans tous les cas, les programmes d'habitat et équipements, se sont implantés sur des surfaces importantes, aisément urbanisables (terrains plats, disposant d'équipements à statut juridique de l'état et agricoles), sans prendre en compte le facteur densité-rentabilité ainsi que le statut foncier.

A cela, s'ajoute, dans les parties périphériques de la ville une extension non urbaine spontanée, illicite caractérisée par des constructions érigées par de nouveaux arrivants sur des terrains communaux ou privés et défiant toutes les règles en matière d'urbanisme et de construction. Ces transformations ont provoqué au niveau de la zone urbaine et même sub-urbaine de Blida, des tensions engendrant une urbanisation caractérisée :

- Au plan d'aménagement de l'espace :

- un développement urbain non tramé ;
- un habitat dispersé ;
- une faible densité d'occupation à l'hectare ;
- une prolifération de l'habitat illicite ;
- une dégradation des espaces publics ;
- une spécialisation des zones en habitat collectif, ZHUNS, lotissements, zones d'équipements, zones industrielles.

- Au plan de gestion urbaine :

Une désarticulation de l'espace urbain de la ville et l'insuffisance de coordination entre APCs et organismes gestionnaires des infrastructures (OPGI – CNEP – EPLF , Bureaux d'études, services techno-administratifs de la wilaya). La désorganisation du système de centralité provoque l'apparition de nouveaux pôles de centralité. Cette situation risque d'aggraver le désordre urbain, notamment au niveau de l'exploitation des réseaux de voirie, de communication et de transport [4].

- Au plan législatif :

Durant la période 1962-1988, la réglementation relative à l'urbanisme était en décalage par rapport à la réalité de l'urbanisation, loin des caractéristiques élémentaires, des normes de l'urbanisme moderne, en dépit de l'existence de la réglementation et de la législation et du fonctionnement des structures (les autorités locales se démènent et disposent de budget, d'instrument de suivi, de contrôle, et de moyens de réalisations appropriés).

- Au plan foncier :

La période écoulée, caractérisée par le dégagement de programmes d'investissements centralisés d'habitat-équipements, pouvant répondre partiellement aux besoins définis par le PUD dont l'implantation s'est faite au coup par coup (par opération de choix du terrain) très souvent, en difformité avec le plan d'affectation du sol du PUD et cela en l'absence d'une prise en charge au préalable de la constitution des réserves foncières pour utilité publique conformément aux échéances de planification du PUD. Par ailleurs, à ce phénomène s'est greffée une occupation du sol irrationnelle, par les programmes habitat-équipements réalisés, ce qui a permis de consommer les potentialités foncières d'urbanisation beaucoup plutôt que prévu. Sans pour autant oublier d'évoquer dans ce domaine l'impact de la prolifération des constructions illicites sur le patrimoine foncier.

- Au plan financier :

Durant la période écoulée, l'état jouissait du monopole d'investissements effectif des ventilations orientées et centralisées.

Dans l'étape actuelle, on assiste à un mode de financement nouveau caractérisé par des opérateurs privés (producteurs) constituant certes un apport intéressant pour l'état, néanmoins, exigeant une marge bénéficiaire spéculative à l'égard de l'acquéreur qui est le citoyen.

#### 6.6 Utilisation de la télédétection pour le suivi de l'évolution du paysage blidéen

L'image satellite est une information sur l'espace permettant de corroborer les données statistiques, de les étayer et de les spatialiser. C'est la traduction spatiale de phénomènes quantitatifs, au travers de notions de formes, de positions, difficilement accessibles dans une base de données classique [87]. En l'absence d'un outil suffisamment fiable de planification, l'utilisation des Systèmes d'Information Géographique (SIG) et l'imagerie satellitaire peuvent permettre une meilleure prise en compte des mutations actuelles. Cette

fusion d'informations pourra faciliter ainsi, la mise en oeuvre de dispositifs d'aménagement de cette croissance urbaine.

#### 6.6.1 Description de la démarche

Le présent travail a pour objectif de retracer l'évolution de l'occupation de l'espace blidéen basé sur l'analyse de documents essentiellement satellitaires sur la période 1957-2001. Les images très haute résolution n'étant disponibles que depuis peu, nous sommes contraints d'utiliser pour ce travail de l'imagerie moyenne et haute résolution. Le suivi diachronique réalisé utilise une image Landsat MSS de 1972 avec une résolution de 80m, une image Landsat TM de 1987 avec une résolution de 30m, une image Landsat ETM+ de 2001 avec une résolution de 28.5m ainsi que deux cartes à l'échelle 1/50000 datant de 1957 et 1987 respectivement. La technique consiste à identifier et à quantifier automatiquement les différents types de modifications en exploitant l'analyse des images. Il s'agit de développer un système d'information géographique urbain (cf. figure 6.11), susceptible d'assister les gestionnaires d'aménagement en milieu urbain; il permettra en particulier :

- l'utilisation de l'imagerie satellitale pour quantifier l'espace urbain blidéen;
- la cartographie de l'évolution de l'environnement urbain en élaborant des cartes d'évolution des espaces urbains et naturels;
- la production de cartes thématiques (population, infrastructure sanitaire, scolaire, .. etc.)

#### ***- Prétraitement : calage des cartes et des images***

Les cartes de la ville mises à notre disposition sont de différentes dates (1957, 1987); ces cartes sous forme papier ont nécessité tout d'abord, une opération de digitalisation réalisée à l'aide d'un scanner; les images engendrées présentent une résolution de 2500\*3500 pixels. Une fois les cartes numérisées, nous avons réalisé, à l'aide du logiciel MapInfo, le calage des cartes et des différentes images. Le géoréférencement a été réalisé à la projection UTM (Universal Transverse Mercator) zone 31 nord afin de pouvoir faciliter l'exploitation des données existantes.

#### ***- Analyse des images satellitaires***

L'une des données essentielles au SIG est l'image satellitaire. Ces images sont issues de différents capteurs (Landsat TM/MSS) couvrant la zone correspondant à notre étude. L'intégration de chaque image classifiée dans le SIG a nécessité l'utilisation de

l'algorithme de classification automatique développé dans le chapitre 5. L'opération de segmentation est ensuite réalisée sur l'image classifiée; seul le thème urbain est retenu en choisissant le seuil adéquat. L'image masque (cf. chapitre 3) est ensuite introduite dans le SIG pour constituer une couche supplémentaire.

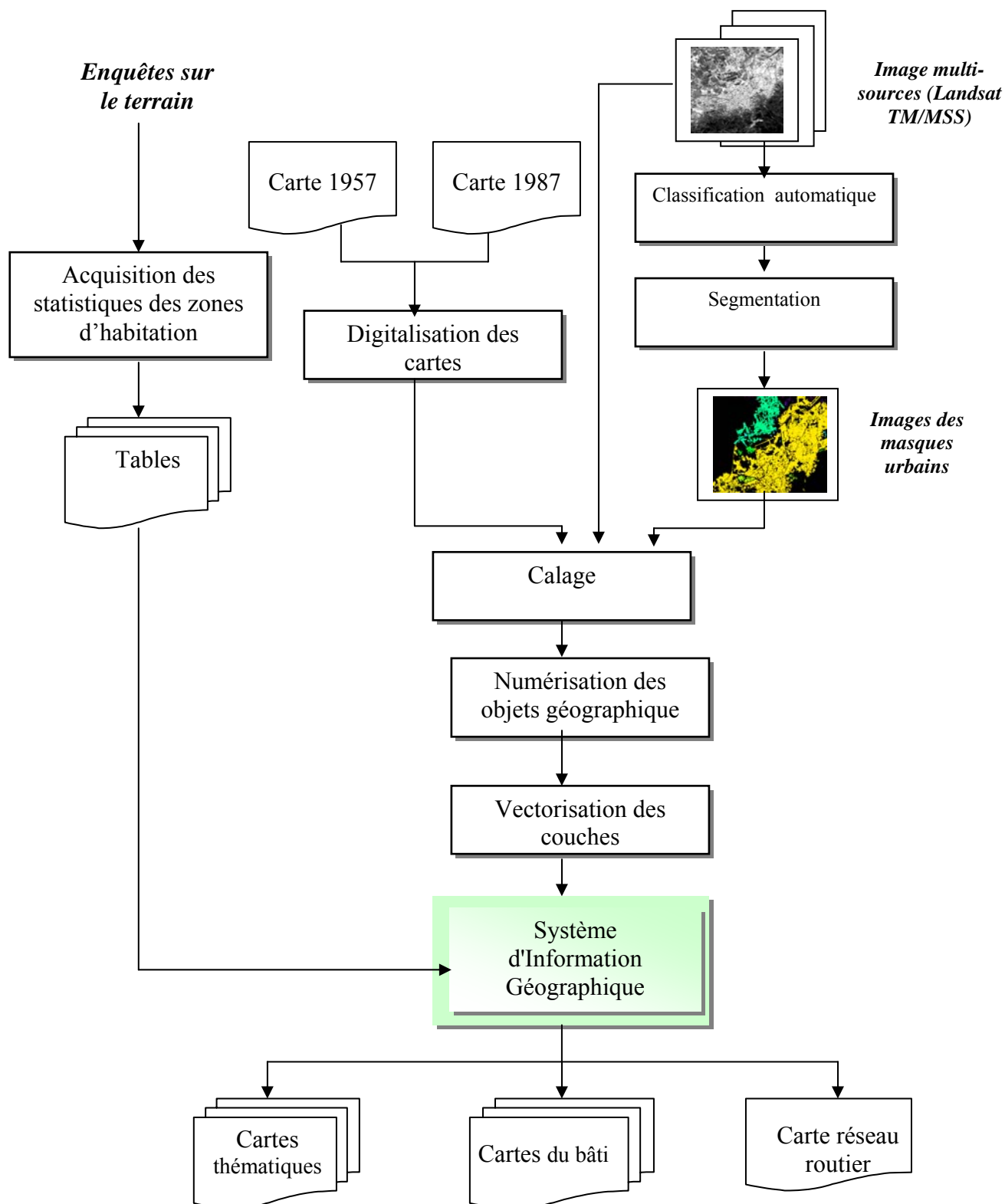


Figure 6.11 : Synoptique de la méthodologie de préparation et d'intégration de données

### - Création des couches vectorielles

Le passage de l'information mode raster au mode vecteur consiste à représenter la matrice de pixels de l'image considérée sous forme de primitives graphiques (points, arcs, polygones). Chaque couche est numérisée à partir d'une ou plusieurs couches issues des cartes géoréférencées. On construit, ainsi les objets graphiques des différentes couches; une table est générée pour les entités construites en considérant tous leurs champs.

L'opération de représentation des objets graphiques a été très délicate; en effet, les objets doivent être dessinés avec exactitude et avec beaucoup d'attention pour assurer la cohérence entre les couches et les relations d'adjacence, d'intersection et d'inclusion.

Après les opérations de calage des différentes données (image satellite classifiée, cartes de la ville) et l'intégration des différentes couches, nous aboutissons à la génération de la base de données correspondant à toutes les couche vectorielles et raster superposées et intégrées dans le SIG en utilisant le logiciel MapInfo.

#### 6.6.2 Analyse de l'évolution urbaine

De manière générale la ville de Blida a connu une croissance urbaine caractérisée par une rapidité comparée à l'époque coloniale principalement durant la période allant de 1977 à 1987. L'analyse visuelle des cartes obtenues à partir du système d'information développé, nous permet de faire une interprétation en se référant au Plan de Développement et d'Aménagement Urbain (PDAU) développé par Chami au niveau des services d'urbanisme de la ville de Blida [4].

- sur la figure 6.12, la couleur jaune correspond au bâti antérieur à 1957. L'absence de légende sur la carte disponible (1957) laisse supposer que ce bâti correspondrait au début du 19<sup>ème</sup> siècle. Le bâti a une forme concentrique qui s'allonge sur un demi rayon en se dirigeant vers le nord-ouest, la ville n'a pas évolué sur l'axe nord-est; la région de Ouled-Yaich (ex Dalmatie) a été épargnée car elle représente une région de terres à excellentes potentialités agricoles.

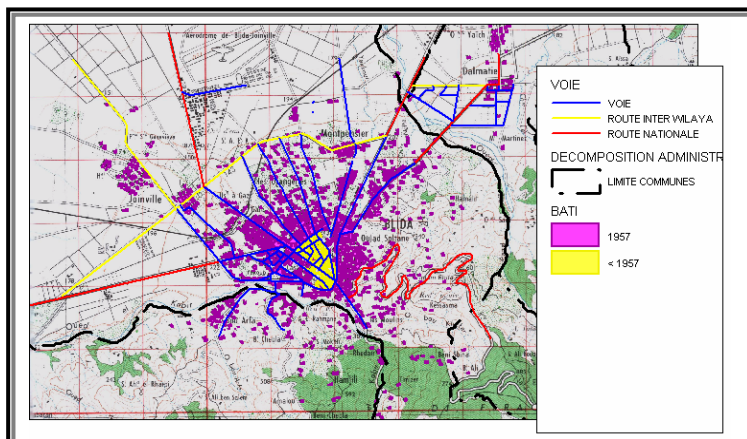


Figure 6.12 : Etat du bâti en 1957



- Nous remarquons qu'en 1987 (cf. figure 6.13), l'évolution s'est faite de la même façon, sauf pour le cas de la commune de Ouled Yaich, où l'évolution a pris route vers la plaine, sur des terres à excellentes potentialités agricoles effaçant les distinctions qui existaient auparavant entre Blida et les villages périphériques.

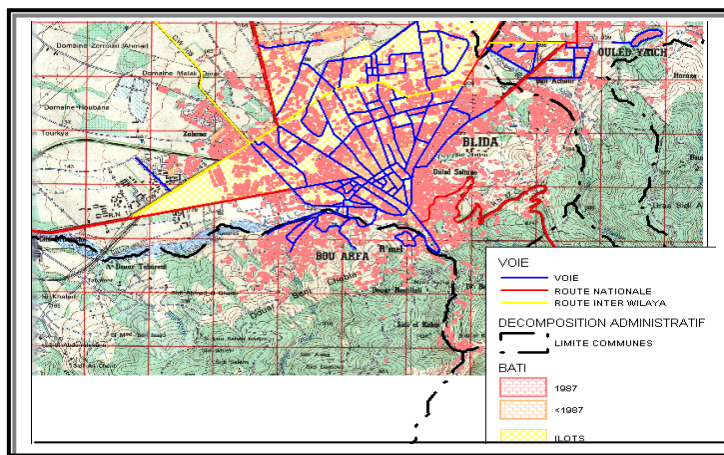


Figure 6.13 : Etat du bâti en 1987

- La croissance urbaine durant la période allant de 1957 à 1987 (cf. figure 6.14) se distingue par sa rapidité et son ampleur surtout depuis 1962. Cette période a été caractérisée par l'implantation d'un programme immobilier essentiellement par l'habitat collectif, et l'apparition de nouveaux quartiers appelés souvent "habitat spontané" formés de constructions sommaires, sur des terrains sous équipés (assainissement, voies de communication, etc.), et parfois impropres à la construction (Ouled Yaich). Tournant le dos aux piémonts, la croissance urbaine s'est faite vers le Nord le long des axes tels la route nationale n°29 et la route n°01, sous de multiples formes et sur le compte des terres agricoles. Ceci est dû à la politique en matière d'aménagement du territoire dont la priorité était accordée au facteur logement.

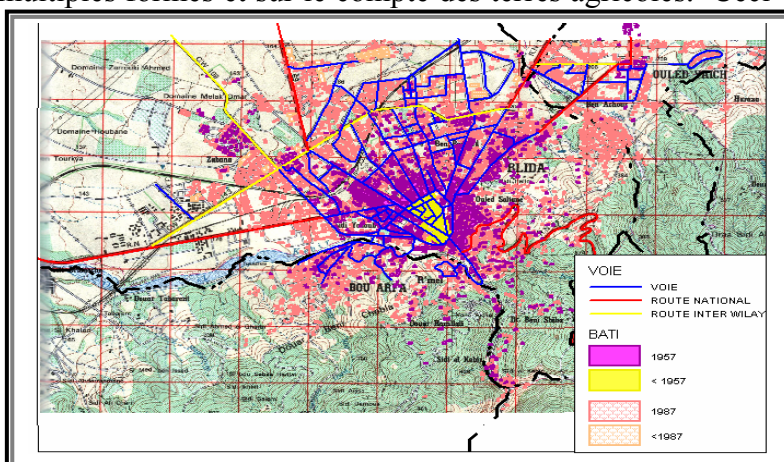
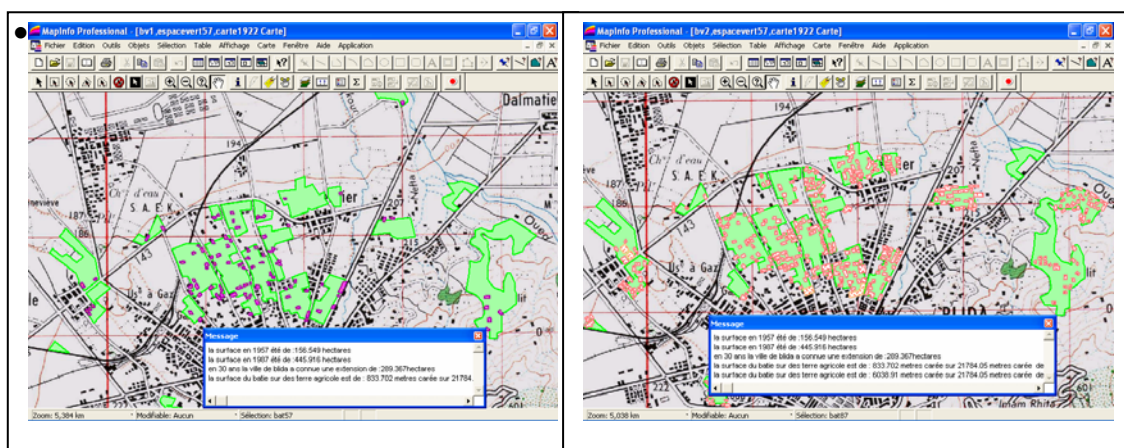


Figure 6.14 : Etat du bâti entre 1957 et 1987

- La figure 6.15 illustre l'impact du bâti sur la végétation respectivement pour les années 1957 et 1987. Nous remarquons ici que les espaces verts ont pratiquement disparu, la surface bâtie sur les espaces verts est d'environ  $833,702\text{m}^2$  et de  $6038,91\text{ m}^2$  respectivement pour 1957 et 1987, sur une surface totale de  $21784,05\text{ m}^2$ .



(a) (b)  
Figure 6.15 : Impact du bâti sur la végétation respectivement pour les années (a) 1957 et (b) 1987

- La superposition des masques urbains obtenus à partir des images Landsat MSS (1972), Landsat TM(1987) et Landsat TM (2001) est représentée sur la figure 6.16. L'utilisation seule de l'imagerie satellitale montre l'effet de l'urbanisation; nous constatons que la croissance ne s'est pas faite uniquement en périphérie mais même à l'intérieur de la ville.

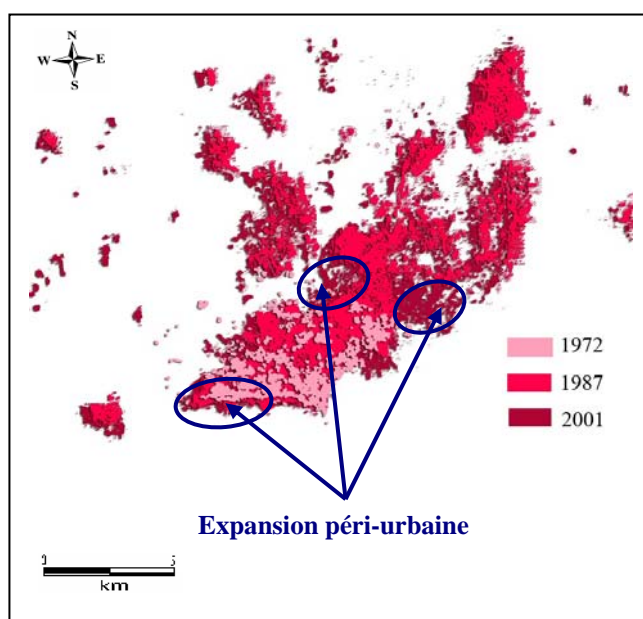


Figure 6.16 : Evolution du bâti de 1972 jusqu'à 2001  
–Image Landsat MSS (1972), Landsat TM(1987) et Landsat TM (2001)

- Pour retracer l'histoire de la ville sur la période allant de 1957 à 2001, nous avons considéré les images Landsat TM de 1987 et 2001 ainsi que les cartes topographiques de 1957 et 1987 (cf. figure 6.17). Nous remarquons que l'évolution à partir de 1987 a été d'une ampleur et d'une rapidité importante. La croissance s'est faite surtout selon l'axe nord-est plus précisément l'axe de la route nationale n°1 en allant vers Alger et la route n°29 (flèche Bleue).

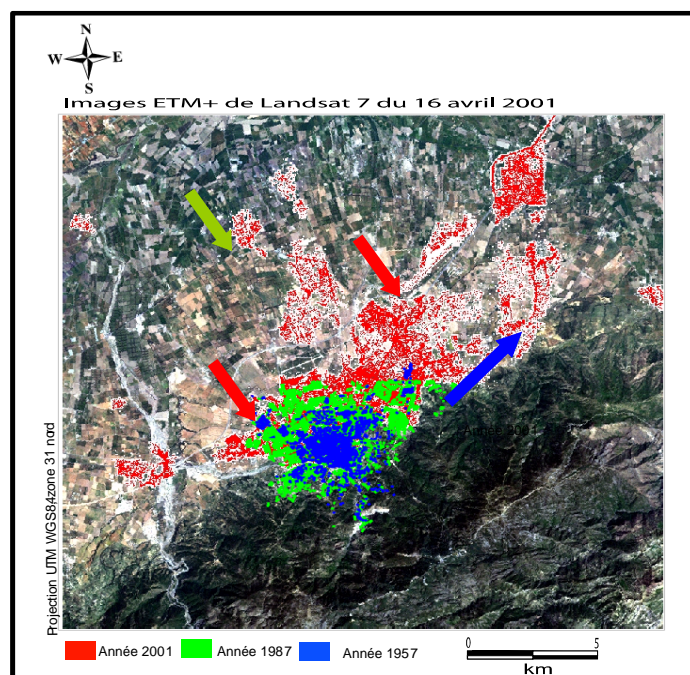


Figure 6.17 : Superposition des cartes bâti (1957-1987-2001) sur l'image Landsat ETM+

Les axes nord et nord-ouest sont soumis à des barrières *naturelles* (valeur agricole) dont les possibilités d'extension sont bloquées puisque la ville de Blida se trouve dans la plaine de la Mitidja (sens de la flèche verte), ou à des zones montagneuses (flèche blanche), et aussi à des barrières *artificielles* (zone militaire) qui forment un véritable obstacle du côté ouest de la ville et du côté nord (flèches rouges).

Ce constat est confirmé par les chiffres sur la population; l'analyse démographique pour la période allant de 1977 à 2005, nous montre une très forte augmentation de la densité pour l'ensemble des trois communes (Ouled Yaïch, Béni Mered et Bouarfa); la densité de la commune de Blida est passée de 2054,39 en 1977 à 2861,3 en 2005, soit un taux d'accroissement de plus de 1,40% (cf. figure 6.18).

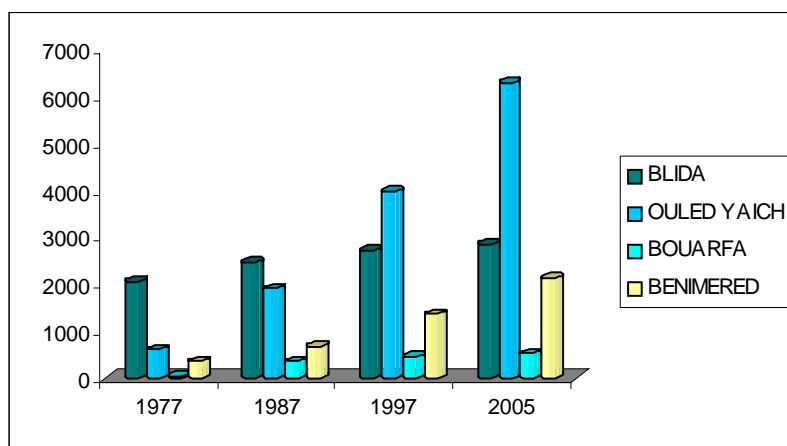


Figure 6.18 : Densité de la population du Grand Blida pour la période (1977-2005)

Une concentration est particulièrement constatée pour la commune de Ouled Yaïch, la densité passe de 604 en 1977 à plus de 6294 en 2005; le taux d'accroissement dépasse les 33% par année. La commune de Béni Mered a aussi engendré un solde migratoire très important; sa densité a été multipliée par plus de 6 en l'espace de moins de 30 ans. Cet accroissement est dû à la réalisation d'un parc logement très important qui a attiré une population provenant non seulement de l'ancienne commune mère mais aussi de l'extérieur de la wilaya.

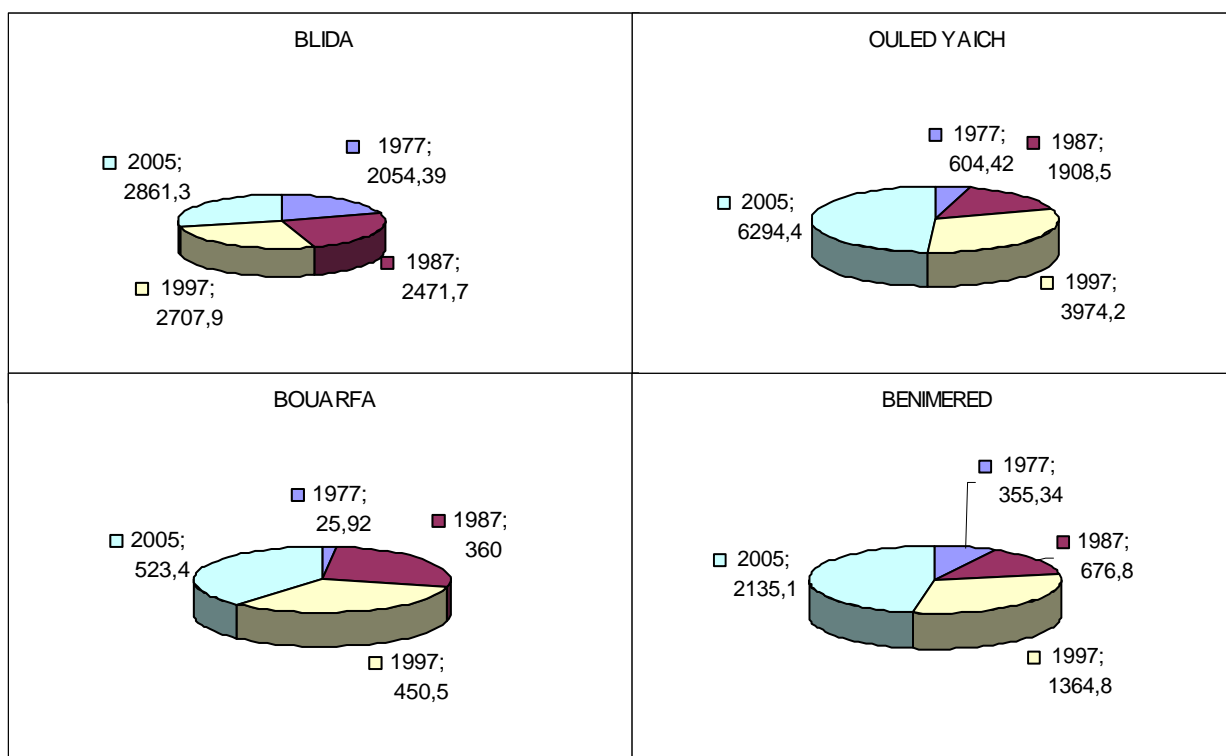


Figure 6.19 : Densité par commune pour la période (1977-2005)



### 6.6.3 Synthèse de la croissance urbaine de la ville de Blida

Nous pouvons résumer l'évolution de l'organisation urbaine de Blida en quatre phases :

- la 1ère qui dure jusqu'en 1926, date de la démolition des remparts;
- la 2ème qui dure jusqu'en 1954 au cours de laquelle la ville se développe de façon anarchique en liaison avec la prolifération des lotissements ;
- la 3ème phase qui s'étend de 1954 à 1962 laisse apparaître une croissance précipitée avec prédominance de l'habitat collectif ;
- la phase actuelle caractérisée par une urbanisation anarchique.

La ville de Blida à travers son histoire a subi des transformations qui ont été l'œuvre de certains critères:

- la géomorphologie du site qui a joué un rôle formateur dans le développement de la ville et de la croissance urbaine et qui a dirigé l'extension de la ville vers le Nord;
- le périmètre urbain qui s'est propagé selon l'ancien tracé des fortifications;
- le périmètre urbain qui s'est propagé en suivant les parcours de développement (seguias) à l'échelle urbaine;
- la présence des parcours territoriaux historiques qui ont ordonné la croissance en premier temps vers Koléa (Nord) et vers Alger (Nord-Est) en 2<sup>ème</sup> temps;
- la ligne ferroviaire qui a joué un rôle de barrière de croissance; la gare devient par la suite un pôle de croissance, ce qui a conduit au développement du quartier de la gare;
- les zones militaires, industrielles et agraires qui ont joué des rôles d'obstacles de croissance (barrières artificielles et naturelles de croissance) dirigeant l'extension de la ville vers le Nord-Est;
- les camps de Zabana et BenBoulaïd deviennent des centres satellites de croissance de la ville de Blida.

Le désordre et la baisse de qualité de l'habitat urbain, engendrés par la pratique courante de l'urbanisme et de l'architecture de ces dernières décennies, imposent aujourd'hui un bilan. Ce bilan sur la ville se résume dans la rupture qui existe entre la planification urbaine et l'architecture; c'est à dire l'urbanisme comme entité séparée de l'architecture, ce qui a engendré le manque de cohérence au sein du tissu urbain. On peut interpréter la crise de la ville contemporaine par:

- la perte de l'identité de la ville;
- la rupture dans la continuité urbaine par l'introduction de nouvelles typologies inadaptées;
- la saturation et la dégradation du bâti au niveau du centre historique;
- l'extension de la périphérie sans continuité morphologique et typologique avec le noyau d'origine;
- la perte de la notion des espaces urbains collectifs (places, parcs, etc.);
- la dégradation du paysage naturel.

### 6.7 Conclusion

Blida étant le cœur de la Mitidja, réservoir des terres à excellentes potentialités agricoles, elle est l'articulation entre la Mitidja orientale et la Mitidja occidentale qui s'agencent de part et d'autre sur l'axe Blida – Alger.

Il y a lieu de noter que Blida dans la décennie écoulée, était caractérisée par une puissante attraction de population (mouvements migratoires importants, exode rural) qui pose un grave problème d'équilibre et de maîtrise de l'urbanisation (une multiplication rapide des besoins en logements, équipement et en emplois).

La perte des terres agricoles est considérée parmi les plus importantes transformations et mutations spatiales produites par l'urbanisation planifiée ou anarchique de ces dernières années. La régression des superficies des terres productives est une réalité très ressentie dans le secteur de l'agriculture surtout après les années quatre vingt dix où les terres sont devenues très morcelées et enclavées dans les tissus urbains des agglomérations de la périphérie.

La présente étude a pour objectif de mettre au point des méthodes de cartographie thématique par télédétection et SIG pour appréhender globalement l'évolution de l'urbanisation. Les résultats obtenus après intégration et croisement des données dans le SIG permettent de constater l'ampleur des changements opérés sur cette zone, qui subit de fortes pressions et où les espaces naturels sont mités par l'urbanisation.

Nous pouvons noter trois remarques importantes une première remarque d'ordre méthodologique les deux autres d'ordre thématique : i) l'imagerie satellitale moyenne et haute résolution est encore utile lorsque l'on veut suivre l'évolution de la structure urbaine ; elle est en réalité incontournable car, dans ce cas précis, on ne dispose pas d'autres documents de travail plus précis; ces images ont de nombreuses limites du fait de leur résolution (distinction du bâti périphérique, notamment et des voies de

communication); des traitements spécifiques permettent alors d'améliorer la qualité de l'image et donc la différenciation des objets; c'est le cas du nouvel indice IBPU mis au point par Abdellaoui et al. [178]; ii) l'extension de Blida se fait au détriment des zones de culture, plusieurs foyers sont constatés dans la plaine de la Mitidja; iii) l'organisation tend vers un schéma multipolaire.

Ce travail constitue une première base sur laquelle peuvent se greffer d'autres applications pertinentes pour fournir des plans d'information dans une perspective d'outil d'aide à la prise de décision en matière d'aménagement de la région en particulier la mise à jour des cartographies plus détaillées en introduisant des données à plus haute résolution (t.q Ikonos ou Quickbird) mais aussi des données quantitatives (issues des recensements, de bases de données ou de travail d'enquêtes).

## CONCLUSION

La croissance urbaine modifie l'organisation de la ville, la disponibilité des ressources et les écosystèmes. Elle a aussi un impact direct sur la mobilité humaine, la paix sociale, les indices de pollution et, par conséquent, sur la qualité de la vie. L'approche intégrée par la télédétection, les SIG et la modélisation appliquée à l'étude de la croissance urbaine, permet l'obtention d'informations dans un contexte spatial qui favorise une prise de décision éclairée en matière d'aménagement du territoire et de la préservation de l'environnement. Dans cette thèse, cette approche a été employée afin de (i) détecter les formes urbaines à partir d'images satellitales, (ii) extraire la cartographie de la voirie en milieu urbain (iii) faire une différenciation des tissus urbains (iv) détecter la dynamique urbaine.

### **Détection des structures urbaines**

L'objectif de notre travail consistait à proposer des méthodes informatiques permettant l'extraction d'objets cartographiques à partir d'images de télédétection, dans le but d'éventuellement s'en servir pour des applications à la mise à jour de SIG, mais également en donnant la possibilité d'automatiser la numérisation des données géographiques. Nous avons pu nous rendre compte de la complexité de ce travail d'extraction des éléments cartographiques sur les images de télédétection par la grande variété des domaines informatiques ou mathématiques nécessaires à cela. Nous avons en effet utilisé entre autres des méthodes de traitement d'images, de reconnaissance des formes, de traitement du signal, de morphologie mathématique.

### **Détection des zones urbaines**

La détection des zones urbaines, composées d'un amas de petites structures de radiométrie différente est réalisée par des opérateurs de morphologie mathématique; sur l'image des petites structures obtenues par la transformée du chapeau haut de forme, les agglomérations correspondent aux régions denses par opposition au bruit (pixels isolés) et aux routes (alignements fins). La première étape consiste donc à colmater les zones d'agglomérations pour les rendre connexes, et la seconde à éliminer le reste. Dans des



zones de parcellaire resserré et fin, cette silhouette doit être affinée par un opérateur de texture qui élimine les zones fortement texturées caractérisées par une géométrie rectiligne. D'autre part, suivant ses besoins, l'utilisateur peut colmater cette silhouette en éliminant les zones homogènes (parcs, zones désaffectées) à l'intérieur de l'agglomération. Cette méthode donne de bons résultats sur des zones urbaines dans de nombreuses régions d'aspect varié. Ses limites concernent d'une part la taille des agglomérations et d'autre part l'aspect de l'environnement.

La taille minimale de l'habitat localisé est de l'ordre de 10 pixels par 10 pixels. Les groupements de maisons en dessous de cette taille seront éliminés avec le bruit de l'image. D'autre part, la méthode ne s'applique pas à la détection de grandes villes qui, sur les images HMR (Landsat, SPOT, Aster) ne correspondent pas à la description donnée. En effet, de grands parcs à l'intérieur, des bâtiments de très grande taille, des avenues importantes lui enlèvent l'aspect fortement texturé, point de départ de la méthode. Quant à l'aspect de l'environnement, on peut préciser que notre approche permet d'extraire les zones correspondant aux hautes fréquences spatiales. Celles-ci caractérisent généralement les zones urbaines.

La localisation de zones urbaines est exacte, mais une amélioration pourrait porter sur la fidélité du contour de la silhouette obtenue (sachant qu'il est difficile même pour un utilisateur de déterminer avec certitude le bord d'une agglomération sur les images présentées). Le développement d'un opérateur permettrait d'éliminer le bruit (petits objets) dans une image sans affecter le contour des objets de plus grande taille.

### Extraction des réseaux

La détection se fait en deux étapes: une détection de bas niveau qui conduit à la génération d'amorces, fragments fiables du réseau et par un prolongement de ces amorces utilisant des techniques de programmation dynamique afin de les connecter.

La génération d'amorces se fait par une détection des lignes de crêtes de l'image d'origine, suivie d'un chaînage de pixels. Dans la stratégie adoptée la priorité est mise sur l'élimination du bruit (ou fausses détections) au détriment du pourcentage de réseaux détecté à ce stade. Ce traitement de bas niveau conduit à une première extraction du réseau fiable mais très morcelé.

La phase de prolongement utilise conjointement l'image d'origine et les caractéristiques géométriques et radiométriques des amorces. Ces caractéristiques permettent de localiser la zone de recherche et de relâcher ainsi les seuils de détection. Cette méthode s'adapte à

différents types de zone grâce à l'utilisation de techniques de programmation dynamique. Partant de l'extrémité de chaque amorce, elle explore en parallèle divers chemins, ou pistes auxquels on associe un coût dans le but d'optimiser la localisation du réseau qu'on veut détecter. Cette fonction coût tient compte du contraste de la ligne explorée par l'intermédiaire d'une image de bas niveau non seuillée représentant le degré de crête de chaque point. Cette image, bien que bruitée, peut être interprétée comme une probabilité pour que la route passe effectivement par les pixels les plus marqués. La fonction coût possède également une composante directionnelle qui, dans le cas où le contraste est faible permet de continuer le prolongement en s'appuyant sur la direction de l'amorce traitée. Une troisième composante, radiométrique tient compte de la radiométrie moyenne du réseau; dans le cas d'un réseau clair, elle pénalise une perte de clarté rendant le chemin peu fiable. En faisant varier la pondération des trois composantes, le suivi s'adapte à des zones d'aspect très variable en imposant soit un suivi fidèle de chemins parfois très sinueux, soit au contraire une allure plus rectiligne qui permet aussi de combler des manques de visibilité dans l'image.

Les résultats obtenus dépendent de la nature géographique de la zone étudiée. Dans tous les cas, ils remplissent l'objectif fixé au départ qui était de détecter les lignes visibles à l'œil malgré un faible contraste ou des manques peu importants de visibilité. Sur les zones cultivées le taux de détection est moins performant compte tenu de l'aspect variable des réseaux. Des manques sont dus à la nécessité de faire collaborer différents outils pour détecter par ex les routes qu'on voit par groupement perceptuel de bordures de champs.

On a donc mis au point un outil faible et efficace pour détecter les réseaux d'une image lorsque ceux-ci correspondent à une ligne. Le problème est néanmoins trop complexe pour aboutir à une extraction de l'intégralité du réseau. On a vu que certains problèmes ne pourront être résolus qu'à un niveau beaucoup plus élevé de traitement parce que, d'une part l'information de l'image seule ne suffit pas et d'autre part la diversité de l'aspect du réseau implique une collaboration de divers outils de traitement d'images (détecteurs de lignes fines, de lignes épaisses, de contours). La gestion de cette collaboration doit tenir compte de l'environnement (analyse contextuelle) et des connaissances a priori sur l'image. Face à la complexité du problème, la mise au point d'un système à base de connaissances utilisant la connaissance sur les réseaux et la connaissance externe à l'image sera la prochaine étape dans l'évolution de ces recherches.

### **Caractérisation intra urbaine**

La méthodologie proposée se compose tout d'abord d'une étape d'analyse de texture, pour déterminer l'information texturale pertinente en fonction de la résolution et du site d'étude. L'étape de fusion est ensuite réalisée à travers une classification supervisée, sur les paramètres issus de l'analyse de texture.

Dans ce travail, nous avons montré l'intérêt d'intégrer l'information spectrale et de la distribution spatiale des niveaux de gris dans l'image dans un processus de classification en zones urbaines sur des images moyenne et haute résolutions, permettant d'apporter une amélioration de la séparabilité des classes et une augmentation du taux global de bon classement.

Les zones périphériques restent encore moins bien délimitées pour l'image de Laghouat, à cause notamment de l'absence de végétation urbaine qui aurait permis de délimiter les rues d'une part et du plan urbanistique particulier d'autre part; l'absence de végétation, la proximité relative des réponses spectrales de certains thèmes (bâti, zones de mise en valeur notamment) sont autant d'handicaps qui diminuent la possibilité de bien séparer le bâti des autres thèmes par des algorithmes classiques de traitement d'images.

Les résultats expérimentaux obtenus par la méthode proposée comportent de nombreuses confusions sur l'image de Blida; la résolution est trop faible pour pouvoir distinguer les différents types de bâti. Cette difficulté dans la différenciation des tissus urbains est due aussi à l'occupation du centre urbain de Blida qui se caractérise par une grande densité de construction; les nombreuses zones en chantier à la date considérée n'ont pas facilité l'opération de caractérisation.

### **Analyse dynamique**

L'approche intégrée par la télédétection, les SIG et la modélisation appliquée à l'étude de la croissance urbaine, permet l'obtention d'informations dans un contexte spatial qui favorise une prise de décision éclairée en matière d'aménagement du territoire et de la préservation de l'environnement. Dans cette thèse, cette approche a été employée afin de (i) détecter les formes urbaines à partir d'images satellitales, (ii) caractériser la dynamique spatio-temporelle de ces formes. Les principaux résultats de la recherche sont discutés en deux parties. Dans la première partie, nous avons utilisé une technique de détection des changements basés sur la comparaison post classification. Dans la deuxième partie, nous proposons une infrastructure de données et méthodes qui peut être adaptée pour réaliser une étude de croissance urbaine basée sur la télédétection et les SIG

### **Synthèse et perspectives**

La télédétection urbaine trouve son originalité, sa richesse, mais aussi ses limites, dans sa totale dépendance vis-à-vis de la technologie, de la méthodologie et des données exogènes. L'analyse des espaces urbains et périurbains requiert une échelle de travail supérieure à toutes celles sollicitées par les autres applications de la télédétection. La télédétection urbaine est subordonnée à la qualité de la résolution géométrique; ses utilisateurs sont contraints d'examiner et d'incorporer toutes innovations techniques (nouveaux capteurs numériques et nouvelles photographies satellitaires) et méthodologique (évaluation précise des résolutions effectives, intégration d'images à résolutions multiples, ... etc.), susceptibles d'améliorer les capacités d'analyse de la ville par télédétection.

Globalement, nous pouvons dire que:

- pour les applications avec le capteur MSS à 80 mètres, l'image est traitée globalement et les entités générées ne permettent pas d'identifier les fonctions urbaines de manière précise. A cette résolution, chaque élément de l'image (pixel) représente plutôt un paysage composé d'éléments hétéroclites non différenciables à l'échelle d'une cellule. On peut ainsi mesurer l'évolution de l'expansion spatiale de la ville de Blida. On détecte davantage des zones que des objets: le bâti et le non bâti, des espaces végétaux et non végétaux.
- le capteur TM, avec une résolution encore plus précise, donne des informations plus détaillées qui permettent de procéder à une véritable identification. Le mode d'occupation du sol est donc plus précis. On ne distingue cependant pas encore nettement les réseaux routiers.
- Avec Spot et Aster, la précision est encore améliorée. On identifie des zones plus détaillées et l'on peut aborder une phase d'analyse pour des phénomènes globaux. On peut ainsi faire des calculs de densité ou de proportion de la végétation. Le réseau routier peut être identifié, on peut étudier la dynamique de l'expansion urbaine. De nombreuses autres applications sont encore possibles telles que l'étude de la pollution, la gestion du trafic routier, etc.

### *Vers l'imagerie à très haute résolution spatiale?*

Dans le cas des images satellites deuxième génération, les limites de l'utilisation de la télédétection pour les analyses urbaines sont associées à la résolution des images qui ne permet pas une observation précise des milieux urbains. L'apparition des images satellitaires très haute résolution spatiale (THRS) suscite de fortes attentes pour l'analyse des milieux urbains. Pour les géographes "urbains", ces images apparaissent comme une nouvelle source d'information spatiale qui allie des résolutions spatiales fines à des possibilités de revisite. Pour les spécialistes en télédétection, ces images bouleversent les modes d'interprétation classiques en passant de l'interprétation des classes à l'identification des objets. Ce changement de mode d'interprétation a pour principale conséquence de diminuer la signification thématique des signatures spectrales et, par voie de fait, les performances des méthodes de classification basées sur ces mêmes signatures. La maximisation de l'utilisation des images THRS pour l'analyse des milieux urbains passera donc par le développement de méthodes d'interprétation spécifiques, capables d'identifier les objets urbains.

Si l'amélioration de la résolution spatiale débouche sur une information plus détaillée, elle pose tout de même des questions sur la manière d'observer les objets géographiques. Chaque résolution apporte donc des informations différentes, utiles à l'architecte, à l'urbaniste, à l'aménagiste ou au géographe. D'où l'importance de choisir les bonnes données selon les réalités géographiques à étudier: par exemple, des images quotidiennes ne sont pas indispensables pour étudier l'étalement urbain; par contre, une richesse spectrale permettra de distinguer plus de types d'occupation du sol. "*Quelle résolution spatiale et temporelle, quelles bandes spectrales pour étudier quel phénomène ?*", telles sont les questions auxquelles il faut répondre avant toute utilisation de l'imagerie satellitaire.

## ANNEXE A1.1

## ACQUISITION ET CAPTEURS

L'acquisition des données par satellites présente plusieurs avantages. Le premier est que des aires difficilement accessibles peuvent être étudiées. Le deuxième est que de grandes superficies peuvent être couvertes en un laps de temps très court. De plus, certains systèmes sont utilisables même de nuit ou par temps de brouillard, de pluie ou de neige. Les longueurs d'ondes utilisées pour les images satellites sont le visible (VIS), le proche infrarouge (PIR) et l'IR thermal (TIR). Les mesures dans le VIS et le PIR se basent sur le soleil comme source d'illumination, et mesurent la radiation réfléchiée. Les méthodes utilisant le TIR mesurent la radiation thermique émise par un corps. On peut aussi citer la technique de mesure utilisant les micro-ondes passives. Celle-ci a cependant une moins bonne résolution spatiale comparée à des senseurs opérant dans le TIR et est plutôt utilisée lors d'études synoptiques à grande échelle.

Les capteurs équipant les satellites captent l'énergie réfléchiée ou émise par la surface terrestre, ce qui implique (cf. Figure A1.1):

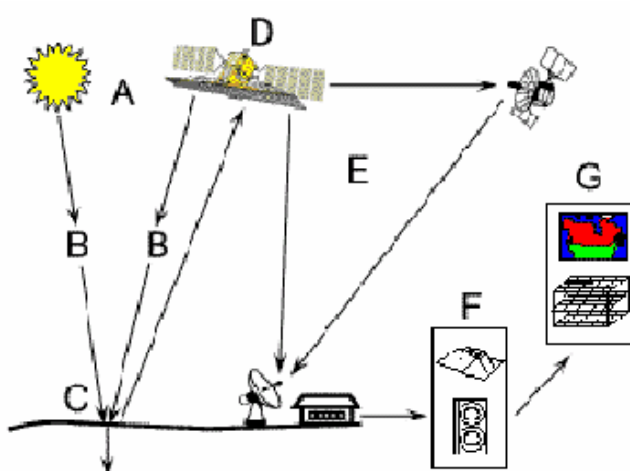


Figure A1.1 : Composants d'une prise d'image satellite

(A), une source d'énergie : le soleil illuminant la terre, un rayon laser, un signal radar, ...

(B), l'interaction de cette énergie avec l'atmosphère traversée (du soleil vers la terre puis de la terre vers le satellite) qui perturbe le signal,

(C), l'interaction de cette énergie modifiée avec une portion plus ou moins rugueuse de surface terrestre

(D), la capture du signal par les appareils embarqués et (E), sa transmission à la terre, des redressements (pré-traitements) et sa transformation en fichier utilisable (F et G).

### **Les différents programmes d'observation par satellite**

Les programmes d'observation de la terre par satellite les plus importants actuellement sont Landsat, SPOT et Terra avec son senseur ASTER. Il existe également de nombreux autres programmes qui ont également permis d'acquérir des images satellites utilisées en glaciologie. Le tableau A1.1 présente une description de ces différents programmes, ainsi que de leurs caractéristiques, de leurs applications et de leurs limitations.

#### **Landsat**

Landsat 1,2 et 3, la première génération, disposaient de deux types de senseurs : le RBV (Return Beam Vidicon) et le MSS (Multi-Spectral Scanner), qui a permis d'obtenir les premières images synoptiques multi-spectrales directement sous forme digitale. Landsat 4 et 5, la deuxième génération, disposaient en plus du MSS, lui-même amélioré par trois bandes spectrales additionnelles, du TM (Thematic Mapper). Le TM s'est avéré très utile dans les régions urbaines, là où des détails de quelques dizaines de mètres sont requis. Landsat 6 et 7 appartiennent à la troisième génération, et disposent de l'outil ETM (Enhanced Thematic Mapper). La résolution spatiale de Landsat 7 est de 15m en mode panchromatique, et de 30m en mode multi-spectral. Avec les données de Landsat, on peut élaborer des cartes au 1:100'000.

#### **SPOT (Système Probatoire pour l'Observation de la Terre)**

Les satellites de SPOT 1-4 disposent de HRVs (High Resolution Visual scanners), dont la résolution est de 10m en panchromatique et 20m en multispectral, ce qui est très utile pour l'étude détaillée d'une zone urbaine. SPOT-5 dispose lui d'une résolution de 2.5m en super-mode panchromatique, de 5m en panchromatique et de 10m en mode multispectral. On peut utiliser les images de SPOT pour élaborer des cartes au 1:50'000 et au 1:100'000. Les images étant très coûteuses, elles ne sont pas utilisées pour des études à grande échelle.

#### **Terra (EOS AM-1)**

Le programme Terra, dont le premier satellite a été lancé en 2000, est un autre programme d'observation de la Terre de la NASA, en partenariat avec les agences spatiales

canadienne et japonaise. Un des cinq senseurs de Terra, ASTER (Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer), permet d'obtenir des images allant de 15 à 90m de résolution spatiale, dans 14 longueurs d'onde différentes allant du VIS au TIR.

Capteur	Gamme de bandes (µm)	Localisation spectrale	IFOV ou résolution (m)	GIFOV ou awath (km)	Application principale
<b>LANDSAT</b>					
<b>MSS</b>	B4: 0.5 - 0.6	Vert	79x79	185	Cartographie des eaux territoriales, suivi de la pollution et évaluation de la vigueur de la végétation
	B5: 0.6 - 0.7	Rouge	79x79	185	Distinction de la transparence et turbidité de l'eau, étude de l'absorption végétale
	B6: 0.7 - 0.8	proche IR	79x79	185	Distinction des terres humides et de la végétation
	B7: 0.8 - 1.1	Proche IR	79x79	185	Différenciation des types de végétation et limites entre terre et eau
<b>TM &amp; ETM+</b>	B1: 0.45 - 0.52	Bleu	30x30	185	Pénétration des plans d'eau, cartographie des eaux territoriales
	B2: 0.52 - 0.60	Vert	30x30	185	Distinction de la végétation, évaluation de la vigueur et identification des différents types de cultures
	B3: 0.63 - 0.69	Rouge	30x30	185	Absorption de la chlorophylle, et différenciation des espèces végétales
	B4: 0.76 - 0.90	Proche IR	30x30	185	Détermination des types de végétation et surveillance de la vigueur et de la biomasse, définition des limites de plans d'eau
	B5: 1.55 - 1.75	Moyen IR	30x30	185	Indicateurs de végétation et d'humidité du sol utilisés pour la différenciation de la neige et des nuages
	B6: 10.4 - 12.5	IR therm.	TM 120_120 ETM+ 60_60	185	Analyse des contraintes de végétation, distinction de l'humidité du sol et cartographie thermique
	B7: 2.08 - 2.35	Moyen IR	30x30	185	Identification des types de roches et de minéraux, cartographie hydrothermale et mesure de l'humidité du sol et de la végétation
	P: 0.50 - 0.90 Pour ETM+	Visible et proche IR	15x15	185	Images à la résolution plus élevée
<b>SPOT</b>					
Capteur	Gamme de bandes (µm)	Localisation spectrale	IFOV ou résolution (m)	FOV ou awath (km)	Application principale
<b>HRV</b>	B1: 0.50 - 0.59	Vert	20x20	60	Cartographie des eaux territoriales, suivi de la pollution et évaluation de la vigueur de la végétation
	B2: 0.61 - 0.68	Rouge	20x20	60	Vérification de la turbidité de l'eau et étude de l'absorption végétale
	B3: 0.79 - 0.89	Proche IR	20x20	60	Identification des types et de la vigueur de la végétation, mesure de la biomasse et distinction de l'eau et de la terre
	P: 0.51 - 0.73	Visible	10x10	60	Image de résolution plus élevée pour la fusion ou une recherche plus précise
<b>HRVIR</b>	B1: 0.50 - 0.59	Vert	20x20	60	Cartographie des eaux territoriales, suivi de la pollution et évaluation de la vigueur de la végétation
	B2: 0.61 - 0.68	Rouge	20x20	60	Vérification de la turbidité de l'eau et étude de l'absorption végétale
	B3: 0.78 - 0.89	Proche IR	20x20	60	Identification des types et de la vigueur de la végétation, mesure de la biomasse et distinction de l'eau et de la terre



	B4: 1.58 - 1.75	Moyen IR	20x20	60	Indicateurs de végétation et d'humidité du sol utilisés pour la différenciation de la neige et des nuages
	P: 0.61 - 0.68	P	10x10	60	Image de résolution plus élevée pour la fusion ou une recherche plus précise
<b>HRG</b>	B1: 0.50 - 0.59	Vert	10x10	60	Cartographie des eaux territoriales, suivi de la pollution et évaluation de la vigueur de la végétation
	B2: 0.61 - 0.68	Rouge	10x10	60	Vérification de la turbidité de l'eau et étude de l'absorption végétale
	B3: 0.78 - 0.89	Proche IR	10x10	60	Identification des types et de la vigueur de la végétation, mesure de la biomasse et distinction de l'eau et de la terre
	B4: 1.58 - 1.75	Moyen IR	10x10	60	Indicateurs de végétation et d'humidité du sol utilisés pour la différenciation de la neige et des nuages
	P: 0.48 - 0.71	Visible	5x5 et 2.5x2.5	60	Image de résolution plus élevée pour la fusion ou une recherche plus précise
<b>VGT</b>	B1: 0.43 - 0.47	Bleu	1000x1000	2250	Suivi global et régional de la végétation et utilisation pour la météorologie
	B2: 0.61 - 0.68	Rouge	1000x1000	2250	
	B3: 0.78 - 0.89	Proche IR	1000x1000	2250	
	B4: 1.58 - 1.75	Moyen IR	1000x1000	2250	
<b>ASTER</b>					
<b>TERRA</b>	B1 : 0,52 - 0,60	VNIR Visible	15 X 15	60 X 60	Répartition spatiale et les variations temporelles de la végétation
	B2 : 0,63 - 0,69	VNIR Visible	15 X 15	60 X 60	
	B3N : 0,76 - 0,86	et Proche-IR	15 X 15	60 X 60	- Interaction entre la surface terrestre et l'atmosphère à partir d'une cartographie de la température de surface terrestre
	B4 : 1,60-1,70	SWIR Moyen-IR	30 X 30	60 X 60	
	B5:2,14-2,18	SWIR Moyen-IR	30 X 30	60 X 60	
	B6:2,18-2,22	SWIR Moyen-IR	30 X 30	60 X 60	
	B7:2,23-2,28	SWIR Moyen-IR	30 X 30	60 X 60	- Phénomènes thermiques et volcaniques tels que les éruptions de plumes, les émissions de dioxydes de carbone et les flux de lave
	B8:2,29-2,36	SWIR Moyen-IR	30 X 30	60 X 60	- Phénomènes tectoniques et géologiques à travers une cartographie géologique détaillée de la surface
	B9:2,36-2,43	SWIR Moyen-IR	30 X 30	60 X 60	
	B10 : 8,12 - 8,47	TIR Therm.	90 X 90	60 X 60	Evolution des zones urbaines et l'avancée des glaciers.
	B11:8,47-8,82	TIR Therm.	90 X 90	60 X 60	
	B12:8,92-9,27	TIR Therm.	90 X 90	60 X 60	
	B13:10,25-10,95	TIR Therm.	90 X 90	60 X 60	
	B14:10,95-11,65	TIR Therm.	90 X 90	60 X 60	

Tableau A1.1 : Caractéristiques spectrales de Landsat MSS, TM, ETM et SPOT

Source de données : (1) Richard and Jia (1999) ; (2) Lindgren (1985) ; (3) Lillesand *et al.* (1994) ; (4) NASA (<http://landsat.gsfc.nasa.gov/>) ; et (5) CNES, <http://www.cnes.fr/> and <http://www.spotimage.fr>.

Note : VGT— SPOT-4 Vegetation sensor ; GIFOV— Ground Instantaneous field of view ; IFOV — instantaneous field of view and P— panchromatic.

## ANNEXE A3.1

### PRELIMINAIRES SUR LA MORPHOLOGIE MATHÉMATIQUE

La morphologie mathématique est un des cadres les plus riches permettant de définir et d'étudier des opérateurs s'appliquant à des formes (sous-ensembles du plan ou de l'espace 3D) ou à des fonctions (images en niveaux de gris). Le principe de base de la morphologie mathématique est de comparer l'image à analyser à un ensemble de géométrie connue appelé élément structurant que l'on déplace de façon à ce que son origine passe par toutes les positions de l'image, pour mettre en évidence certaines caractéristiques de l'image [46][104]. La morphologie mathématique offre un grand nombre d'outils très puissants de traitement et d'analyse d'images que l'on retrouve sous différentes rubriques dans certains logiciels d'analyse d'images. Les outils morphologiques ont été développés au début pour traiter des images binaires : c'est la morphologie mathématique ensembliste. Leur utilisation a été ensuite étendue aux images en niveaux de gris : on parle, à ce moment, de morphologie mathématique fonctionnelle.

#### 1. Dilatation morphologique

##### Image binaire

On définit la dilatation  $D$  d'un ensemble  $X$  par un ensemble  $B$  appelé élément structurant, l'ensemble de points  $x$  de l'espace pour lesquels  $B_x$  (l'ensemble  $B$  centré en  $x$ ) rencontre  $X$ .

$$D = X \oplus B = \{x : B_x \cap X \neq \emptyset\} \quad (\text{A3.1})$$

##### Image en niveau de gris

La dilatation de l'image  $f$  par l'élément structurant  $B$  est dénotée par  $\delta_B(f)$ . Elle est définie par la valeur maximale de l'image sur l'ensemble de l'élément structurant centré en  $x$ .

$$[\delta_B(f)](x) = \max_{b \in B} f(x + b) \quad (\text{A3.2})$$

## 2. Erosion morphologique

### Image binaire

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

$$E = X \ominus B = \{x.B_x \subset X\} \quad (\text{A3.3})$$

### Image en niveau de gris

L'érosion de l'image  $f$  par l'élément structurant  $B$  est dénotée par  $\varepsilon_B(f)$ . Elle est définie par la valeur minimale de l'image sur l'ensemble de l'élément structurant centré en  $x$ .

$$[\varepsilon_B(f)](x) = \min_{b \in B} f(x+b) \quad (\text{A3.4})$$

## 3. L'ouverture morphologique

L'ouverture  $\gamma_B(f)$  de l'image  $f$  par l'élément structurant  $B$  est définie comme l'érosion de  $f$  par  $B$  suivie par la dilatation de  $f$  par le transposé de  $B$ .

$$\gamma_B(f) = \delta_{\bar{B}}[\varepsilon_B(f)]$$

(A3.5)

L'ouverture morphologique ne modifie l'image en niveaux de gris qu'en certains points. Elle élimine les pics de niveaux de gris dans l'image dont la taille est inférieure à celle de l'élément structurant utilisé.

## 4. La fermeture morphologique

La fermeture  $\phi_B(f)$  de l'image  $f$  par l'élément structurant  $B$  est définie comme la dilatation de  $f$  par  $B$  suivie par l'érosion de  $f$  par le transposé de  $B$ .

$$\phi_B(f) = \varepsilon_{\bar{B}}[\delta_B(f)] \quad (\text{A3.6})$$

La fermeture morphologique ne modifie l'image en niveaux de gris qu'en certains points. Elle a pour but de combler les vallées de niveaux de gris dans l'image dont la taille est inférieure à celle de l'élément structurant utilisé.

## 5. La transformation morphologique du chapeau haut de forme : CHF

La transformation du chapeau haut de forme permet de détecter les pics (respectivement les creux) de contraste dans une image. Elle s'obtient en prenant la différence entre l'image originale et son ouvert (respectivement son fermé) avec un élément structurant de taille  $r$ , qui représente le rayon de base du chapeau, suivi d'un seuillage à l'altitude  $h$  appelée paramètre de contraste ou hauteur du chapeau.

Pour extraire les pics de l'image, on prend la différence entre l'image originale et son ouvert :

$$\text{CHF}_{\text{pics}} = \text{seuil}(f - \gamma_B(f)) \quad (\text{A3.7})$$

Pour extraire les creux (vallées) de l'image, on prend la différence entre le fermé de l'image et l'image originale:

$$\text{CHF}_{\text{vallées}} = \text{seuil}(\phi_B(f) - f) \quad (\text{A3.8})$$

## 6. La reconstruction morphologique

Avant de définir la reconstruction morphologique, nous allons tout d'abord décrire la dilatation et l'érosion géodésique.

### ▪ La dilatation géodésique

Soient deux images  $f$  et  $g$ ; la dilatation géodésique de taille 1 de l'image  $f$ , dite image marqueur, par respect de l'image  $g$ , dite image masque, est réalisée par une dilatation de  $f$  suivie par une intersection avec l'image  $g$ .

$$\delta_g^{(1)}(f) = \delta(f) \wedge g = \min(\delta[(f)](x), g(x)) \quad (\text{A3.9})$$

#### ➤ La reconstruction par dilatation

La reconstruction par dilatation de l'image masque  $g$  à partir de l'image marqueur  $f$  est définie par la dilatation géodésique de  $f$  par respect de l'image  $g$  jusqu'à stabilité, elle est notée  $R_g(f)$  :

$$R_g(f) = \delta_g^{(i)}(f) \quad i \text{ est tel que } \delta_g^{(i)}(f) = \delta_g^{(i+1)}(f) \quad (\text{A3.10})$$

### ▪ L'érosion géodésique

L'érosion géodésique de taille 1 de l'image marqueur  $f$  par respect de l'image masque  $g$  est réalisée par une érosion de  $f$  suivie par une union avec l'image  $g$ .

$$\varepsilon_g^{(1)}(f) = \varepsilon(f) \vee g = \max(\varepsilon[(f)](x), g(x)) \quad (\text{A3.11})$$

#### ➤ La reconstruction par érosion

La reconstruction par érosion de l'image masque  $g$  à partir de l'image marqueur  $f$  est définie par l'érosion géodésique de  $f$  par respect de l'image  $g$  jusqu'à stabilité, elle est notée  $R_{g(f)}^*$  :

$$R_{g(f)}^* = \varepsilon_g^{(i)}(f) \quad i \text{ est tel que } \varepsilon_g^{(i)}(f) = \varepsilon_g^{(i+1)}(f) \quad (\text{A3.12})$$

### 7. La transformation en tout ou rien (Hit or Miss Transformation)

La transformation en tout ou rien (HMT) de l'image binaire  $X$  par un élément structurant composite  $B(B_1, B_2)$ , est l'ensemble des points  $x$  tels que, quand le centre de  $B$  coïncide avec  $x$ ,  $B_1$  doit être complètement inclus dans  $X$  et  $B_2$  complètement incluse dans  $X^c$ .

$$\text{HMT}_B(X) = (X \ominus B_1) \cap (X^c \ominus B_2) \quad (\text{A3.13})$$

### 8. L'amincissement morphologique (thinning)

L'amincissement d'un ensemble  $X$ , noté  $\text{THIN}_B(X)$ , consiste à réduire celui-ci, c'est-à-dire, à lui enlever les points correspondant à une configuration donnée. Cette transformation revient à soustraire de  $X$  les points de  $\text{HMT}_B(X)$

$$\text{THIN}_B(X) = X \setminus \text{HMT}_B(X) = X \cap \text{HMT}_B^c(X) \quad (\text{A3.14})$$

La transformation en tout ou rien et l'amincissement morphologique permettent de préserver ou d'éliminer les pixels qui possèdent une certaine configuration des pixels voisins.

### 9. La squelettisation morphologique

La squelettisation morphologique par amincissement de l'image binaire  $X$  avec l'élément structurant  $L$  est définie par l'amincissement répété de  $X$  avec toutes les rotations de l'élément structurant  $L$  jusqu'à idempotence (stabilité).

$$\text{SKEL}_L(X) = \text{THIN}_{L=1, \dots, n}^\infty(X) \quad (\text{A3.15})$$

où :  $\infty$  nombre d'itérations jusqu'à idempotence

$n$  nombre de rotations de l'élément structurant  $L$  ( $n=8$ )

$$L = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ b & 1 & b \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad \text{tel que les pixels notés par } b \text{ ne sont pas pris en considération.}$$

## ANNEXE A5.1

### CLASSIFICATION NON SUPERVISEE PAR L'ALGORITHME ISODATA AMELIORE

La classification adoptée dans ce travail se fait selon une version améliorée de la méthode de classification automatique Isodata [37].

#### Algorithme ISODATA amélioré

Amélioration : variation du nombre de classes de l'algorithme par regroupement ou division (opérations effectuées alternativement une itération sur deux)

Inconvénient : grand nombre de paramètres de contrôle

#### 1. Définition des paramètres suivants :

- nombre de classes voulues  $c$ ,
- nombre minimum d'échantillons par classe  $\theta_N$ ,
- seuil de division des classes  $\theta_S$ ,
- seuil de regroupement des classes  $\theta_C$ ,
- nombre maximal de classes pouvant être regroupées  $L$ ,
- nombre maximal d'itérations  $I$ .

**Initialisation** de  $\eta_c$  centres de classes  $m_1, \dots, m_{\eta_c}$  (éventuellement,  $\eta_c$  peut être différent du nombre de classes voulues).

#### 2. Classification des échantillons selon la règle suivante :

$$\|x - m_j(i)\| = \min_{i=1}^k \|x - m_i(i)\| \quad (\text{A5.1})$$

3. Suppression des classes de moins de  $\theta_N$  éléments. Les échantillons correspondants sont reclassés selon la règle 2 parmi les classes restantes et mise à jour de  $\eta_c$ .

4. Calcul des nouveaux centres, comme moyenne de chaque classe selon l'équation suivante :

$$m_j(i+1) = \frac{1}{n_j} \sum_{x \in \omega_j} x \quad (\text{A5.2})$$

5. Calcul de la distance moyenne des échantillons  $\omega_j$  au centre

$$\bar{D}_j = \frac{1}{n_j} \sum_{x \in \omega_j} \|x - m_j\| \quad (\text{A5.3})$$

6. Calcul de

$$\bar{D} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^{n_c} n_j \bar{D}_j \quad (\text{A5.4})$$

7. Si  $\eta_c \leq c/2$ , aller à l'étape 8.

Si l'itération courante est paire ou si  $\eta_c \geq c/2$ , aller à l'étape 11 (*Regroupement*).

Sinon, aller à l'étape 8 (*division*).

8. En appelant  $d$  la dimension de l'espace  $E$  des échantillons, calcul de

$$\sigma_j = (\sigma_{1j}, \dots, \sigma_{dj})$$

avec :

$$\sigma_{ij} = \sqrt{\frac{1}{n_j} \sum_{x_k \in \omega_j} (x_{ik} - m_{ij})^2} \quad (\text{A5.5})$$

pour  $i = 1, \dots, d$  et  $j = 1, \dots, \eta_c$ .

9. Calcul de la direction dans laquelle la variance est maximale :

$$\forall j = 1, \dots, n_c, \quad \sigma_{mj} = \max_{i=1}^d \sigma_{ij}$$

10. Si  $\sigma_{mj} > \theta_s$  et :

$$\begin{cases} \bar{D}_j > \bar{D} \text{ et } n_j > 2(\theta_N + 1) \\ \text{ou } n_c \leq c/2 \end{cases} \quad (\text{A5.6})$$

alors, division de  $\omega_j$  en deux classes de centres  $m_{mj}^+$  et  $m_{mj}^-$  tels que :

$$\begin{aligned} m_{mj}^+ &= m_{mj} + \lambda \sigma_{mj} \\ m_{mj}^- &= m_{mj} - \lambda \sigma_{mj} \\ m_{ij}^+ &= m_{ij}^- = m_{ij} \text{ pour } i \neq m \end{aligned} \quad (\text{A5.7})$$

avec  $0 < \lambda \leq 1$ .

Si la séparation a lieu, aller à l'étape 2.

Sinon, aller à l'étape 11.

11. Calcul, pour tous  $i$  et  $j$  tels que  $i < j$ , de l'écart entre les centres des classes  $\omega_i$  et  $\omega_j$  :

$$D_{ij} = \|m_i - m_j\| \quad (\text{A5.8})$$

12. Comparaison des  $D_{ij}$  à  $\theta_C$  pour sélectionner les classes à regrouper.
13. Regroupement, par paires, des classes telles que  $D_{ij} \leq \theta_C$  en commençant par les classes les plus proches l'une de l'autre. Limiter le nombre de regroupements à  $L$ .
14. Si la dernière itération est atteinte, fin.  
Sinon, aller à l'étape 1 si l'utilisateur veut modifier des paramètres, à l'étape 2 sinon.  
Incrémenter le nombre d'itérations.



## ANNEXE A5.2

**RESULTATS DE L'ANALYSE INTRA-URBAINE PAR FUSION  
D'INFORMATION TEXTURALE**

Dans cette annexe, nous présentons les résultats obtenus en tenant compte de l'apport de la texture. Les traitements sont faits dans un premier temps sur l'image SPOT XS de Laghouat; par la suite sur l'image Aster de Blida

*I. Cas de Laghouat*

<b>Paramètres</b> <b>Classes</b>	<i>Moyenne</i>	<i>Variance</i>	<i>Homogénéité</i>	<i>Contraste</i>	<i>Dissimilarité</i>	<i>Entropie</i>	<i>Second Moment</i>	<i>Corrélation</i>
Ilots de verdure	98.68	98.68	98.68	98.68	98.68	0.00	98.68	0.00
Bâti sous palmeraie	83.58	82.09	82.09	76.12	77.61	0.00	62.69	0.00
Bâti et jardins	70.21	57.45	82.98	65.96	72.34	0.00	85.11	0.00
El maquam	87.76	69.39	85.71	83.67	87.76	0.00	81.63	0.00
dj. Tiziraine	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	0.00	100.00	0.00
Oasis Nord	88.33	88.33	88.33	86.67	88.33	100.00	90.00	100.00
Essadikia	95.45	97.73	93.18	97.73	95.45	0.00	79.55	0.00
Mamourah	61.90	83.33	69.05	88.10	78.57	0.00	59.52	0.00
Laghouatine	93.62	89.36	82.98	85.11	87.23	0.00	70.21	0.00
<b>Précision globale</b>	<b>87.45</b>	<b>85.77</b>	<b>87.66</b>	<b>87.03</b>	<b>87.66</b>	<b>12.55</b>	<b>81.59</b>	<b>12.55</b>
<b>Coefficient Kappa</b>	<b>0.86</b>	<b>0.84</b>	<b>0.86</b>	<b>0.85</b>	<b>0.86</b>	<b>0.00</b>	<b>0.79</b>	<b>0.00</b>

Table A5.2.1: Matrice de confusion correspondant à la classification faite par Maximum de Vraisemblance (MV) sur 1 seul paramètre de la matrice de cooccurrence issue de l'image SPOT

Le meilleur taux de précision est donné par le paramètre Homogénéité avec une précision globale de 87.67%; la valeur kappa correspondante est de l'ordre de 0.86%. Le néo-canal homogénéité sera retenu dans le processus de classification; il sera fusionné avec un seul paramètre à la fois. Le même principe est retenu pour les autres paramètres.

<b>Paramètres</b> <b>Classes</b>	<i>Moyenne</i>	<i>Variance</i>	<i>Contraste</i>	<i>Dissimilarité</i>	<i>Entropie</i>	<i>Second Moment</i>	<i>Corrélation</i>
Ilots de verdure	98.68	98.68	98.68	98.68	0.00	98.68	0.00
Bâti sous palmeraie	86.57	86.57	82.09	83.58	0.00	67.16	0.00
Bâti et jardins	78.72	78.72	82.98	85.11	0.00	87.23	0.00
El maquam	93.88	87.76	87.76	87.76	0.00	85.71	0.00
dj. Tiziraine	100.00	100.00	100.00	100.00	0.00	100.00	0.00
Oasis Nord	91.67	90.00	90.00	90.00	100.00	91.67	100.00
Essadikia	95.45	95.45	95.45	95.45	0.00	79.55	0.00
Mamourah	69.05	69.05	69.05	69.05	0.00	61.90	0.00
Laghouatine	89.36	87.23	89.36	89.36	0.00	76.60	0.00
<b>Précision globale</b>	<b>89.96</b>	<b>88.91</b>	<b>88.91</b>	<b>89.33</b>	<b>12.55</b>	<b>83.90</b>	<b>12.55</b>
<b>Coefficient Kappa</b>	<b>0.89</b>	<b>0.87</b>	<b>0.87</b>	<b>0.88</b>	<b>0.00</b>	<b>0.82</b>	<b>0.00</b>

Table A5.2.2 : Matrice de confusion correspondant à la classification faite par MV sur 2 paramètres (Homogénéité+ autre néo-canal) de la matrice de cooccurrence issue de l'image SPOT

Paramètres Classes	Variance	Contraste	Dissimilarité	Entropie	Second Moment	Corrélation
Ilots de verdure	98.68	98.68	98.68	0.00	98.68	0.00
Bâti sous palmeraie	86.57	86.57	86.57	0.00	77.61	0.00
Bâti et jardins	85.11	76.60	76.60	0.00	82.98	0.00
El maquam	91.84	93.88	93.88	0.00	95.92	0.00
dj. Tiziraine	100.00	100.00	100.00	0.00	100.00	0.00
Oasis Nord	91.67	91.67	93.33	100.00	93.33	100.00
Essadikia	95.45	95.45	95.45	0.00	95.45	0.00
Mamourah	71.43	71.43	76.19	0.00	57.14	0.00
Laghoutatine	89.36	91.49	89.36	0.00	82.98	0.00
<b>Précision globale</b>	<b>90.59</b>	<b>90.17</b>	<b>90.59</b>	<b>12.55</b>	<b>87.87</b>	<b>12.55</b>
<b>Coefficient Kappa</b>	<b>0.89</b>	<b>0.89</b>	<b>0.89</b>	<b>0.00</b>	<b>0.86</b>	<b>0.00</b>

Table A5.2.3 : Matrice de confusion correspondant à la classification par MV sur 3 paramètres (*Homogénéité*+ *Moyenne*+autre néo-canal) de la matrice de cooccurrence issue de l'image SPOT

Paramètres Classes	Contraste	Dissimilarité	Entropie	Second Moment	Corrélation
Ilots de verdure	98.68	98.68	0.00	98.68	0.00
Bâti sous palmeraie	86.57	88.06	0.00	82.09	0.00
Bâti et jardins	85.11	85.11	0.00	91.49	0.00
El maquam	93.88	93.88	0.00	95.92	0.00
dj. Tiziraine	100.00	100.00	0.00	100.00	0.00
Oasis Nord	91.67	93.33	100.00	93.33	100.00
Essadikia	97.73	95.45	0.00	97.73	0.00
Mamourah	76.19	78.57	0.00	69.05	0.00
Laghoutatine	89.36	87.23	0.00	87.23	0.00
<b>Précision globale</b>	<b>91.42</b>	<b>91.63</b>	<b>12.55</b>	<b>91.00</b>	<b>12.55</b>
<b>Coefficient Kappa</b>	<b>0.90</b>	<b>0.91</b>	<b>0.00</b>	<b>0.90</b>	<b>0.00</b>

Table A5.2.4: Matrice de confusion correspondant à la classification faite par MV sur 4 paramètres (*Homogénéité* + *Moyenne*+*Variance*+autre néo-canal) de la matrice de cooccurrence issue de l'image SPOT

Paramètres Classes	Contraste	Entropie	Second Moment	Corrélation
Ilots de verdure	98.68	0.00	98.68	0.00
Bâti sous palmeraie	88.06	0.00	85.07	0.00
Bâti et jardins	87.23	0.00	91.49	0.00
El maquam	91.84	0.00	91.84	0.00
dj. Tiziraine	100.00	0.00	100.00	0.00
Oasis Nord	93.33	100.00	93.33	100.00
Essadikia	97.73	0.00	97.73	0.00
Mamourah	83.33	0.00	73.81	0.00
Laghoutatine	95.74	0.00	91.49	0.00
<b>Précision globale</b>	<b>93.10</b>	<b>12.55</b>	<b>91.84</b>	<b>12.55</b>
<b>Coefficient Kappa</b>	<b>0.92</b>	<b>0.00</b>	<b>0.91</b>	<b>0.00</b>

Table A5.2.5: Matrice de confusion correspondant à la classification faite par MV sur 5 paramètres (*Homogénéité* + *Moyenne* + *Variance* + *Dissimilarité* + autre néo-canal) de la matrice de cooccurrence issue de l'image SPOT

Paramètres Classes	Entropie	Second Moment	Corrélation
Ilots de verdure	0.00	98.68	0.00
Bâti sous palmeraie	0.00	85.07	0.00
Bâti et jardins	0.00	91.49	0.00
El maquam	0.00	95.92	0.00
dj. Tiziraine	0.00	100.00	0.00
Oasis Nord	100.00	95.00	100.00
Essadikia	0.00	97.73	0.00
Mamourah	0.00	73.81	0.00
Laghoutatine	0.00	91.49	0.00
<b>Précision globale</b>	<b>12.55</b>	<b>92.47</b>	<b>12.55</b>
<b>Coefficient Kappa</b>	<b>0.00</b>	<b>0.91</b>	<b>0.00</b>

Table A5.2.6 : Matrice de confusion correspondant à la classification faite par MV sur 6 paramètres (*Homogénéité* + *Moyenne* + *Variance* + *Dissimilarité* + *Contraste*+autre néo-canal) de la matrice de cooccurrence issue de l'image SPOT

Classes	Paramètres	Entropie	Corrélation
Ilots de verdure		0.00	0.00
Bâti sous palmeraie		0.00	0.00
Bâti et jardins		0.00	0.00
El maquam		0.00	0.00
dj. Tiziraine		0.00	0.00
Oasis Nord		100.00	100.00
Essadikia		0.00	0.00
Mamourah		0.00	0.00
Laghouatine		0.00	0.00
<b>Précision globale</b>		<b>12.55</b>	<b>12.55</b>
<b>Coefficient Kappa</b>		<b>0.00</b>	<b>0.00</b>

Table A5.2.7 : Matrice de confusion correspondant à la classification faite par Maximum de Vraisemblance sur 7 paramètres (*Homogénéité + Moyenne + Variance + Dissimilarité + Contraste + Second Moment + autre néo-canal*) de la matrice de cooccurrence issue de l'image SPOT

## II. Cas de Blida

Paramètres \ Classes	Moyenne	Variance	Homogénéité	Contraste	Dissimilarité	Entropie	Second Moment	Corrélation
Medina	89.11	86.14	89.11	90.10	90.10	93.07	90.10	84.16
Zone militaire	91.26	90.29	87.38	89.32	89.32	84.47	87.38	84.47
Zabana	93.33	93.33	93.33	93.33	93.33	93.33	93.33	94.29
Sidi AEK	87.96	87.96	90.74	87.96	87.96	68.52	78.70	86.11
Kaf Hmam	80.65	75.27	70.97	74.19	74.19	78.49	78.49	81.72
Ouled Yaïch	34.15	26.22	26.22	31.10	31.10	10.98	13.41	23.17
Bouarfa	42.03	40.58	38.41	35.51	35.51	42.75	50.00	31.88
<b>Précision globale</b>	<b>69.70</b>	<b>66.75</b>	<b>66.26</b>	<b>67.12</b>	<b>67.12</b>	<b>61.95</b>	<b>65.02</b>	<b>64.29</b>
<b>Coefficient Kappa</b>	<b>0.65</b>	<b>0.61</b>	<b>0.61</b>	<b>0.62</b>	<b>0.62</b>	<b>0.56</b>	<b>0.59</b>	<b>0.59</b>

Table A5.2.8 : Matrice de confusion correspondant à la classification faite par MV sur 1 seul paramètre de la matrice de cooccurrence issue de l'image Aster

Le meilleur taux de précision est donné par le paramètre Moyenne avec une précision globale de 69.7%; la valeur kappa correspondante est de l'ordre de 0.65%. Le néo-canal Moyenne sera alors retenu dans le processus de classification; il sera fusionné alors avec un seul paramètre à la fois.

Paramètres \ Classes	Variance	Homogénéité	Contraste	Dissimilarité	Entropie	Second Moment	Corrélation
Medina	89.11	90.10	91.09	91.09	95.05	91.09	84.16
Zone militaire	89.32	88.35	89.32	89.32	86.41	90.29	84.47
Zabana	92.38	93.33	93.33	93.33	89.52	90.48	93.33
Sidi AEK	88.89	88.89	87.96	87.96	72.22	77.78	83.33
Kaf Hmam	83.87	80.65	79.57	79.57	78.49	79.57	86.02
Ouled Yaïch	29.88	32.93	34.15	34.15	15.24	18.29	31.71
Bouarfa	50.72	49.28	44.93	44.93	48.55	59.42	34.78
<b>Précision globale</b>	<b>70.44</b>	<b>70.57</b>	<b>70.07</b>	<b>70.07</b>	<b>64.29</b>	<b>67.73</b>	<b>66.50</b>
<b>Coefficient Kappa</b>	<b>0.66</b>	<b>0.66</b>	<b>0.65</b>	<b>0.65</b>	<b>0.59</b>	<b>0.62</b>	<b>0.61</b>

Table A5.2.9 : Matrice de confusion correspondant à la classification faite par MV sur 2 paramètres (*Moyenne + autre néo-canal*) de la matrice de cooccurrence issue de l'image Aster

Classes	Paramètres	Variance	Contraste	Dissimilarité	Entropie	Second Moment	Corrélation
Medina		88.12	92.08	89.11	96.04	91.09	84.16
Zone militaire		89.32	87.38	88.35	84.47	89.32	81.55
Zabana		93.33	93.33	94.29	92.38	92.38	93.33
Sidi AEK		88.89	87.04	87.04	73.15	78.70	85.19
Kaf Hmam		80.65	80.65	81.72	78.49	78.49	87.10
Ouled Yaïch		29.88	35.98	35.37	20.73	23.78	30.49
Bouarfa		57.25	52.90	52.90	55.07	60.87	42.75
<b>Précision globale</b>		<b>71.18</b>	<b>71.67</b>	<b>71.55</b>	<b>66.87</b>	<b>69.21</b>	<b>67.61</b>
<b>Coefficient Kappa</b>		<b>0.66</b>	<b>0.67</b>	<b>0.67</b>	<b>0.61</b>	<b>0.64</b>	<b>0.62</b>

Table A5.2.10 : Matrice de confusion correspondant à la classification faite par MV sur 3 paramètres (*Moyenne + Homogénéité*+ autre néo-canal) de la matrice de cooccurrence issue de l'image Aster

Classes	Paramètres	Variance	Dissimilarité	Entropie	Second Moment	Corrélation
Medina		93.07	91.09	96.04	93.07	89.11
Zone militaire		89.32	90.29	85.44	89.32	85.44
Zabana		92.38	94.29	92.38	92.38	93.33
Sidi AEK		87.04	84.26	75.93	79.63	79.63
Kaf Hmam		78.49	78.49	77.42	77.42	87.10
Ouled Yaïch		36.59	40.85	26.22	28.66	36.59
Bouarfa		56.52	55.80	53.62	62.32	46.38
<b>Précision globale</b>		<b>72.41</b>	<b>72.91</b>	<b>68.10</b>	<b>70.69</b>	<b>69.83</b>
<b>Coefficient Kappa</b>		<b>0.68</b>	<b>0.68</b>	<b>0.63</b>	<b>0.66</b>	<b>0.65</b>

Table A.5.2.11: Matrice de confusion correspondant à la classification faite par MV sur 4 paramètres (*Moyenne + Homogénéité + Contraste* + autre néo-canal) de la matrice de cooccurrence issue de l'image Aster

Classes	Paramètres	Variance	Entropie	Second Moment	Corrélation
Medina		91.09	97.03	94.06	88.12
Zone militaire		91.26	87.38	90.29	88.35
Zabana		93.33	93.33	93.33	93.33
Sidi AEK		88.89	67.59	75.00	78.70
Kaf Hmam		78.49	76.34	77.42	89.25
Ouled Yaïch		43.29	32.32	33.54	42.68
Bouarfa		60.87	54.35	60.87	50.72
<b>Précision globale</b>		<b>74.88</b>	<b>68.72</b>	<b>71.18</b>	<b>72.17</b>
<b>Coefficient Kappa</b>		<b>0.71</b>	<b>0.63</b>	<b>0.66</b>	<b>0.68</b>

Table A5.2.12 : Matrice de confusion correspondant à la classification faite par MV sur 5 paramètres (*Moyenne + Homogénéité + Contraste + Dissimilarité* + autre néo-canal) de la matrice de cooccurrence issue de l'image Aster

Classes	Paramètres	Entropie	Second Moment	Corrélation
Medina		95.05	93.07	88.12
Zone militaire		90.29	91.26	89.32
Zabana		92.38	93.33	93.33
Sidi AEK		78.70	77.78	79.63
Kaf Hmam		75.27	74.19	87.10
Ouled Yaïch		31.71	33.54	43.90
Bouarfa		56.52	65.22	52.17
<b>Précision globale</b>		<b>70.32</b>	<b>71.92</b>	<b>72.66</b>
<b>Coefficient Kappa</b>		<b>0.66</b>	<b>0.67</b>	<b>0.68</b>

Table A5.2.13 : Matrice de confusion correspondant à la classification faite par MV sur 6 paramètres (*Moyenne + Homogénéité + Contraste + Dissimilarité + Variance* + autre néo-canal) de la matrice de cooccurrence issue de l'image Aster

<b>Classes</b>	<b>Paramètres</b>	<i>Entropie</i>	<i>Second Moment</i>
Medina		96.04	91.09
Zone militaire		88.35	90.29
Zabana		93.33	93.33
Sidi AEK		66.67	73.15
Kaf Hmam		87.10	88.17
Ouled Yaïch		31.10	34.15
Bouarfa		52.90	57.97
<b>Précision globale</b>		<b>69.34</b>	<b>71.43</b>
<b>Coefficient Kappa</b>		<b>0.64</b>	<b>0.67</b>

Table A5.2.13 : Matrice de confusion correspondant à la classification faite par MV sur 7 paramètres (*Moyenne + Homogénéité + Contraste + Dissimilarité + Variance + Corrélation + autre néo-canal*) de la matrice de cooccurrence issue de l'image Aster

<b>Classes</b>	<b>Paramètres</b>	<i>Entropie</i>
Medina		96.04
Zone militaire		88.35
Zabana		93.33
Sidi AEK		68.52
Kaf Hmam		84.95
Ouled Yaïch		32.32
Bouarfa		56.52
<b>Précision globale</b>		<b>70.20</b>
<b>Coefficient Kappa</b>		<b>0.65</b>

Table A5.2.14 : Matrice de confusion correspondant à la classification faite par MV sur l'ensemble des paramètres texturaux issues de la matrice de cooccurrence de l'image Aster

## REFERENCES

1. Robin M., La télédétection : Des satellites aux SIG, 2e édition Nathan, 2002.
2. Lhomme S., Identification du bâti à partir d'images satellitaires à très hautes résolutions spatiales. Thèse de doctorat. Université Louis Pasteur I, Strasbourg, 2005.
3. Puissant A., Information géographique et image à très haute résolution. Thèse de Doctorat, Laboratoire Image et ville, Université Louis Pasteur de Strasbourg, 2003, 445 p.
4. Chami M. et Khelifi F., PDAU du grand Blida. URBAB de Blida. 2005.
5. Fischer S., Multi-scale analysis for pattern recognition. Thèse de doctorat ES. Sciences Techniques.Lausanne, EPFL, 1997.
6. Gonzalez R. C., Woods R. E., Digital Image Processing. Prentice-Hall, Inc. Upper Saddle River, New Jersey 07458. 2002.
7. Bonn F. et Rochon G., Précis de télédétection, volume 1, Principes et Méthodes, Presses de l'Université du Québec, AUPELF, 1993, 485 pages
8. Bonn P., Rochon B., Précis de télédétection : principes et méthodes, Presses de l'Université du Québec, Sainte-Foy, 2001, 477 pages
9. Shippert P., Spotlight on hyperspectral. Geospatial Solutions. 2002.
10. Homayouni S., Caractérisation des Scènes Urbaines par Analyse des Images Hyperspectrales.Thèse de doctorat. Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications de Paris. Décembre 2005.
11. Lillesand T.M., Kiefer R.W., Remote Sensing and Image Interprétation, 4\* édition, Wiley, Chichester, 1994, 721p.
12. Girard C. et Girard M., Traitement des données de télédétection, Edition Dunod. 1999.
13. Donnay, J-P., Barnsley, M. J. and Longley, P. A., Remote sensing and urban analysis, chap 1 in Donnay, J-P., Barnsley, M.J. and Longley, P.A. Remote sensing and urban analysis. PA Longley (eds), London, 2001, pp. 3-18.
14. Forster, B.L., Overcoming urban monitoring problems with the new generation sensors; Actes du Symposium International de la Commission VII de la Société Internationale de Photogrammétrie et Télédétection; Toulouse (France), 1982, pp. 889-896.
15. Welch R., Spatial resolution requirements for urban studies. International Journal of

- Remote Sensing. Vol. 3, N° 2, 1982, pp. 139-146.
16. Bonn F., Charbonneau L. et Brochu R., Analyse de l'utilisation du sol à partir des données SPOT et TM: aspects méthodologiques. Edition AUPELF-UREF. John Libbey Eurotext. Paris, 1989, pp. 83-92.
  17. Escadafal R. et Huete A.R., Étude des propriétés spectrales des sols arides appliquée à l'amélioration des indices de végétation obtenus par télédétection CR Acad Sci. Paris 312 (2):1385-1391. 1991.
  18. Abdellaoui A., Benblidia N, Patru I. G., Ielenicz M. et Ozer A., Technique de clonage de pixels pour l'analyse d'objets de faible surface à l'aide d'une image satellitaire à moyenne résolution spatiale : Application aux glissements de terrain de la vallée de la Prahova (Roumanie). Revue Télédétection, vol.6, n° 3, 2006, pp. 233-246.
  19. Kaufman Y. J., Atmospheric effects on remote sensing of surface reflectance. SPIE Remote Sensing 475: 20-33. 1984.
  20. Kaufman Y. J. et Tanré D., Atmospherically resistant vegetation index (ARVI) for EOS-MODIS, Proceedings of IEEE IGARS'92, 1992, pp.261-270, New York.
  21. Weber C., Remote sensing data used for urban agglomeration delimitation, in J.P. Donnay, M.J. Barnsley, P.A. Longley (eds.), Remote Sensing and Urban Analysis, GISDATA 9, Taylor&Francis, London, 2000, pp. 155-172.
  22. Longley, P. A. and Mesev, V., On the measurement and generalisation of urban form. Environment and planning A., vol. 32, 2000, pp. 473-488.
  23. Kasanko, M., Barredo, J. I., Lavalle, C. McCormick, N., Demicheli, L., Sagris, V. and Brezger, A., Are European cities becoming dispersed? A comparative analysis of 15 European urban areas. Landscape and Urban Planning, Article in Press, 2005, 18 p.
  24. Tatem, A. J., Noor, A. M. and Hay, S. I., Assessing the accuracy of satellite derived global and national urban maps in Kenya. Remote Sensing of Environment, vol. 96, n° 1, 2005, p 87- 97.
  25. Baudot, Y., geographical analysis of the population of fast-growing cities in the third world in Donnay, J-P., Barnsley, M.J. and Longley, P.A., Remote Sensing and Urban Analysis. P A Longley (eds), London, 2001, p. 225-240.
  26. Dureau, F. et Weber, C., Télédétection et systèmes d'information urbains. Anthropos, Paris, 1995, 379 p.
  27. Sawaya, K. E., Olmanson, L. G., Heinert, N. J., Brezonik, P. L. and Bauer, M. E., Extending satellite remote sensing to local scales: land and water resource monitoring using highresolution imagery. Remote Sensing of Environment, vol. 88, n° 1-2, 2003, p. 144-156.
  28. Grey W. M. F., Luckman, A. J. and Holland, D., Mapping urban change in the UK using satellite radar interferometry. Remote Sensing of Environment, vol. 87, n° 1, 2003, p. 16-22.
  29. Donnay J-P., Conclusion in Télédétection des milieux urbains et périurbains, Actes des 6ièmes Journées scientifiques du Réseau Télédétection de l'AUPELF/UREF, 2-5 octobre 1995, Liège (Belgique). AUPELF-UREF, Montréal, 1997, p. 357-361.

30. Baudot Y., L'influence de la résolution effective des données télédéteectées sur les possibilités d'analyse des milieux urbains complexes, in Dubois, J-M. Donnay, J. P. Ozer, A. Boivin, F. and Lavoie, A. Télédétection des milieux urbains et périurbains. Actes des journées scientifiques de Liège, AUPELF-UREF, 1997, p. 3-13.
31. Benblidia N, Abdellaoui A, Guessoum A, Bensaid A., Utilisation de la morphologie mathématique pour l'analyse de l'occupation de l'espace en zones urbaine et périurbaine présaharienne; cas de Laghouat (Algérie). *Revue Télédétection*, vol.6, n° 2, 2006, pp. 177-190.
32. Duda R.O., Hart P. E., and Stork D.G., *Pattern Classification* (2nd Edition). Wiley Interscience, 2001.
33. Belaïd A., Belaïd Y., *Reconnaissance des formes : Méthodes et applications*. InterEditions. 1992.
34. Minvielle E. et Souiah S., *L'analyse statistique et spatiale*, Edition du temps. 2003.
35. Jain A. K., *Fundamentals of Digital Image Processing*, Prentice-Hall, New Jersey. 1989.
36. Campbell J. B., *Introduction to remote sensing*, Third edition, Taylor & Francis, London, 2002, 620p.
37. Cocquerez J. et Philipp S., *Analyse d'images : filtrage et segmentation*, Masson. 1995.
38. Smits P.C., Annoni A., Updating land cover maps by using texture information from very high resolution space borne imagery, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37, 3, 1999, pp.1244 -1254.
39. Pesaresi M., Bianchin A., Recognizing settlement structure using mathematical morphology and image texture, in J.P. Donnay, M.J. Barnsley, P.A. Longley (eds), *Remote Sensing and Urban Analysis*, GISDATA 9, Taylor&Francis, London, 2000, pp.55-67.
40. Zucker S. W., Toward a model of texture. *CGIP*, no. 5, 1982, pp. 190-202.
41. Maître H., *Le traitement des images*. Hermès Science. 2002.
42. Caloz R., Collet C., *Précis de Télédétection. Volume 3. Traitements numériques d'images de télédétection*. Presses de l'université du Québec, Sainte Foy, 2001, 386 p.
43. Cheng P., Toutin T., Zhang Y., Wood M., *Quickbird - Géométrie Correction, Path and Block Processing and Data Fusion*, PCI Technical paper, 2001, 12 p.
44. Canny J., 1983, Finding Edges and Lines in Images. Report, AI-TR-729, M.I.T., Artificial Intelligence Lab., Cambridge, MA.
45. Deriche R., Using canny's criteria to derive recursively implemented optimal edge detector. *Int. J. Computer Vision*, 1(2):167-187. 1987.
46. Serra J., *Image Analysis and Mathematical Morphology*, Academic Press, vol. 1, 1982.
47. Mao J., Jain A.K., Texture classification and segmentation using multiresolution simultaneous autoregressive models, *Pattern Recognition*, 25(2), 1992, pp. 173-188.
48. Zhang Y.J., Optimisation of buiding detection in satellite images by combining



- multispectral classification and texture filtering, *ISPRS Journal of photogrammetry&Remote sensing*, 54, 1999, pp. 50-60.
49. Colette B., Donnay J. P., Nadasdi I., Essai de discrimination du tissu urbain par segmentation d'images, *Mappemonde*, 4, 1991, pp. 31-35.
  50. Haralick R.M., Saphiro L., *Computer and Robot Vision*, 1. Reading Massachusetts: Addison-Wesley, 1985, pp. 157-255.
  51. Cross A.M., Mason D.C., Dury S.J., Segmentation of remotely sensed images by a split and merge process, *International Journal of Remote Sensing*, 19, 8, 1988, pp. 1329-1345.
  52. Benblidia N, Herlin I., Lahoche F., Use of topographic information to improve a land cover classification image -Preliminary results. *International Conference on Image Processing 'ICIP'*, Thessaloniki, Greece. 2000.
  53. Lillesand T.M., Kiefer R.W., *Remote Sensing and Image Interprétation*, John Wiley and Sons , New York. 2001.
  54. Berberoglu S., Lloyd C.D., Atkinson P.M., Curran P.J., The integration of spectral and textural information using neural networks for land cover mapping in the Mediterranean, *Computers & Geosciences*, 26, 2000, pp. 385-396.
  55. Cushnie J.L., The interactive effect of spatial resolution and degree of internal variability within land cover type classification accuracies, *International Journal of Remote Sensing*, 8, 1987, pp. 15-29.
  56. Flouzat G., Guichou C., Merghoub Y., Guillemyn D., Recherche de fonctions texturales et cartographie automatique de l'occupation des terres, *l'Espace Géographique*, 3, 1984, pp. 241-249.
  57. He D.C., Wang L., Baulu T., Morin D., Bannari A., Classification spectrale et texturale des données d'images SPOT en milieu urbain, *International Journal of Remote Sensing*, 15, 1994, pp. 2145-2153.
  58. Lorette A., Analyse de texture par methods markoviennes et par morphologie mathématique: application à l'analyse des zones urbaines sur des images satellitales. Thèse de doctorat. Université de Nice Sophia Antipolis. 1999.
  59. Marceau D.J., Howarth P.J, Dubois J.M.M., Gratton D.J., Evaluation of the grey level cooccurrence matrix method for land cover classification using SPOT imagery, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 28, 1990, pp. 513-519.
  60. Anys H., Bannari A., He D.C., Morin D., Texture analysis for the mapping of urban areas using airborne MEIS-II images. *First International Airbone Remote Sensing Conference and Exhibition*, Strasbourg, France, 11-15 September 1994.
  61. Haralick R.M., Statistical and structural approaches to texture. *Proc. of the IEEE*, vol. 67, no. 5, 1979, pp. 786-804.
  62. Sali E., Wolfson H., Texture classification in aerial photographs and satellite data, *International Journal on Remote Sensing*, 13(18), 1992, pp. 3395-3408.
  63. Zhang Y. J., A survey on evaluation methods for image segmentation, *PR*. Vol 29, N° 8, 1996, pp. 1335-1347.
  64. Kiema J.B.K., Texture analysis and data fusion in the extraction of topographic objects from satellite imagery, *International Journal of Remote Sensing*, 23, 2000,

- pp. 767-776.
65. Zhang Y. J., Detection of urban housing development by fusing multisensor satellite data and performing spatial feature post-classification, *International Journal of Remote Sensing*, 22, 17, 2001, pp. 3339-3355.
  66. Wang L. et He D.C. A new statistical approach for texture analysis. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 56, N° 1, 1990, pp 61-66.
  67. Lorette A., Descombes X., Zerubia J., Extraction des zones urbaines fondées sur une analyse de la texture par modélisation markovienne, Rapport INRIA, Sophia Antipolis, 3423, 1998, 49p.
  68. Gong P., Marceau D.J., Howarth P.J., A comparison of spatial feature extraction algorithms for land-use classification with SPOT HRV data, *Remote Sensing of Environment*, 40, 1992, pp. 137-151.
  69. Eastmann J.R, Laney R.M., Bayesian soft classification for sub-pixel analysis: a critical evaluation, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 68, 11, 2002, pp. 1149-1154.
  70. Foody G.M., Approaches for the production and evaluation of fuzzy land cover classifications from remotely sensed data, *International Journal of Remote Sensing*, 17, 1996, pp. 1317-1340.
  71. Zhang Y.J., Foody G.M., A fuzzy classification of suburban land cover from remotely sensed imagery, *International Journal of Remote Sensing*, 19, 1998, pp. 2721-2738.
  72. Kulkarni A.D., Neural fuzzy models for multispectral image analysis, *Applied Intelligence*, 8, 1998, pp. 173-187.
  73. Niemayer I., Canty M.J., Knowledge-based of change images by object-oriented post classification, in *Proceedings of the 2<sup>nd</sup> Remote Sensing of Urban Area*, 22-23 June 2001.
  74. Zhan Q., Molenaar M., Tempfli K., Hierarchical image object-based structural analysis toward urban land use classification using High resolution imagery and airborne Lidar data, in *Proceedings of the Third International Symposium Remote Sensing of Urban Area*, Istanbul, 2002, pp251-258.
  75. Forstener W., Gulch E., Automatic orientation and recognition in highly structured scenes, *International Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 54, 1999, pp. 23-34.
  76. Liu X., Skdimore A.K., Van Oosten H., Integration of classification methods for improvement of land cover map accuracy, *International Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 56, 2002, pp. 257-268.
  77. Toll, D.L., Landsat 4 TM scene characteristics for a suburban and regional test site; NASA conference Publication 2326; pp. 153-159. 1984.
  78. De Keersmaecker, M.L., et Lambin, E., Réflexion sur l'utilisation à des fins thématiques de l'imagerie satellitaire; *Int. J. Remote Sensing*, Vol. 8, n°9; 1987, pp.1277-1287.
  79. Atkinson, P., Cushnie, J.L., Townshend, J.R.G. and Wilson, A., Improving Thematic Mapper land cover classification using filtered data. *Int. J. Remote*

- Sensing, Vol. 6, n° 6; 1985, pp. 955-961.
80. Ioka, M. and Koda, M., Performance of Landsat 5 – TM data in land cover classification; *Int. J. Remote Sensing*; Vol. 7; n° 12; 1715-1728. 1986.
  81. Gomarasca, M.A., Brivio, P.A. and Pagnoni, F., One century of land use changes in the metropolitan area of Milan (Italy); *Int. J. Remote Sensing*; Vol. 14; n° 2; 1993, 211-223.
  82. Abdellaoui, A. et Rougab, A., Intégration de données multisources pour l'étude d'un paysage urbain : cas de l'agglomération blidéenne (Algérie). *Actes de la Sixième Conférence Canadienne sur les SIG; Volume n° 2; 1994, pp 1479-1487.*
  83. Abdellaoui, A. et Rougab, A., Caractérisation du bâti en zone de transition montagne – plaine; cas de l'agglomération blidéenne (Algérie). *Actualités Scientifiques : Télédétection des milieux urbains et périurbains; Actes des Journées scientifiques de Liège (Belgique) 1995; pp 75-83.*
  84. Boucherit, A., Hemis, M., Daoudi, M. et Abdellaoui, A., Apport de l'imagerie SPOT multispectrale à l'étude d'un paysage urbain en zone de transfert montagne – plaine. *Actualités Scientifiques : Télédétection des milieux urbains et périurbains; Actes des Journées scientifiques de Liège (Belgique); 1995, pp 207-212.*
  85. Hoceini, A., Abdellaoui, A. Abdeladi, L.N. et Daoudi, M., Combinaison de données multisources dans un SIG pour l'analyse et la gestion de l'espace local en Algérie: cas de la commune de Blida; *VII ièmes Journées Scientifiques du Réseau thématique de télédétection de l'AUPELF / UREF; SAINTE Foy (Canada); 1997, 14-17.*
  86. Abdellaoui A., Benblidia N., Utilisation de l'imagerie satellitale pour le suivi de l'évolution d'un paysage urbain oasisien. Cas de Laghouat, Conférence plénière, 2<sup>ème</sup> Séminaire international sur la gestion des villes, Université de M'sila, Algérie. 2006.
  87. Le Corre S., Guillaume R., Galaup M. et De Boissezon H., Intérêts et limites de l'utilisation des images satellites en vue de la constitution d'un SIG pour la région urbaine d'Istanbul. Colloque « Représenter Istanbul hier et aujourd'hui » CIEU – SCOT. 2000.
  88. Fung T. et Siu W., Environmental quality and its changes, an analysis using ndvi. *Int. J. Remote Sensing*, 20:1011–1024. 2000.
  89. Sekine Relationship between living environmental and land use for a residential area in morioka city : Rs/gis analysis of spot xs data. *Geographical Review of Japan, Series A(2):75–92. 1999.*
  90. Baraldi A., Parmiggiani, F., Urban area classification by multispectral SPOT images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 28(4):674\_680.1990.
  91. Eberhard. J. M., Etude des structures urbaines de l'agglomération de Mexico à l'aide d'une image HRV de Spot ; *Télédétection des milieux urbains et périurbain, Ed. AUPELF-UREF, 1997, pp. 25-34.*
  92. Viveros-Cancino O., Descombes X., Zerubia J., Analyse intra-urbaine à partir d'images satellitaires par une approche de fusion de données sur la ville de Mexico. *Rapport de recherche n° 4578, INRIA.2002.*
  93. Chatterjee S., Markov Random Fields: Theory and Applications, chap.

- Classification of Natural Textures Using Gaussian Markov Random Fields Models, pp. 159-177. Academic Press. 1993.
94. Houzelle S. et Giraudon G., Data fusion using SPOT and SAR images for bridge and urban area extraction; IGARSS, Helsinki, 1991, pp. 1455-1458.
  95. Winter A., Maître, H., Cambou N. and Legrand E., An original multi-sensor approach to scale-based image analysis for aerial and satellite images; ICIP, Santa Barbara; 1997, pp. 234-237.
  96. Destival I., Recherche automatique des réseaux linéaires sur les images Spot, Société Française de Photogrammétrie et de Télédétection, Bulletin N° 105, 1987, pp. 5-16.
  97. Serra J. and Chermant, J. L., Mathematical morphology: A historical overview. Acta stereological, vol. 16, n°3, 1997, pp. 1-9
  98. Schmitt M., Morphologie mathématique, Edition Masson, Paris. 1994.
  99. Voiron C., Analyse spatiale et Analyse d'images, Edition Espaces Modes d'Emploi. 1995.
  100. Debaine F., Mering C. et Poncet Y., Cah. Sci. Hum. 24(3):417-426. 1988.
  101. Benblidia N, Guessoum A., Reguieg F.Z. et Abdellaoui A., Extraction des structures urbaines dans les images satellitaires par la morphologie mathématique. Congrès international en informatique appliquée CIIA 05, Centre universitaire de Bordj Bou Arréridj. 2005.
  102. Bonn F. et Rochon G. ., Précis de télédétection, volume 2, Applications Thématiques, Presses de l'Université du Québec, AUPELF, 1996, 633 pages
  103. Bres S., Jolion J.M. et Lebourgeois F., Traitement et analyse des images numériques, Lavoisier, Hermes. 2003.
  104. Soille P., Morphological Image Analysis, Springer-Verlag Berlin Heidelberg. 1999.
  105. Serendero M. A., Extraction d'Informations Symboliques en Imagerie Spot : Réseaux de communication et agglomérations, Thèse de doctorat, Université de Nice. 1989.
  106. Fiset R., Cavayas F., Mouchot M.C., Solaiman B., Desjardins R., An automatic road extraction method using a map-guided approach combined with neural networks for cartographic database validation process, Proceedings of the IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium , Lincoln, NE, USA, 27-31 May, pp. 266-268. 1996.
  107. Peteri R., 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. 10 décembre 2003. 157 pages.
  108. Rochery M., Contours actifs d'ordre supérieur et leur application à la détection de linéiques dans des images de télédétection. Thèse de doctorat. Université de Nice, Sophia-Antipolis. 2005.
  109. Wang, J. et Howarth P., Automated road network extraction from Landsat TM imagery. Proceedings of the annual ASPRS/ACSM Convention1, Volume 1, Baltimore, MD, USA, 1987. pp. 429-438.

110. Duda R. D. et Hart P. E., Use of the hough transformation to detect lines and curves in pictures, *Comm. ACM*, 15, 1973, pp. 11–15.
111. Fischler M. A., Tenenbaum J. M. et Wolf H. C., Detection of roads and linear structures in low-resolution aerial imagery using a multisource knowledge integration technique. *Computer Graphics and Image Processing*, 15 :201–223. 1981.
112. Roux M., Recalage d'images multi-sources. Application au recalage d'une image SPOT et d'une carte", Thèse de doctorat, ENST Paris, septembre 1992.
113. Gurney C. M., Threshold selection for line detection algorithms. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 18(2) :204–211. 1980.
114. Dhéréte P. et Desachy J., "Data Fusion for Linear Geographic Matching on SPOT Images", ISPR'99 WG II/6 (Int. Society of Photogrammetry and Remote sensing /Integration of Image Understanding into Cartographic Systems), bulletin SFPT n°153, St Mandé, France. 1999.
115. Huber R. et Lang K., Road extraction from high-resolution airborne SAR using operator fusion. *Proceedings of International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Sydney, Australie, juillet 2001.
116. Wang D., He D., Wang L. et Morin D., Extraction du réseau routier à partir d'images SPOT HRV. *International Journal of Remote Sensing*. 17(4). 827-833. 1996.
117. Haverkamp, Road Xetwork Extraction from multispectral Data. Actes du symposium International sur les applications Topographiques des données SPOT, 2002, pp.73- 87.
118. Benblidia N., Reguieg F.Z., Guessoum A., Assessment of diabetic retinopathy by automatic detecting of pathological patterns", *International Arab Conference on Information Technology (ACIT'2005)*, Al-Isra Private University, Amman-Jordan, December 6th- 8th 2005
119. Benblidia N., Reguieg F.Z., Guessoum A., Automatic detection of pathological patterns using mathematical morphology for assessment of diabetic retinopathy. *GVIP 2005*. Cairo, Egypt
120. O'Brien, D., Road Xetwork Extraction from SPOT Panchromatic Data. Actes du symposium International sur les applications Topographiques des données SPOT, 1988, p.273- 387.
121. Zhang C., Murai S. et Baltsavias E., Road network detection by mathematical morphology. In *Proceedings of ISPRS Workshop "3D Geospatial Data Production:Meeting Application Requirements"*, pages 185–200, Paris, France. 1999.
122. Koller T. M., Gerig G., Székely G. et D. Dettwiler, Mutlisacle detection of curvilinear structures in 2-D and 3-D image data. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision,1995*, pp 864–869, Cambridge, Massachusetts.
123. Poli R. et G. Valli., An algorithm for real-time vessel enhancement and detection. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 52 :1–22. 1996.
124. Eberly D., Gardner R., Morse B., Pizer S., et Scharlach C., Ridges for image analysis. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 4(4) :353–373. 1994.

125. Wang L. et Pavlidis K. Edge detection with automatic multi scale selection. *International Journal of Computer Vision*, 20(1) :17–54. 1998.
126. Steger C.T., Extracting curvilinear structures: A differential geometric approach. *Proceeding of European Conf. on Computer Vision*, Volume 1064 of *Lecture Notes in Computer Science*, 1996, pp. 630-641. Springer-Verlag.
127. Steger C., An unbiased detector of curvilinear structures. *IEEE trans. Pattern Anal. Machine Intell.* 20. 113-125. 1998.
128. Lindeberg T., Lindeberg. Edge detection and ridge detection with automatic scale selection. *International Journal of Computer Vision*, 30(2) :117–154. 1998.
129. Bhattacharya U. et Parui S. K., An improved backpropagation neural network for detection of road-like features in satellite imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 18 (16): 3379-1997. 1997.
130. Doucette P., Agouris P., Stefanidis A. et Musavi M., Selforganized clustering for road extraction in classified imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry in Remote Sensing*. 55 (5-6), 2001, pp. 347-358.
131. Baumgartner A., Steger c., Mayer H., Eckstein W., et Ebner H., Automatic road extraction based on multi-scale, grouping and context. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 65(7) :777–785. 1999.
132. Couloigner I. et Ranchin T., Mapping of urban areas : a multiresolution modeling approach for semi-automatic extraction of streets. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 66(7) :867–874. 2000.
133. Péteri R., Ranchin T. et Couloigner I., A multiresolution modelling approach for semiautomatic extraction of streets : application to high-resolution images from the IKONOS satellite. In *Proceedings of the EARSeL/SFPT Symposium, 'Observing our environment from space : new solutions for a new millenium'*, Marne-la-Vallée, France. 2001.
134. Stoica R., Descombes X. et Zerubia J., A Gibbs point process for road extraction from remotely sensed images. *International Journal of Computer Vision*, 57(2) :121– 136. 2004.
135. Lacoste C., Descombes X., Zerubia J. et Baghdadi N., Extraction automatique des réseaux linéiques à partir d'images satellitaires et aériennes par processus Markov objet. *Bulletin de la S.F.P.T*, 170 :13–22. 2003.
136. Tupin F., Maitre H., Mangin J-F., Nicolas J-M. et Pechersky E., Detection of linear features in SAR images : Application to road network extraction. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(2) :434–453. 1998.
137. Géraud T., Fast road network extraction in satellite images using mathematical morphology and Markov random fields. In *IEEE EURASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing*, Trieste, Italie. 2003.
138. Péteri R. et Ranchin T., Multiresolution Snakes for urban road extraction from IKONOS and Quickbird images. In *23rd EARSeL Annual Symposium "Remote Sensing in Transition"*, pages 141–147, Ghent, Belgium. Millpress, Rotterdam, Netherlands. 2003.
139. Laptev I., Lindeberg T., Eckstein W., Steger C. et Baumgartner A., Automatic extraction of roads from aerial images based on scale space and snakes. *Machine*

- Vision and Applications, 12 :23–31. 2000.
140. Ruskoné R., Extraction automatique du réseau routier par interprétation locale du contexte. Thèse de Doctorat, Université de Marne la Vallée. 1996.
  141. Benblidia N., Mise en évidence de réseaux par la morphologie mathématique en teintes de gris. ICEE2000, First International Conference on Electrical Engineering –Université de Boumerdès. 2000.
  142. Martelli A., An application of heuristic search methods to edge and contour detection. *Ass. Comput. Mach.*, vol. 19, 1976, pp. 73-83.
  143. Ney H., Dynamic Programming as a Technique for Pattern Recognition. *Proc. IEEE*, 6<sup>th</sup> Intern. Conf. on Pattern Recognition, 1982, pp. 1119-1125.
  144. Tuceryan M. et Jain A. K., *Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision*, chap. 2.1-Texture Analysis, pp. 235-276. World Scientific Company. 1993.
  145. Connors R. W., Trivedi M. M. et Harlow C. A., Segmentation of highresolution urban scene using texture operators. *CVGIP*, vol. 25, 1984, pp. 273\_310.
  146. Unser M., Texture classification and segmentation using wavelet frames. *IEEE Trans. on image processing*, vol. 4, no. 11, 1995. pp. 1549-1560.
  147. Ma W. Y. et Manjunath B. S., Texture feature and learning similarity. *CVPR*, 1996, pp. 425-430. San Francisco.
  148. Gratin C., Vitrià J., Moreso F. et Serón D., Texture classification using neural networks and local granulometries. *International Conference on Mathematical morphology and its applications to image processing*, pp. 309-316. Kluwer academic publishers. 1998.
  149. Julesz B. et Bergen J. R., *Readings in Computer Vision, Issues, Problems, Principles and Paradigms*, chap. Textons, The Fundamental Elements in Preattentive Vision and Perception of Textures, 1987, pp. 243-256. Morgan Kaufmann.
  150. Fu K. S., *Syntactic Pattern Recognition and Applications*, chap. 12- A Syntactic Approach to Texture Analysis, 1982. pp. 445-480. Prentice Hall.
  151. Ahuja N. et Rosenfeld A., Mosaic models for textures. *IEEE Trans. On pattern analysis and machine intelligence*, vol. 3, no. 1, 1991, pp. 1-11.
  152. Bouman C. et Liu B, Multiple resolution segmentation of textured images. *IEEE Trans. on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 13, no. 2, 1991, pp. 99-113.
  153. Alata O., Baylou P. et Najim M., Texture characterization based on 2D reflection coefficients. *ICASSP*, 1995, pp. 2539-2542. Detroit.
  154. Francos J. M., Meiri A. Z. et Porat B., A unified texture model based on a 2D Wold-like decomposition. *IEEE trans. on signal processing*, vol. 41, no. 8, 1993, pp. 2665\_2678.
  155. Krishnamurthy R., Woods J. W. et Francos J. M. 1996. Adaptive restoration of textured images with mixed spectra. *IEEE Trans. on image processing*, vol. 5, no. 4, pp. 648-652.
  156. Cohen F. S. et Cooper D. B., Simple parallel hierarchical and relaxation algorithms for segmenting non causal Markovian random fields. *IEEE Trans. on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 9, no. 2, 1987, pp.195-219.

157. Krishnamachari S. et Chellappa R., GMRF models and wavelet decomposition for texture segmentation. ICIP, 1995, pp. 568-571. Washington.
158. Benblidia N, Herlin I., Classification Non Supervisée d'Images :une approche statistique. SSA2'99, 2<sup>ième</sup> Conférence Internationale sur les Signaux, Systèmes et Automatique - Université de Blida. 1999.
159. Descombes X., Sigelle M. et Prêteux F., Estimating Gaussian Markov random field parameters in a non- stationary framework: Application to remote sensing imaging. IEEE Trans. on image processing, vol. 8, no. 4, 1999, pp. 490-503.
160. Gimel'farb G. L., Gibbs models for bayesian simulation and segmentation of piecewise-uniform textures. ICPR, 1996, pp. 760-764. Vienne.
161. Batty M. et Longley P., Fractal Cities. Academic Press. 1994.
162. Levy-vehel J., Mignot P. et Berroir J-P., Texture and multifractals: new tools for image analysis. INRIA research report RR-1706. 1992.
163. Prêteux F. et Descombes X., Synthèse et analyse de textures par cooperation de processus multi-échelles. RFIA, 1991, pp. 1015-1026.
164. Picard R. W., Elfadel I. M. et Pentland A. P., Markov/ Gibbs texture modeling: Aura matrices and temperature effects. CVPR, 1991, pp. 371-377.
165. Haralick, R.M., Shanmugan, K and Dinstein, I., Textural Features for Image Classification; IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, vol. 6, 1973, pp. 610-621.
166. Jensen, J. R., Introductory Digital Image Processing: A remote sensing perspective. K. C. Clarke, Geographic Information Science, Prentice Hall, New Jersey. 1996.
167. Chavez G.L., Statistical method for selecting Landsat MSS ratio. Journal of applied photographic engineering, 8(3), 1982. pp. 23-30.
168. Richards J. and Jia, X., Remote sensing digital image analysis: an introduction. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg New York. 2005.
169. Vapnik V., The nature of statistical learning theory. Springer Verlag. 1995.
170. Atkinson, P. and Tatnall, A., Neural networks in remote sensing. International Journal of Remote Sensing, Vol.18 No.4, 1997, pp.699-709.
171. Hagen A., Comparison of map containing nominal data. Institute for Knowledge Systems. 143699. 2002.
172. Congalton, R., A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. Remote Sensing of Environment, Vol.37 No.1, 1991.pp.35-46.
173. Pontius, Jr.R.G., Quantification error versus location in comparison of categorical maps. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, Vol. 66, n° 8, 2000. pp.1011-1016.
174. Wayne K. Nigel M.W., The utilization of image texture measures in urban change detection, Photogrammetrie, Fernerkundun, Geoinformation 4/2006, S. 287-296. 2006.
175. Zhang Q., Wang, J., Peng, X., Gong, P. and Shi, P., Study of urban spatial patterns from SPOT panchromatic imagery using textural analysis. International Journal of Remote Sensing, Vol.24 No.21, 2002, pp.4137-4160.



176. Gluch R., Urban growth detection using texture analysis on merged Landsat TM and SPOT-P data. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol.68 No.12, 2002, pp.1283-1288.
177. Herold, M., Goldstein, N. and Clarke, K., The spatio-temporal form of urban growth: measurement, analysis and modeling. *Remote Sensing of Environment*, Vol.85, 2003, pp.95-105.
178. Abdellaoui A., Benblidia N., Evolution du milieu urbain pré-saharien ; cas de Laghouat (Algérie), Séminaire International: "Villes et territoires : Mutations et enjeux actuels", SIVIT 2005, Université F. A. de Sétif, Algérie, 12-14 Novembre 2005.
179. Weng, Q., Land use change analysis in the Zhujiang Delta of China using satellite remote sensing, GIS and stochastic modelling. *Journal of Environmental Management*, Vol.64, 2002, pp.273-284.
180. Masek J.G., Lindsay, F.E. and Goward, S., Dynamics of urban growth in the Washington DC metropolitan area, 1973-1996, from Landsat observations. *International Journal of Remote Sensing*, Vol.21 No.18, 2000, pp.3473-3486.
181. Kwarteng A. and Chavez, P., Change detection study of Kuwait city and environs using multi-temporal Landsat Thematic Mapper data. *International Journal of Remote Sensing*, Vol.19 No.9, 1998, pp.1651-1662.
182. Tenedorio J.A., Remote Sensing and Geographical Systems: monitoring the urban fringe expansion on the Lisbon metropolitan area, *Geographies, Bulletin de l'Association de Géographes Français*, Paris, AGF/CNRS, 2001, pp. 66-67.
183. Cabral P., Gilg, J.-P. and Painho, M., Monitoring urban growth using remote sensing, GIS and spatial metrics. In: *Proceedings of SPIE Optics & Photonics: Remote sensing and modeling of ecosystems for sustainability*, July 29 to 4 August 2005, San Diego, USA. Edited by W. Gao.
184. Singh A., Digital change detection techniques using remotely-sensed data. *International Journal of Remote Sensing*, Vol.10 No.6, 1989, pp.989-1003.
185. Weismiller R.-A., Kristof S.-J., Scholz D.-K., Anuta P.-E. and Momin S.-A.. Change detection in coastal technique zone environments. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, vol. 43, n° 12, 1977, pp. 1533-1539.
186. Anuta P. E., An analysis of temporal data for crop species classification and urban change detection, *Laboratory for Applications of Remote Sensing, Information Note: 110873*, Purdue University, West Lafayette, Indiana, 1973.
187. Rifman S. S., Experimental study of application of digital image processing technique to Landsat data: TRW Systems Group Report 26232-6004-TU-00 for NASA Goddard Space Flight Center, Greenbelt, MD. 1975.
188. Sabins F. F. JR. *Remote Sensing — Principles and interpretation*, W. H. Freeman and Company. 1978.
189. Toll D.L., Royal J.A. and Davis, J.B., Urban area up-date procedures using Landsat data, *Proceedings of the Fall Technical Meeting of the American Society of Photogrammetry*, Niagara Falls, Canada, p. RS-E1-17. 1980.
190. Ingram K., Knapp E. and Robinson, J. W., Change detection technique development for improved urbanized area delineation, *Technical memorandum CSC/TM-*

- 81/6087, Computer Science Corporation, Silver Spring, Maryland. 1981.
191. Jensen J. R., Toll D.L., Detecting residential land use development at the urban fringe, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol.48, 1982, pp.629-643.
  192. Nelson R. F., Detecting forest canopy change due to insect activity using Landsat MSS, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol.49, 1983. pp.1303-1314.
  193. Quarmby N.A., Cushnie J.L., Monitoring urban land cover changes at the urban fringe from SPOT HRV imagery in south-east England, *International Journal of Remote Sensing*, Vol.10, 1989.p. 951-963.
  194. Todd, W. J. Urban and regional land use change detected by using Landsat data, *Journal of Research, USGS*, Vol.5, 1977. p.527-534.
  195. Bannari A., Morin D. et He D.C., Caractérisation de l'environnement urbain à l'aide des indices de végétation dérivés des données de hautes résolutions spatiale et spectrale. *Téledétection des milieux urbains et périurbains*. Éd. AUPELF-UREF. 1997, pp. 47-64.
  196. Seto, K., Woodcock, C., Song, C., Huang, X., Lu, J. and Kaufmann, R., Monitoring land-use change in the Pearl River Delta using Landsat TM. *International Journal of Remote Sensing*, Vol.23 No.10, 2002, pp.1985-2004
  197. Mas J.-F., Monitoring land-cover changes: a comparison of change detection techniques, *International Journal of Remote Sensing*, Taylor & Francis Ltd, vol. 20, no. 1, 139± 152. 1999.
  198. Hall F. G., Strebel D. E, Nickson J. E. and Goetz S. J., Radiometric rectification:towards a common radiometric response among multirate, multisensor images. *Remote Sensing of Environment*, vol. 35, n° 1, 1991. p. 11 -27.
  199. Pouchin T., *Elaboration d'un observatoire paysager, Application à l'estuaire de Seine*. Centre Interdisciplinaire de Recherche en Transports et Affaires Internationales, Le Havre, Thèse de Doctorat, 316 p., 2001.
  200. Eastman, R., Mckendry, J. and Fulk, M. *Change and time series analysis*. UNITAR, Geographic Information Systems Technology. 1995.
  201. Ott, L., Larson, R. and Mendenhall, W. *Statistics: A Tool for the Social Sciences*. Duxbury Press, Boston. 1983.
  202. Raham D., *L'évolution spatio-temporelle du réseau urbain régional. Le cas de l'est algérien*. *Dynamique des territoires et des sociétés*. Presses universitaires de Caen. N° 15. pp 33-48. 2005.
  203. La Bruyere J., *Urbanisation en Algérie: Blida, processus et formes*, DELUZ. 1988.