

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

**MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE**

UNIVERSITÉ SAAD DAHLEB DE BLIDA

INSTITUT D'ELECTRONIQUE

Mémoire de Magister

Présenté par :
Mr ZAIR Samir

Spécialité : **Electronique**
Option : **Contrôle**

Extraction d'informations symboliques par morphologie mathématique en imagerie satellitaire

Soutenu publiquement le 21 Juin 2001

Devant le jury composé de :

Mr	A. Guessoum	Professeur	USTB	Président
Mme	A. Belhadj-Aissa	Maître de conférences	USTHB	Membre
Mr	M. Bensebti	Maître de conférences	USTB	Membre
Mr	Y. Cherfa	Chargé de recherche	USTB	Membre
Melle	N. Benblidia	Chargée de cours	USTB	Directrice de thèse

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE

UNIVERSITÉ SAAD DAHLEB DE BLIDA

INSTITUT D'ELECTRONIQUE

Mémoire de Magister

Présenté par :
Mr ZAIR Samir

Spécialité : **Electronique**
Option : **Contrôle**

Extraction d'informations symboliques
par morphologie mathématique
en imagerie satellitaire

Soutenu publiquement le 21 Juin 2001

Devant le jury composé de :

Mr A. Guessoum	Professeur	USTB	Président
Mme A. Belhadj-Aissa	Maître de conférences	USTHB	Membre
Mr M. Bensebti	Maître de conférences	USTB	Membre
Mr Y. Cherfa	Chargé de recherche	USTB	Membre
Melle N. Benblidia	Chargée de cours	USTB	Directrice de thèse

REMERCIEMENTS

Ce mémoire présente un travail développé et mis en œuvre au Laboratoire de Traitement d'Images de l'Institut d'Electronique de l'Université des Sciences et de la Technologie SAAD DAHLEB de Blida. Ce travail a été mené à terme grâce à l'appui, l'aide et les encouragements que j'ai reçus, de la part de plusieurs personnes.

Je tiens à remercier plus particulièrement Mademoiselle N. BENBLIDIA, qui m'a confié cette étude et a contribué à son bon déroulement. Je lui suis très reconnaissant pour l'attention constante avec laquelle elle a suivi ce travail, pour ses précieux conseils et encouragements qu'elle n'a cessé de me prodiguer tout au long de cette étude.

Mes remerciements vont à Monsieur A. GUESSOUM, Professeur à l'université de Blida. Je lui adresse aussi toute ma reconnaissance pour avoir bien voulu présider ce jury de mémoire de magister.

Je tiens à remercier sincèrement Monsieur Y. CHERFA , Chargé de recherche à l'université de Blida, et Monsieur M. BENSEBTI, Maître de conférences à l'université de Blida pour l'intérêt qu'ils portent à ce travail en acceptant de le juger.

Que Madame A. BELHADJ-AISSA, Maître de conférences à l'université de Bab Ezzouar, accepte mes vifs remerciements pour l'honneur qu'elle me fait en participant à ce jury de mémoire de magister.

Enfin, j'exprime toute ma gratitude à tous ceux qui, de près ou de loin, chacun à sa manière, ont contribué à l'élaboration de ce travail.

Je dédie ce travail à mes chers parents, à mes frères et sœurs, à tous les membres de ma famille et à mes amis.

SOMMAIRE

INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1 : OUTILS ELEMENTAIRES ET POSITION DU PROBLEME	4
1.1 Notions élémentaires de base.....	4
1.1.1 Le pixel.....	4
1.1.2 L'image.....	6
1.1.3 La texture.....	7
1.1.4 Ligne, crête et contour.....	7
1.1.5 Détection et extraction.....	8
1.2 Vision par ordinateur.....	9
1.3 Prétraitements.....	9
1.3.1 Réduction du bruit.....	10
1.3.2 Rehaussement de contraste.....	10
1.3.3 Etalement de la dynamique.....	11
1.3.4 Analyse en composantes principales.....	13
1.3.4.1 Matrice variance-covariance.....	13
1.3.4.2 Calcul des vecteurs propres.....	13
1.3.4.3 Création des composantes principales.....	14
1.4 Extraction de contours.....	16
1.4.1 Détecteurs de contours par différentiation.....	17
1.4.1.1 Le gradient.....	17
1.4.1.2 Le laplacien.....	18
1.4.2 Détecteur optimal de contours.....	19
1.5 Fermeture de contours.....	20
1.5.1 Recherche du meilleur chemin entre deux extrémités.....	20
1.5.2 Recherche du meilleur chemin à partir d'une extrémité.....	21
1.6 Position du problème.....	22
1.6.1 Les agglomérations.....	22
1.6.2 Les réseaux.....	22
CHAPITRE 2 : NOTIONS DE MORPHOLOGIE MATHEMATIQUE BINAIRE	25
2.1 Introduction.....	25
2.2 Principe de la morphologie mathématique.....	25
2.2.1 Transformations ensemblistes classiques.....	26
2.2.2 Transformations morphologiques.....	27
2.2.2.1 Principales transformations morphologiques.....	27
2.2.2.2 Conditions des transformations morphologiques.....	27
2.2.2.3 Propriétés des transformations morphologiques.....	27
2.2.2.4 Eléments structurants.....	28
2.2.2.5 Configuration de voisinage.....	29

2.3 Transformations de la morphologie binaire.....	30
2.3.1 Erosion et dilatation morphologiques.....	30
2.3.1.1 Addition et soustraction de Minkowski	30
2.3.1.2 La primitive morphologique : la dilatation.....	31
2.3.1.3 Principe de dualité et érosion.....	31
2.3.1.4 Propriétés mathématiques de la dilatation et l'érosion.....	32
2.3.2 Ouverture et fermeture morphologiques.....	32
2.3.2.1 Ouverture morphologique.....	34
2.3.2.2 Fermeture morphologique.....	34
2.3.2.3 Propriétés algébriques de l'ouverture et de la fermeture.....	36
2.3.3 Transformations de voisinage.....	36
2.3.3.1 Amincissement.....	37
2.3.3.2 Épaississement	37
2.3.3.3 Squelettisation.....	37
2.3.3.4 Ebarbulage	39
2.3.4 Géodésie et transformations conditionnelles	39
2.3.4.1 Dilatation conditionnelle	41
2.3.4.2 Erosion conditionnelle.....	42
2.3.4.3 Dilatation géodésique	44
2.3.4.4 Erosion géodésique.....	45
2.4 Conclusion	46
CHAPITRE 3 : NOTIONS DE MORPHOLOGIE MATHÉMATIQUE MULTINIVEAUX	47
3.1 Introduction.....	47
3.2 Notion de sous-graphe.....	47
3.3 Union, intersection et complémentation pour les fonctions	47
3.4 Transformations de la morphologie multiniveaux	49
3.4.1 Erosion et dilatation morphologiques.....	49
3.4.1.1 Erosion	49
3.4.1.2 Dilatation	50
3.4.2 Ouverture et fermeture.....	53
3.4.2.1 Ouverture	53
3.4.2.2 Fermeture.....	54
3.4.3 Transformations par chapeau haut de forme.....	55
3.4.3.1 Chapeau haut de forme	55
3.4.3.2 Chapeau haut de forme inverse.....	56
3.4.3.3 Chapeau plat.....	56
3.4.3.4 Utilisation du chapeau haut de forme.....	56
3.4.4 Transformations de voisinage.....	57
3.4.4.1 Amincissement et épaississement	58
3.4.4.2 Ligne de partage des eaux.....	59
3.4.5 Transformations dérivées.....	61
3.4.5.1 Gradient morphologique.....	61
3.4.5.2 Filtre alterné séquentiel	62
3.5 Conclusion	63

CHAPITRE 4 : ELABORATION DU SYSTEME D'EXTRACTION D'INFORMATIONS	64
4.1 Présentation de la méthode d'extraction d'informations.....	64
4.1.1 Organigramme général.....	64
4.1.2 Extraction des réseaux.....	65
4.1.2.1 Présentation de la méthode.....	65
4.1.2.2 Organigramme.....	67
4.1.2.3 Détection des réseaux.....	68
4.1.2.4 Chaînage.....	68
4.1.2.5 Prolongement.....	70
4.1.3 Extraction des agglomérations.....	75
4.1.3.1 Présentation de la méthode.....	75
4.1.3.2 Organigramme.....	75
4.1.3.3 Détection des agglomérations.....	75
4.1.3.4 Colmatage des zones denses et élimination du bruit.....	77
4.1.3.5 Remplissage des trous.....	78
4.2 Mise en œuvre du système d'extraction d'informations symboliques.....	79
4.2.1 Présentation du système développé.....	79
4.2.1.1 Environnement matériel.....	79
4.2.1.2 Environnement logiciel.....	80
4.2.1.3 Menu général du système développé.....	82
4.2.2 Application du système à l'extraction de réseaux.....	84
4.2.2.1 Détection des réseaux.....	84
4.2.2.2 Chaînage.....	88
4.2.2.3 Prolongement.....	90
4.2.2.4 Discussion.....	93
4.2.3 Application du système à l'extraction d'agglomérations.....	95
4.2.3.1 Détection des agglomérations.....	95
4.2.3.2 Colmatage des zones denses et élimination du bruit.....	97
4.2.3.3 Remplissage des trous.....	101
4.2.3.4 Discussion.....	103
4.3 Conclusion.....	105
CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES	106
BIBLIOGRAPHIE	108

LISTE DES FIGURES

CHAPITRE 1

Figure 1.1 : Le pixel et ses caractéristiques	4
Figure 1.2 : Structure d'une image multispectrale	6
Figure 1.3 : Quelques modèles de contours.....	8
Figure 1.4 : La chaîne de la VAO	9
Figure 1.5 : Rehaussement de contraste.....	11
Figure 1.6 : Principe de l'étalement de la dynamique	12
Figure 1.7 : Etalement de la dynamique sur l'image Muscle	12
Figure 1.8 : Image SPOT multispectral de Blida.....	14
Figure 1.9 : Analyse en composantes principales de l'image SPOT multispectral de Blida.....	15
Figure 1.10 : Dérivation en présence d'un contour.....	17
Figure 1.11 : Exemple de recherche de chemin entre deux extrémités	21
Figure 1.12 : Valeurs numériques d'une zone d'image contenant une route claire	23

CHAPITRE 2

Figure 2.1 : Opérations ensemblistes entre images binaires.....	26
Figure 2.2 : Dilatation, érosion, ouverture et fermeture binaire d'un objet X par un élément structurant B.	33
Figure 2.3 : Dilatation, érosion, ouverture et fermeture binaire de l'image Muscle.....	35
Figure 2.4 : Exemples de quelques squelettes.....	38
Figure 2.5 : Squelette d'un ensemble X.....	38
Figure 2.6 : Amincissement, épaissement, squelettisation et ébarbulage de l'image Muscle binarisée.....	40
Figure 2.7 : Organigramme de la dilatation conditionnelle.....	41
Figure 2.8 : Organigramme de l'érosion conditionnelle.....	42
Figure 2.9 : Exemples de dilatation et d'érosion conditionnelles et géodésiques	43
Figure 2.10 : Organigramme de la dilatation géodésique.	44
Figure 2.11 : Organigramme de l'érosion géodésique.	45

CHAPITRE 3

Figure 3.1 : Exemple de sous-graphe (zone hachurée), pour $n=1$	47
Figure 3.2 : Relation entre la réflexion et la complémentation d'un sous-graphe de fonction	48
Figure 3.3 : Érosion morphologique d'une fonction f par l'élément structurant g	50
Figure 3.4 : Dilatation morphologique d'une fonction f par l'élément structurant g	51
Figure 3.5 : Érosion, dilatation, ouverture et fermeture en teintes de gris sur l'image Muscle.....	52
Figure 3.6 : Ouverture morphologique d'une fonction f par l'élément structurant g	54
Figure 3.7 : Fermeture morphologique d'une fonction f par l'élément structurant g	55
Figure 3.8 : Zone de Grenoble après transformation du chapeau haut de forme.....	57
Figure 3.9 : Construction de la ligne de partage des eaux pour une fonction monodimensionnelle. 59	
Figure 3.10 : Ligne de partage des eaux sur l'image Muscle.....	60
Figure 3.11 : Gradient morphologique sur l'image Muscle.....	61
Figure 3.12 : Filtrage alterné séquentiel de l'image Muscle.	63

CHAPITRE 4

Figure 4.1 :	Organigramme général d'extraction d'informations.....	64
Figure 4.2 :	Profil radiométrique des deux types de réseaux.....	65
Figure 4.3 :	Etapes d'extraction de réseaux.....	66
Figure 4.4 :	Organigramme du traitement des réseaux.....	67
Figure 4.5 :	Voisinage en 8-connexité.....	68
Figure 4.6 :	Exemple d'un chaînage de seuil 4 en utilisant un étiquetage en composantes connexes.....	69
Figure 4.7 :	Principe de prolongement d'une amorce.....	70
Figure 4.8 :	Les deux buts de l'algorithme de prolongement.....	71
Figure 4.9 :	Directions de Freeman.....	71
Figure 4.10 :	Exemples de configurations extrémités.....	72
Figure 4.11 :	Codage d'une extrémité et table d'examen T contenant les coordonnées relatives des candidats à la fermeture.....	72
Algorithme 4.1 :	Prolongement.....	73
Figure 4.12 :	Exemple de prolongement d'une extrémité pour $prof=2$	74
Figure 4.13 :	Organigramme du traitement des zones d'agglomérations.....	76
Figure 4.14 :	Illustration de l'algorithme pour combler les « trous ».....	78
Figure 4.15 :	L'interface EDI C++ Builder et la fiche vierge apparaissant au démarrage.....	80
Figure 4.16 :	Aperçu du logiciel MicroMorph.....	82
Figure 4.17 :	Les modules du logiciel MicroMorph.....	83
Figure 4.18 :	Résultats obtenus par le détecteur de Sobel sur une zone d'Afrique du sud.....	84
Figure 4.19 :	Résultats obtenus par le détecteur de Deriche sur une zone d'Afrique du sud.....	86
Figure 4.20 :	Zone d'Afrique du sud après transformation du chapeau haut de forme.....	87
Figure 4.21 :	Amorces obtenus par le traitement de bas niveau et chaînage sur une zone d'Afrique du sud.....	89
Figure 4.22 :	Résultats obtenus sur une zone d'Afrique du sud : Chaînage.....	90
Figure 4.23 :	Résultats obtenus après prolongement sur une zone d'Afrique du sud.....	92
Figure 4.24 :	Superposition des résultats obtenus après prolongement sur une zone d'Afrique du sud.....	94
Figure 4.25 :	Détection des agglomérations de la zone de Grenoble.....	95
Figure 4.26 :	Détection des agglomérations de la zone de Blida.....	96
Figure 4.27 :	Extraction des agglomérations de la zone de Grenoble (Version a de l'algorithme).....	97
Figure 4.28 :	Extraction des agglomérations de la zone de Grenoble (Version b de l'algorithme).....	98
Figure 4.29 :	Extraction des agglomérations de la zone de Blida (Version b de l'algorithme).....	99
Figure 4.30 :	Remplissage des trous de la silhouette des agglomérations de la zone de Grenoble (Version a de l'algorithme).....	101
Figure 4.31 :	Remplissage des trous de la silhouette des agglomérations de la zone de Grenoble (Version b de l'algorithme).....	101
Figure 4.32 :	Remplissage des trous de la silhouette des agglomérations de la zone de Blida (Version b de l'algorithme).....	102
Figure 4.33 :	Silhouettes des agglomérations détectées sur la zone de Grenoble.....	103
Figure 4.34 :	Silhouette des agglomérations détectées sur la zone de Blida (Version b de l'algorithme).....	104

INTRODUCTION

La terre est riche en ressources variées que l'homme a voulu étudier et répertorier d'une part par sa soif de connaissance mais aussi parce qu'il devient nécessaire de gérer avec soin ces ressources limitées face à une société croissante et de plus en plus consommatrice.

L'intérêt de l'utilisation de la photographie aérienne et autres images prises par satellites dans l'étude de la surface terrestre, donne naissance dans les années 60 à la télédétection dont l'objet est de fournir des informations sur les paysages sous la forme de données images, en utilisant le rayonnement électromagnétique comme véhicule de ces informations. Le paysage est un complexe d'interrelations entre l'atmosphère, la biosphère et la sociosphère [DL87]. En tant qu'assemblage dont tous les éléments s'entremêlent, le paysage est un système. Ces 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.

Toutes les branches de la géographie sont susceptibles d'être enrichies à un degré ou à un autre par l'utilisation de la télédétection. Les thématiques exigent parfois, pour être bien appréhendées, le recours à ces techniques soit parce que l'échelle requise ne doit pas être nécessairement fine (océanographie spatiale, météorologie, inventaire à moyenne ou petite échelle, cartographie dans des pays dénués de toute source d'information), soit que le paysage se prête bien à une approche satellitaire : structure large bien visible par imagerie (grand parcellaire, forêt...). En revanche, certains champs d'application restent encore hors de portée des techniques de télédétection en l'état actuel des choses (échelle d'analyse inadaptée pour certaines thématiques) ou appartiennent encore au domaine de la recherche.

L'image brute contient un certain nombre d'informations recherchées par le géographe pour le besoin d'une thématique. Face à une image, deux attitudes sont possibles. La première est d'entreprendre une extraction manuelle de l'information directement lisible. Cela suffit parfois amplement. La seconde attitude est de recourir à des traitements automatiques qui peuvent améliorer l'extraction de l'information soit en terme de rapidité, soit en terme de discrimination.

Le but de ce travail est l'extraction d'informations symboliques à partir d'images satellitaires, parmi lesquelles : les réseaux divers (routiers, ferroviaires et hydrologiques) et les agglomérations. Notre étude a abouti à l'élaboration d'un système interactif, appelé 'MicroMorph', utilisant des techniques de morphologie mathématique.

La morphologie mathématique est un outil mathématique destiné à l'extraction d'ensembles de pixels constituant des formes dans une image par comparaison avec des éléments structurants de forme choisie jouant le rôle de filtres spatiaux.

Des techniques de détection de lignes, de suivi de lignes de crêtes, de localisation de contours, de segmentation permettent d'extraire partiellement les réseaux. Mais le problème est complexe à cause de l'aspect variable d'une route, d'un cours d'eau. En effet près des zones urbaines le tracé d'une route se perd lorsqu'elle longe une parcelle dont la radiométrie est semblable à la sienne, ou à l'approche d'une agglomération dont l'aspect chaotique masque le réseau. L'observateur humain voit le réseau dans son intégrité parce qu'il devine les morceaux de très faible contraste, et qu'il complète deux fragments fiables de routes alignés. Il y a néanmoins des cas où il lui est impossible de conclure sans s'aider d'une carte ou toute autre information extérieure à l'image.

La méthode d'*extraction des réseaux* proposée ici comporte trois niveaux. Le premier niveau consiste à rechercher des lignes de l'image par un détecteur de bas niveau. Il produit une localisation sur un fond bruité. Le second niveau est un chaînage des alignements de pixels de longueur suffisante pour assurer la fiabilité. Il conduit à la détection de fragments fiables de réseau appelés amorces. Le dernier niveau fait appel à un opérateur de suivi de lignes. Il permet alors de connecter ces amorces en tenant compte de leurs propriétés.

Les agglomérations correspondent à des zones fortement texturées, d'aspect chaotique, aux hautes fréquences de l'image. Les opérateurs de morphologie mathématique permettent de mettre en évidence ce type d'informations.

La méthode de *localisation des agglomérations* proposée ici comporte deux niveaux. Le premier niveau effectue une détection des fines structures de l'image. Le second niveau consiste à colmater les zones denses et éliminer le bruit.

Pour faciliter la lecture de ce mémoire, nous avons structuré ce document en quatre chapitres :

Le *chapitre 1* comporte les outils élémentaires et les notions de base du traitement d'images. Il décrit les composantes d'une chaîne de vision par ordinateur (VAO) et présente quelques prétraitements et techniques d'extraction et de fermeture de contours. Il pose ensuite le problème de l'extraction des agglomérations et des réseaux.

Le *chapitre 2* traite de la morphologie mathématique binaire. Il décrit les opérateurs morphologiques de base : l'érosion et la dilatation. Des transformations morphologiques plus complexes, comme les transformations de voisinage et les transformations conditionnelles et géodésiques, sont ensuite abordées.

Le *chapitre 3* aborde la morphologie mathématique en teintes de gris. Il montre la généralisation des opérateurs morphologiques binaires au cas des fonctions. Il décrit les opérateurs de base : érosion et dilatation, ainsi que des opérateurs plus complexes tels que : transformations par chapeau haut de forme et ligne de partage des eaux.

Le *chapitre 4* présente l'environnement matériel et logiciel de MicroMorph. Les algorithmes développés dans ce système ont été ensuite validés ; l'application de MicroMorph sur des images réelles a permis l'extraction d'informations symboliques caractérisant les réseaux et les agglomérations.

CHAPITRE 1

**OUTILS ELEMENTAIRES
ET POSITION DU PROBLEME**

La résolution remarquable des images satellitaires permet d'en extraire nombre d'informations susceptibles d'intéresser les géographes ou les géologues, en particulier celles qui constituent les fonds de cartes : réseaux divers (routiers, ferroviaires et hydrographiques), et agglomérations.

Nous commençons tout d'abord par donner quelques notions élémentaires de base sur le traitement d'image. Ensuite, nous citons les composantes d'une chaîne de vision par ordinateur. Nous présentons par la suite quelques méthodes de prétraitement et les techniques d'extraction et de fermeture de contours. Enfin, nous abordons l'extraction des agglomérations et celle des réseaux.

1.1 Notions élémentaires de base

Cette section a pour but de définir des notions de base du traitement d'image.

1.1.1 Le pixel

Le pixel (contraction de picture element) est aussi appelé tache (tache élémentaire) ou encore eldim (élément d'image). Selon le vocabulaire de télédétection aérospatiale [Rob95]:

- un *pixel* est la « plus petite surface homogène constitutive d'une image enregistrée, définie par les dimensions de la maille d'échantillonnage (cf. figure 1.1). Dans le cas de la numérisation d'une bande magnétique analogique, par exemple, le pixel est le résultat de l'intégration, selon un pas donné, du signal enregistré sur la bande » ;
- la *maille d'échantillonnage* est la « surface du sol délimitée par le quadrilatère dont les sommets sont les barycentres de quatre pixels deux à deux adjacents » ;
- le *pas d'échantillonnage* est la « distance qui sépare les barycentres de deux pixels consécutifs ».

un pixel et son barycentre



une maille d'échantillonnage

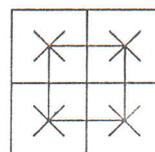


Figure 1.1 : Le pixel et ses caractéristiques.

Le pixel est l'unité de résolution d'une image numérique : il correspond au nœud (x, y) de la grille définie par $X*Y$, où X est le nombre de colonnes et Y , est le nombre de lignes.

❖ Dimension du pixel

La dimension théorique du pixel varie selon les systèmes d'acquisition des données : de 10*10 m pour l'imagerie SPOT panchromatique jusqu'à 5*5 km pour l'imagerie Météosat en passant par toute une gamme de dimension intermédiaire : par exemple, 20 m pour les images SPOT multispectrales.

Lorsqu'une photographie ou tout autre document est numérisé, la dimension du pixel est fonction de l'échelle de la photographie et de la résolution du scanner. Une photographie de 10*10 cm à 1 :10000 (soit au sol 1*1 km), scannée avec une résolution de 300 points par pouce (on dit aussi 300 dpi ou *dots per inch*, soit 2,55 cm ce qui fait 118 pixels par centimètre) donne un fichier image de 1180*1180 pixels, soit un pixel d'environ 84 cm de coté au sol.

❖ Attribut du pixel

Un pixel a un attribut (une valeur) qui peut avoir diverses significations :

- Il peut avoir une valeur de niveau de gris (radiométrie) : c'est le cas par exemple d'une photographie aérienne numérisée ou de l'imagerie satellitaire. Une valeur de niveau de gris correspond à la numérisation de la luminance c'est à dire la quantité d'énergie émise ou réfléchie, par une ou plusieurs surfaces géographiques dans le cadre d'un pixel vers un capteur. Après numérisation, la luminance devient une valeur radiométrique entière dont la précision dépend du nombre de bits avec lequel l'information radiométrique est codée. En règle générale, la luminance est numérisée sur 256 niveaux (codage sur 8 bits, soit 2^8 possibilités de codage) ; on trouve aussi sur 10bits (1024 niveaux de gris) et même sur 16 bits (65536 niveaux de gris) en imagerie radar ou en imagerie thermique. Les valeurs radiométriques codées se réfèrent à l'origine zéro qui correspond à la valeur de luminance minimale de l'image. De ce fait, ces valeurs sont dites cardinales.
- Le pixel peut également avoir une valeur d'altitude : un modèle numérique de terrain (MNT) représente une surface topographique sur laquelle chaque pixel reçoit une valeur d'altitude en mètre, décimètre ou centimètre. Cette valeur est aussi cardinale, car elle se réfère à un zéro topographique ou à un zéro hydrographique (le zéro des cartes marines).

1.1.2 L'image

Parmi les nombreuses définitions du mot "image", on peut citer :

- Une image est une reproduction exacte ou représentation analogique d'un être, d'une chose. On peut donc appeler image tout ce qui est une représentation d'autre chose qu'elle-même [Mar87].
- Une image est une représentation plane d'une scène ou d'un objet situé en général dans un espace tridimensionnel. Son élaboration résulte de la volonté de proposer une entité observable par l'œil humain [CP95].

De même, nous distinguons différents types d'images :

- Une *image analogique* est une fonction à deux dimensions $f(x, y)$ dont l'amplitude représente l'intensité lumineuse de tout point $M(x, y)$ du plan.
- Une *image numérique* est une matrice de pixels de dimension X colonnes par Y lignes. Plus précisément, une image est une application $I : X * Y$ dans G où G est le nombre de niveaux de gris. Un pixel est positionné à la colonne x et la ligne y dans l'image.
- Une *image binaire* est une fonction ne pouvant prendre que deux valeurs que nous prendrons par convention égales à 0 et 1. Le pixel vaut 0 s'il appartient au fond et vaut 1 s'il appartient à l'objet.
- Une *image multispectrale* est une image de télédétection, considérée comme un processus composé de variables images.

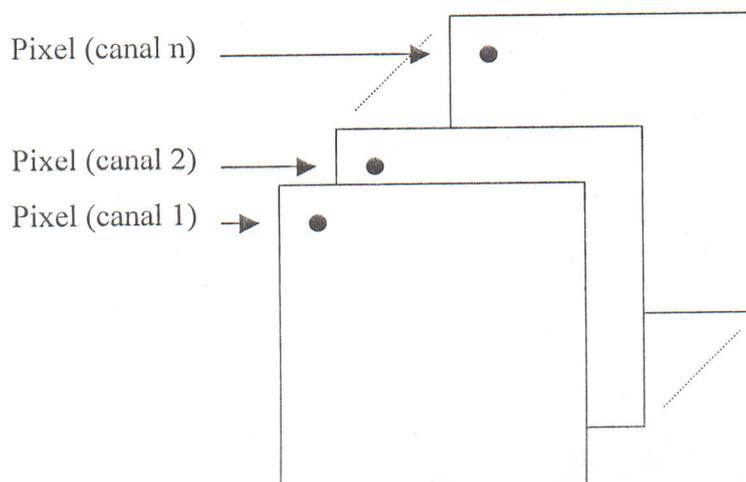


Figure 1.2 : Structure d'une image multispectrale.

Pour une image multispectrale possédant "n" bandes spectrales (cf. figure 1.2), chaque pixel de coordonnées (x, y) sera associé à n valeurs correspondant chacune à un canal (bande de fréquences).

Une image multispectrale issue du satellite SPOT, possède trois bandes spectrales XS1, XS2 et XS3 correspondant aux trois bandes de fréquences indiquées ci-dessous, avec une résolution de 20 m.

Bande spectrale XS1 : $\lambda_1 = 0.50 - 0.59 \mu m$ (vert)

Bande spectrale XS2 : $\lambda_2 = 0.61 - 0.68 \mu m$ (rouge)

Bande spectrale XS3 : $\lambda_3 = 0.79 - 0.89 \mu m$ (proche infrarouge)

1.1.3 La texture

La texture [Rao90] se décrit en termes linguistiques tels que la rugosité, le contraste, la finesse, la régularité, etc., que les chercheurs se sont efforcés de caractériser depuis plusieurs années.

On rencontre deux types de définition de texture :

- La première est *déterministe* et fait référence à une répétition spatiale d'un motif de base dans différentes directions. Cette approche structurelle correspond à une vision *macroscopique* des textures. C'est le cas, par exemple, des tissus ou de la peau de reptiles (la primitive dans ce cas est l'écaille). Ainsi, B. Julesz, dès 1962, considère la texture comme l'agencement d'un motif de base qu'il appelle « texton » [Jul62].
- La deuxième est *probabiliste* et cherche à caractériser l'aspect anarchique et homogène qui ne comprend ni de motif localisable, ni de fréquence de répétition principale (cas de l'herbe). Elle correspond à une vision *microscopique*.

Gagalowisz propose une synthèse des deux approches en considérant la texture comme « une structure spatiale constitué de l'organisation de *primitives* (ou motifs de base) ayant chacun un aspect aléatoire » [Gag83]. C'est donc « une structure hiérarchique à deux niveaux ».

1.1.4 Ligne, crête et contour

On appelle généralement contour [Ser89] une transition "significative" dans les niveaux de gris.

La figure 1.3 expose différents modèles de contours. A l'exception du modèle (c), les autres modèles correspondent aux modèles idéaux de contours. Dans ce mémoire nous restreindrons le mot *contour* aux variations de type marche (a, b, c).

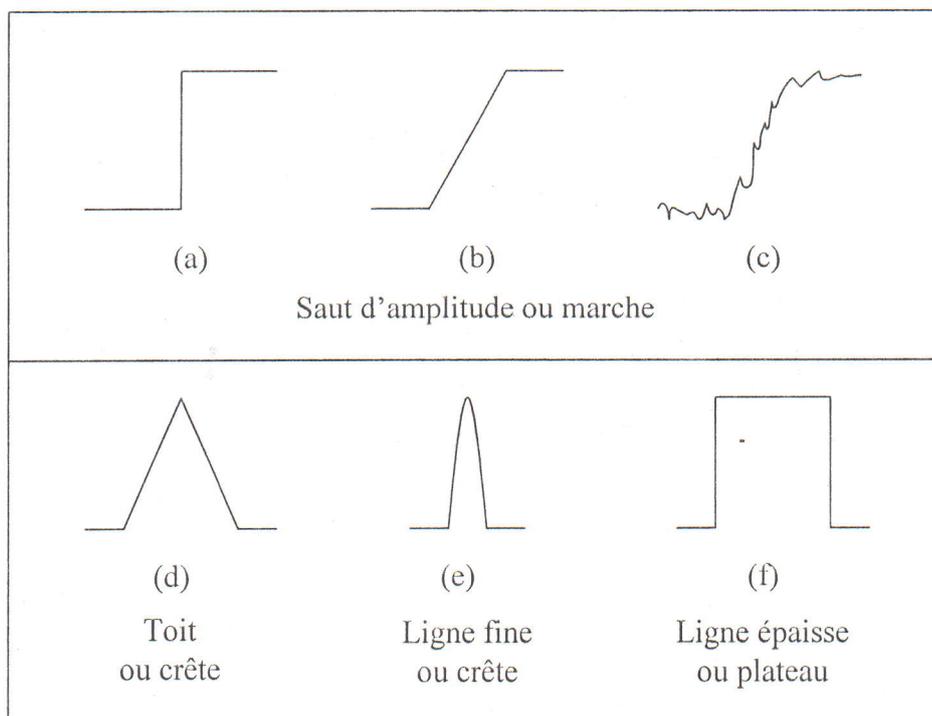


Figure 1.3 : Quelques modèles de contours.

Une *ligne* est formée de deux contours parallèles contrastés (modèle f). A cause de leur orientation inversée on parle de paire de contours antiparallèles. Deux contours très étalés forment une *crête* (modèle d). Par la suite, le mot *ligne* désignera donc les modèles de type plateau (e) et (f) que nous appellerons aussi *ligne fine* et *ligne épaisse* respectivement.

1.1.5 Détection et extraction

Détecter un contour signifie décider si un pixel appartient ou non à ce contour. Ceci se traduit généralement par une image binaire dans laquelle les pixels du contour sont à un et les autres à zéro.

De même, détecter une crête c'est déterminer l'ensemble des *points de crête*.

Par contre *extraire* un contour consiste à grouper les pixels détectés en une primitive pour avoir accès aux caractéristiques plus globales (direction du contour, radiométrie moyenne,...). Dans le cas d'une crête une telle primitive est appelée *ligne de crête*.

On dit qu'il y a des *manques* dans la détection lorsque le contour détecté présente des *lacunes*, c'est à dire des discontinuités.

1.2 Vision par ordinateur

La vision assistée par ordinateur (VAO) [Tou90] symbolise en effet toute la chaîne visuelle partant de l'image brute et allant jusqu'à l'interprétation de son contenu. Il existe donc un aspect décisionnel très important lors de la phase de compréhension, d'où l'interaction avec l'intelligence artificielle. Le traitement d'image s'intègre dans ce processus comme un outil.

La figure 1.4 résume les composantes d'une chaîne de reconnaissance visuelle.

Le capteur dépend du domaine d'application mais est essentiellement une caméra. Les prétraitements réalisent les tâches d'amélioration de l'image. L'extraction des caractéristiques a pour rôle de faire une description de l'image compatible avec les objets contenus dans la base de connaissance. Enfin le système décisionnel, par comparaison entre les caractéristiques qui lui sont fournies en amont et le contenu de la base de connaissance, va effectuer la reconnaissance proprement dite.

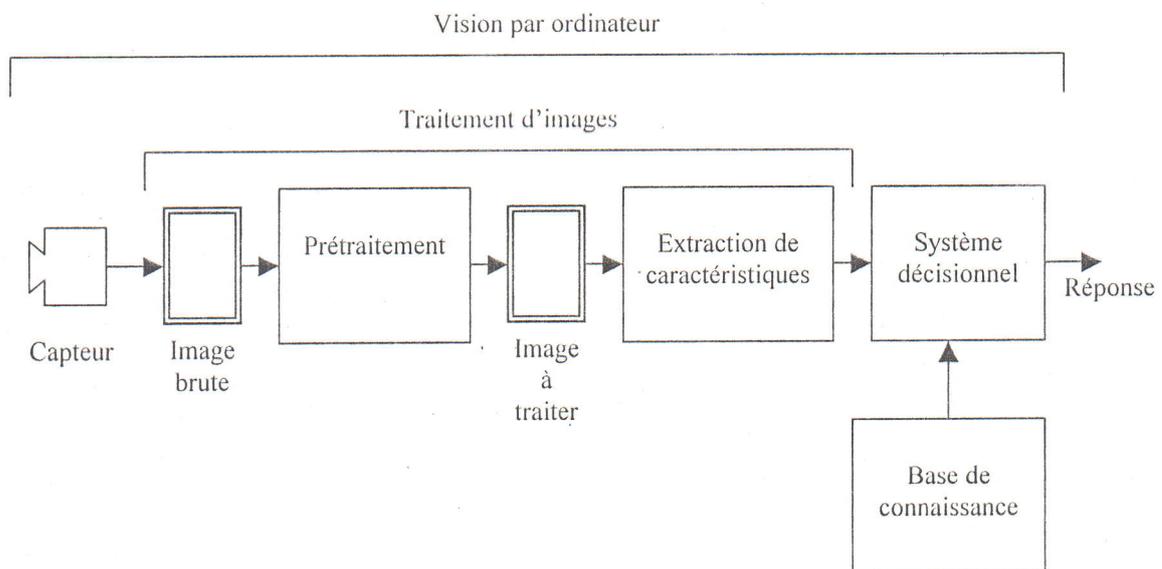


Figure 1.4 : La chaîne de la VAO.

1.3 Prétraitements

Pour améliorer la qualité des images à traiter, nous leur appliquons quelques prétraitements.

La segmentation d'une image consiste à effectuer une partition de cette image en régions telles que chacune d'elles possède au moins une caractéristique que n'ont pas les régions voisines.

L'étape de prétraitement [CP95] a pour but de faciliter la segmentation de l'image en renforçant la ressemblance entre les pixels appartenant à une même région, ou en accentuant la dissemblance entre pixels appartenant à des régions différentes.

Parmi les méthodes de prétraitement, nous pouvons citer :

- la réduction du bruit
- le rehaussement de contraste
- l'étalement de la dynamique
- l'analyse en composantes principales

Les prétraitements que nous avons retenus sont l'étalement de la dynamique qui est une technique de modification de l'histogramme et l'analyse en composantes principales qui s'applique pour les images multispectrales.

1.3.1 Réduction du bruit

Les régions formant l'image sont caractérisées par leur intensité moyenne. Les fluctuations autour de cette intensité moyenne peuvent provenir du dispositif et des conditions d'acquisition. Elles constituent des perturbations qui affectent la qualité de la segmentation et sont généralement désignées sous le terme de bruit d'image. Dans la plupart des cas, le bruit d'image est considéré comme étant aléatoire, centré et additif.

L'objectif est donc de réduire l'amplitude des variations d'intensité dans chaque région, tout en conservant les transitions entre régions adjacentes. Il existe des méthodes basées sur le filtrage linéaire stationnaire, le filtrage non linéaire ou le filtrage adaptatif.

1.3.2 Rehaussement de contraste

Le but des opérateurs définis précédemment est de réduire les fluctuations d'intensité à l'intérieur d'une même région, sans perturber la zone de transition marquant la frontière entre régions. Il arrive cependant que la transition entre régions soit initialement floue, c'est à dire, qu'elle s'étale sur plusieurs pixels. Rehausser le contraste de l'image consiste à diminuer l'étendue de la zone de transition sans affecter l'intensité moyenne des régions situées de part et d'autre (cf. figure 1.5).

L'opérateur de rehaussement de contraste est réalisable au moyen de méthodes linéaires ou non linéaires.

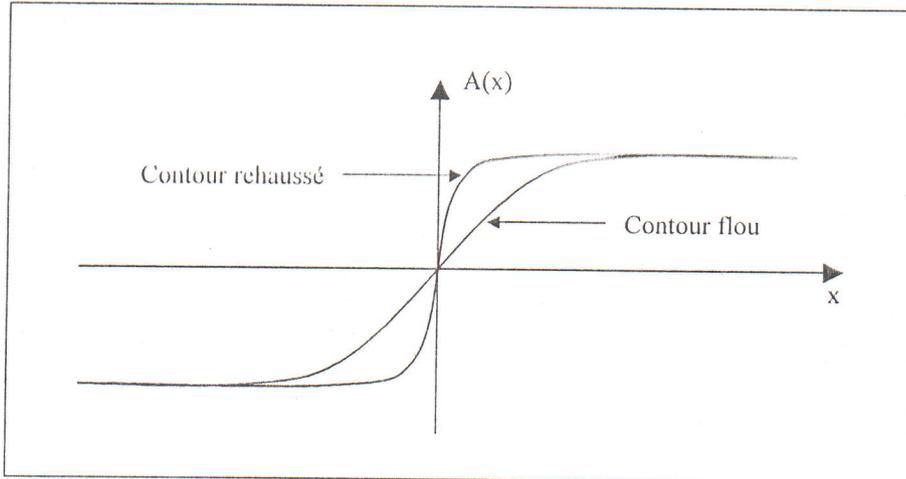


Figure 1.5 : Rehaussement de contraste.

1.3.3 Etalement de la dynamique

On cherche à améliorer l'image en lui appliquant une transformation ponctuelle d'intensité. L'étalement de la dynamique est une méthode élémentaire qui consiste à utiliser au mieux l'échelle des niveaux de gris disponible sur le système d'acquisition d'image (cf. figure 1.6).

Soient $A[i, j]$ l'image de départ et $A'[i, j]$ l'image après transformation. Soient $[a_0, a_1]$ l'intervalle des intensités présentes dans l'image et $[a_{\min}, a_{\max}]$ l'intervalle disponible. A tout pixel d'intensité a_s on associe une intensité $a'_s = T(a_s)$. L'étalement ou l'expansion de la dynamique correspond à la transformation linéaire T suivante :

$$a'_s = \alpha + \beta a_s \quad (1-1)$$

telle que :

$$\forall a_s \in [a_0, a_1] \quad a_s \xrightarrow{T} a'_s \in [a_{\min}, a_{\max}]$$

avec :

$$\alpha = \frac{a_{\min} a_1 - a_{\max} a_0}{a_1 - a_0}; \quad \beta = \frac{a_{\max} - a_{\min}}{a_1 - a_0}$$

La figure 1.7 montre le résultat de l'étalement de la dynamique sur l'image Muscle. Cette transformation ne fait qu'améliorer l'aspect visuel de l'image.

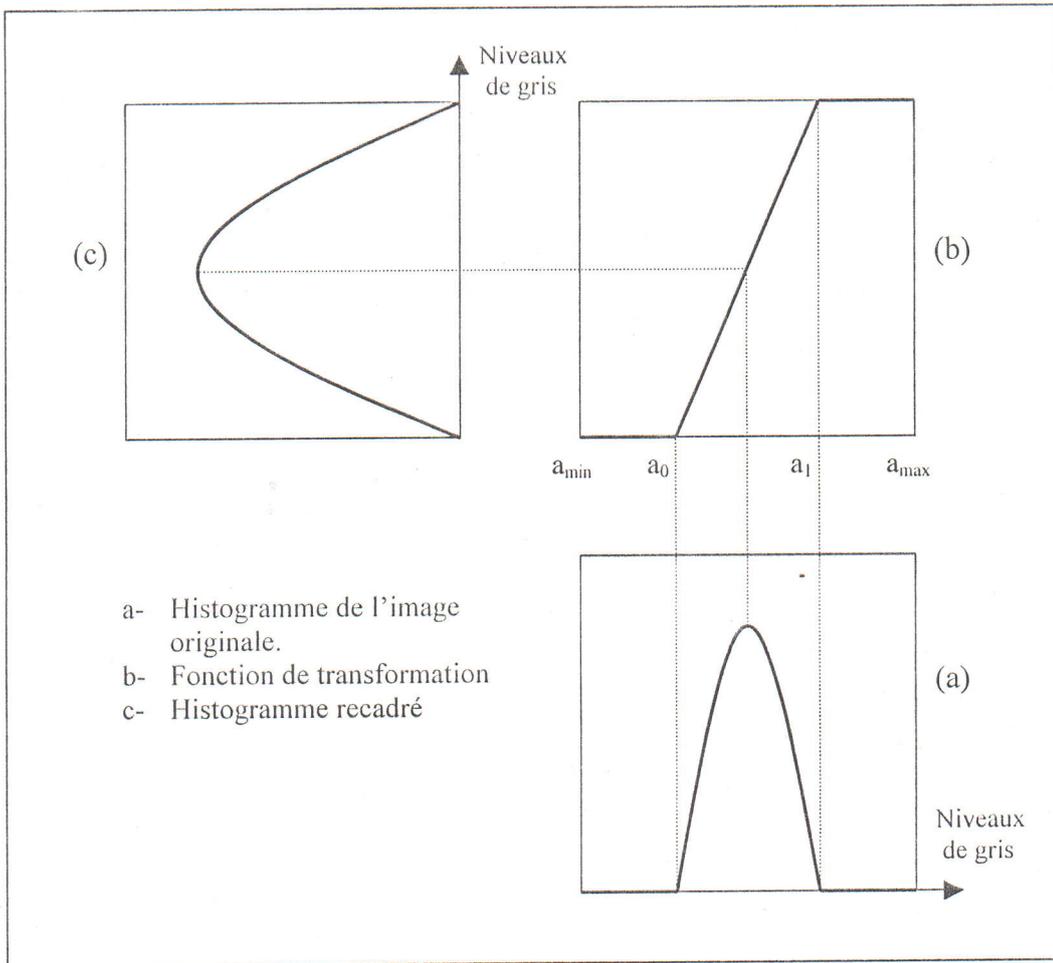


Figure 1.6 : Principe de l'étalement de la dynamique.

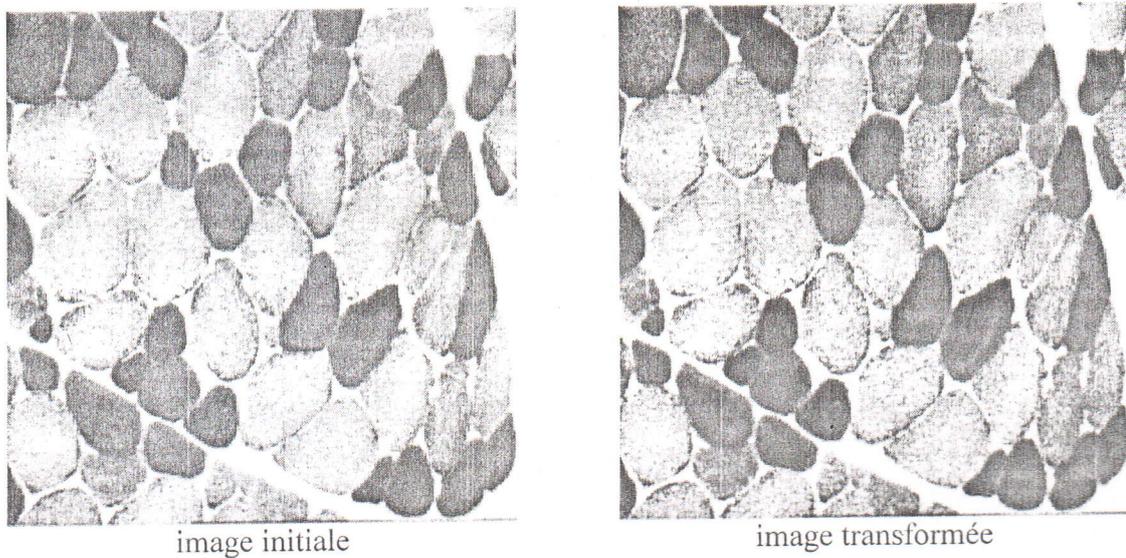


Figure 1.7 : Etalement de la dynamique sur l'image Muscle.

1.3.4 Analyse en composantes principales

L'analyse en composantes principales (ACP) fait partie des transformations orthogonales dont le principe de base consiste à développer le signal-image sur la base de fonctions orthogonales entre elles. Concrètement, cela revient à rechercher dans l'espace des radiométries d'une image les axes de plus grande variance. Ces axes sont perpendiculaires les uns aux autres et porteurs d'une information, « décorrélée » d'un axe à un autre. Le premier axe est généralement porteur du maximum d'informations en termes de variances (80 à 90%). Le second en porte beaucoup moins (10 à 20%) et ainsi de suite [Rob95].

L'ACP est une transformation orthogonale d'un ensemble de variables $[X_1, X_2, \dots, X_n]$ en un nouvel ensemble $[Y_1, Y_2, \dots, Y_m]$

$$\text{Soit : } Y = G.X \quad (1-2)$$

La procédure de génération des composantes principales consiste à déterminer la matrice de transformation G . Cette procédure est divisée en trois étapes [Bel98] :

- Dérivation de la matrice de variance covariance
- Détermination des vecteurs propres
- Transformation linéaire de l'ensemble de données

1.3.4.1 Matrice variance-covariance

Soit X un processus aléatoire composé de variables images, la relation entre les matrices de covariance des processus d'entrée X et de sortie Y est la suivante :

$$\begin{aligned} \Sigma_y &= E(Y.Y^T) = E(G.X.(G.X)^T) = E(G.X.X^T.G^T) = G.E(X.X^T).G^T \\ \Sigma_y &= G.\Sigma_x.G^T \end{aligned} \quad (1-3)$$

On calcule Σ_x qui est la matrice de covariance associée au processus X .

1.3.4.2 Calcul des vecteurs propres

La matrice de transformation $G=D^T$, est la matrice transposée des vecteurs propres normalisés de Σ_x . Les composantes de chaque vecteur d_i associé à la valeur propre λ_i sont déterminées à partir des solutions des équations matricielles de la forme :

$$[\Sigma_x - \lambda_1 I]d_1 = 0, \quad [\Sigma_x - \lambda_2 I]d_2 = 0, \quad \dots, \quad [\Sigma_x - \lambda_n I]d_n = 0 \quad (1-4)$$

1.3.4.3 Création des composantes principales

Une fois que les vecteurs propres sont calculés, les composantes principales sont générées par l'application de la transformation linéaire suivante :

$$\begin{bmatrix} Y_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ Y_m \end{bmatrix} = [G] \begin{bmatrix} X_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ X_n \end{bmatrix} = [D]^T \begin{bmatrix} X_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ X_n \end{bmatrix}$$

En effet, la i ème composante est donnée par :

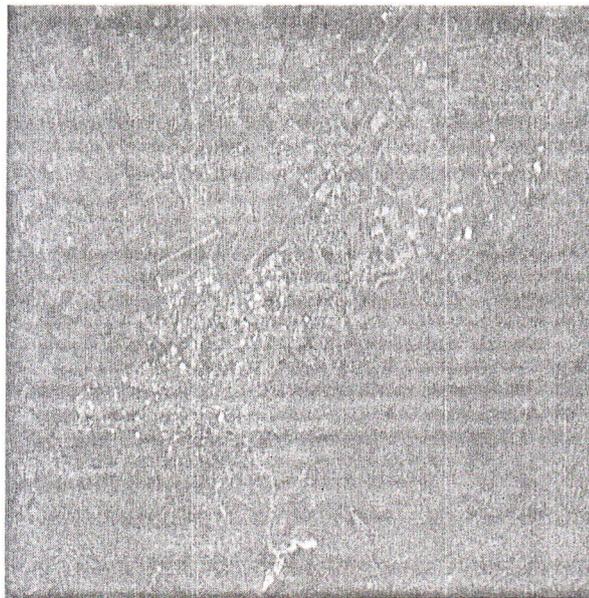
$$Y_i = d_{1i} \cdot X_1 + d_{2i} \cdot X_2 + d_{3i} \cdot X_3 + \dots + d_{ni} \cdot X_n \quad (1-5)$$

Les variances des composantes principales générées sont obtenues par :

$$Var(Y_k) = \lambda_k$$

avec $k=1, 2, \dots, n$

La figure 1.8 représente trois bandes spectrales XS d'un extrait d'image SPOT de la région de Blida.



bande XS1

Figure 1.8 : Image SPOT multispectral de Blida.

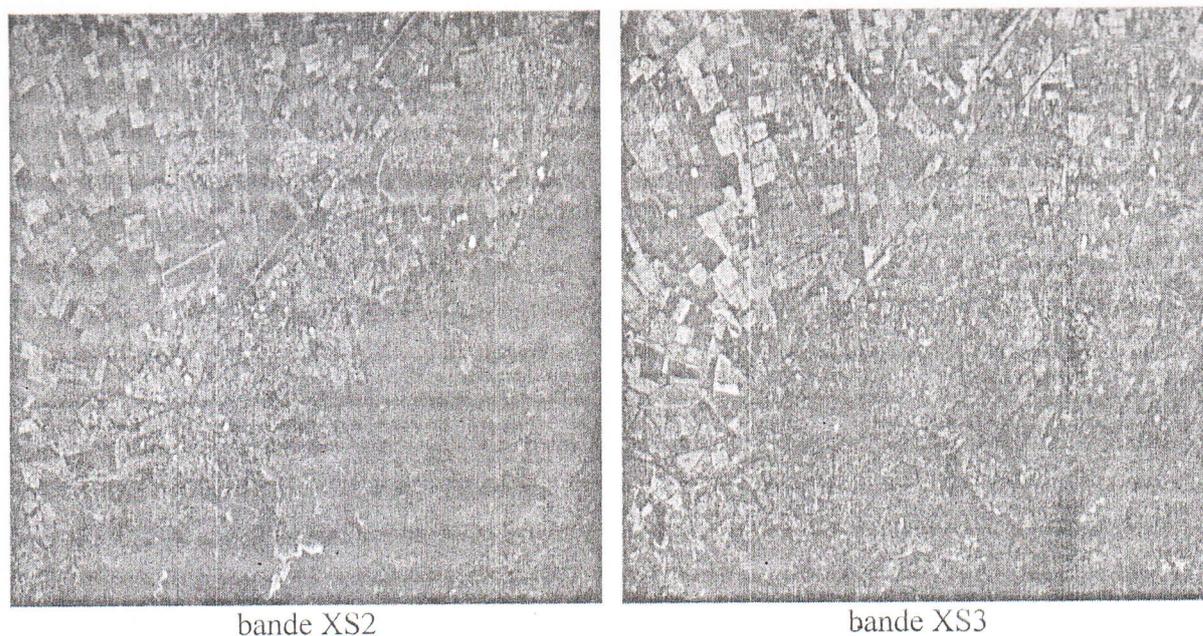


Figure 1.8 : Image SPOT multispectral de Blida (suite).

La figure 1.9 présente les trois composantes principales calculées sur l'image SPOT de Blida. La variance (en pourcentage) est de 58,08% pour la première composante principale, de 41,40% pour la seconde et de 0,50% pour la troisième.



Figure 1.9 : Analyse en composantes principales de l'image SPOT multispectral de Blida.

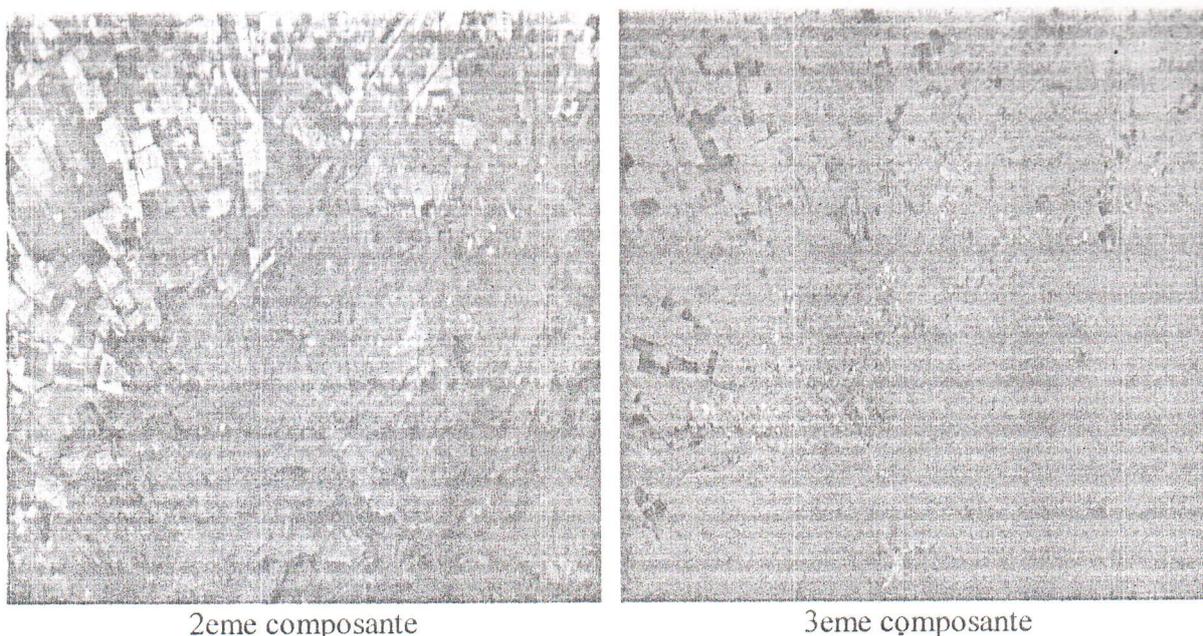


Figure 1.9 : Analyse en composantes principales de l'image SPOT multispectral de Blida (suite).

L'intérêt d'une telle méthode est double : d'une part, elle permet une compression de données lorsqu'on dispose d'une image avec beaucoup de bandes spectrales ; d'autre part on peut rechercher une information pertinente en décorrélant les canaux.

1.4 Extraction de contours

Le processus d'extraction de contours [Tou90][CP95] peut être décomposé en plusieurs étapes distinctes :

- **La mise en évidence de contours :** elle s'obtient par une différentiation de l'image.
- **La réduction des contours :** elle agit de manière que les contours mis en évidence ne fassent qu'un seul pixel d'épaisseur.
- **La binarisation des contours :** elle permet d'obtenir une image contours binaire. Cette étape clé permet de définir les contours que l'on considère comme importants et ceux à rejeter.
- **La description des contours :** elle permet d'organiser les points de contours en structures simples telles que segments de droite, arcs de cercle, etc., et de détecter les contours fermés afin d'isoler ceux-ci.

1.4.1 Détecteurs de contours par différentiation

L'approche dérivative permet de détecter et de localiser les variations du signal immédiatement. Les contours correspondent aux points de fort gradient ou de dérivée seconde nulle. La figure 1.10 montre les effets de la dérivation en présence d'un contour.

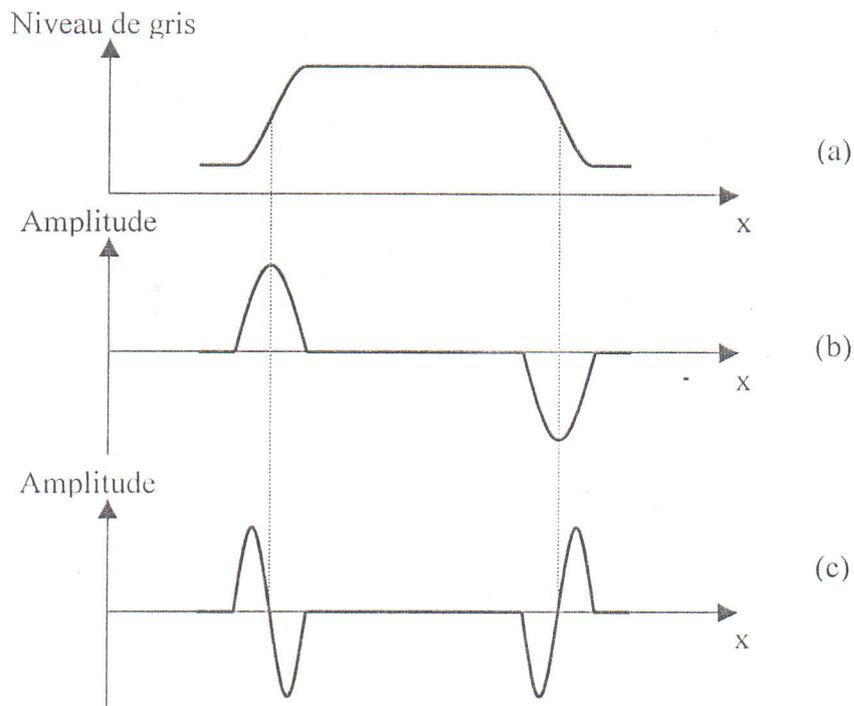


Figure 1.10 : Dérivation en présence d'un contour.
a : contour, b : dérivée première, c : dérivée seconde.

1.4.1.1 Le gradient

L'approche la plus classique pour détecter les contours part du principe que les pixels de contours correspondent aux points où l'amplitude du gradient est maximale.

Dans le cas discret, les dérivées partielles constituant ce gradient sont approchées et s'écrivent sous la forme d'un filtre de convolution :

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial x} f(x, y) &\approx g_x(x, y) = f(x, y) \otimes H_1(x, y) \\ \frac{\partial}{\partial y} f(x, y) &\approx g_y(x, y) = f(x, y) \otimes H_2(x, y) \end{aligned} \quad (1-6)$$

avec :

$f(x, y)$	fonction radiométrique
$g_x(x, y), g_y(x, y)$	approximation des composantes en x et en y du gradient
$H_1(x, y), H_2(x, y)$	masques de convolution correspondants

La détection de contours nécessite donc trois étapes :

- Calcul de $g_x(x, y)$ et $g_y(x, y)$
- Calcul de l'amplitude du gradient

$$A(x, y) = \begin{cases} \sqrt{g_x^2(x, y) + g_y^2(x, y)} & \text{norme euclidienne ou } L_2 \\ \text{ou } |g_x(x, y)| + |g_y(x, y)| & \text{norme } L_1 \\ \text{ou } \max(g_x(x, y), g_y(x, y)) & \text{norme } L_0 \end{cases} \quad (1-7)$$

- Seuillage

$$C(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{si } A(x, y) \geq \text{seuil} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (1-8)$$

Le pixel (x, y) est un point de contour si $C(x, y) = 1$.

Les approximations sont nombreuses, nous citons ici les plus connues :

L'approximation par différence finies se traduit par :

$$H_1 = \begin{bmatrix} -1 & 1 \end{bmatrix} \quad H_2 = \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix}$$

Celle de Roberts fait appel aux différences croisées :

$$H_1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} \quad H_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}$$

Sobel propose les masques suivants :

$$H1 = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -c & 0 & c \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad H2 = \begin{bmatrix} -1 & -c & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & c & 1 \end{bmatrix} \quad \text{avec } c = 2$$

Prewitt propose les mêmes masques avec $c = 1$.

1.4.1.2 Le laplacien

Les contours peuvent être localisés par les passages à zéro du laplacien. Il consiste à calculer la dérivée seconde de l'image

$$\nabla^2 f(x, y) = \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial y^2} \quad (1-9)$$

Il existe plusieurs masques de laplacien, tous très similaires tels que :

$$H_1 = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} \quad H_2 = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad H_3 = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{bmatrix}$$

Notons que le passage par zéro étant unique, le laplacien fournit des contours d'un pixel d'épaisseur.

1.4.2 Détecteur optimal de contours

L'approche de Deriche qui est une dérivée de celle de Canny est différente : il s'agit de chercher le détecteur optimal (filtre optimal) de réponse impulsionnelle $f(x)$ pour un type de contour donné. Cette approche est détaillée dans [Der87].

Soit $I(x)$ un signal représentant un échelon d'amplitude A noyé dans un bruit blanc $n(x)$:

$$I(x) = A * h(x) + n(x) \quad (1-10)$$

$$\text{où } h(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{autrement} \end{cases}$$

Le signal de sortie est donné par l'expression :

$$g(x) = I(x) \otimes f(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} I(\alpha) f(\alpha - x) d\alpha \quad (1-11)$$

Le but est de chercher la fonction antisymétrique $f(x)$, telle que $g(x)$ soit maximal au point $x=0$ en respectant les trois contraintes suivantes :

- Une bonne détection.
- Une bonne localisation.
- Une réponse unique à un contour.

La détection nécessite donc quatre étapes :

1) Composantes du gradient

On calcule les composantes $g_x(x, y)$ et $g_y(x, y)$ du gradient cherché.

2) Calcul de l'amplitude $A(x, y)$ et de la direction $\theta(x, y)$.

L'amplitude correspond à la norme euclidienne :

$$A(x, y) = (g_x^2(x, y) + g_y^2(x, y))^{1/2} \quad (1-12)$$

et la direction est donnée par :

$$\theta(x, y) = \arctan(g_x(x, y) / g_y(x, y)) \quad (1-13)$$

3) Suppression des points non maxima locaux

Le seuillage est ici précédé d'une suppression des non maxima locaux dans la direction du gradient.

Cette étape consiste donc à éliminer tous les points (x, y) tels que $A(x, y)$ ne soit pas maximum local dans la direction perpendiculaire au contour. Elle a l'avantage de produire des contours d'épaisseur de un pixel.

4) Seuillage par hystérésis

Ce seuillage fonctionne avec deux seuils : $S1$ et $S2$ avec $S1 \geq S2$.

L'image résultat est définie comme suit :

- $C(x, y)$ vaut 1 pour les valeurs de l'amplitude $A(x, y)$ supérieures au seuil $S1$ et le prolongement par connexité tant qu'elles restent supérieures au seuil $S2$.
- $C(x, y)$ vaut 0 pour les valeurs de l'amplitude $A(x, y)$ inférieures au seuil $S2$ et le prolongement par connexité tant qu'elles restent inférieures au seuil $S1$.

Le pixel (x, y) est un point de contour si $C(x, y) = 1$.

1.5 Fermeture de contours

Les opérateurs de fermeture de contours [CP95] comportent souvent un seuil dont le réglage résulte d'un compromis pour extraire au mieux le contour « vrai » du bruit. Quelque soit la technique employée, les contours obtenus présentent souvent des lacunes ayant pour origine la présence du bruit. La fermeture de ces lacunes revêt un grand intérêt pour la segmentation d'image.

Nous présentons deux méthodes exploitant les techniques d'exploration de graphe :

- Recherche du meilleur chemin entre deux extrémités.
- Recherche du meilleur chemin à partir d'une extrémité.

1.5.1 Recherche du meilleur chemin entre deux extrémités

Le principe consiste à la recherche d'un chemin entre les deux sites s_0 et s_f qui sont les extrémités de la lacune à combler. Pour tout site situé sur un chemin solution, on définit une fonction d'évaluation [Nil71] :

$$\hat{f}(s) = \tilde{g}(s) + \hat{h}(s) \quad (1-14)$$

où

$\tilde{g}(s)$ représente le coût du chemin de s_0 à s .

$\hat{h}(s)$ est une estimation du coût du chemin de s à s_f .

La solution est obtenue pour un coût minimum, on a alors : $f(s) = g(s) + h(s)$

Le chemin correspondant (cf. figure 1.11) vérifie la condition : $\hat{h}(s) \leq h(s)$.

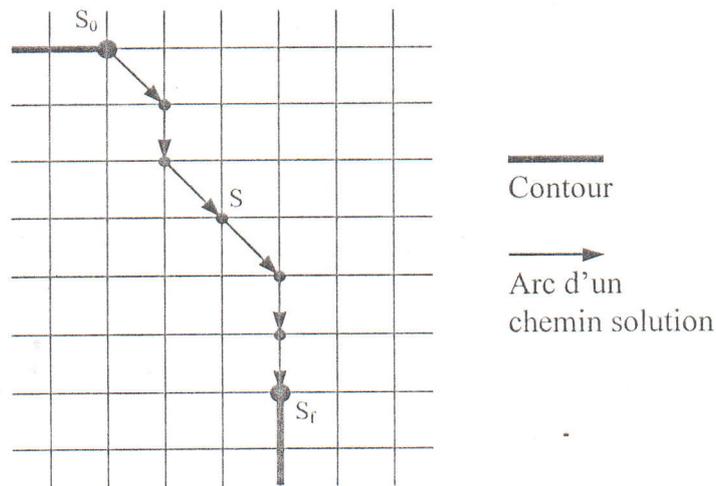


Figure 1.11 : Exemple de recherche de chemin entre deux extrémités.

La fonction d'évaluation ne peut être calculée que si il y a des données à priori sur l'image. Les grandeurs suivantes : la norme du gradient, la courbure et la distance à l'objectif peuvent intervenir dans le calcul de la fonction d'évaluation. Cette méthode n'est applicable que si l'on dispose de deux extrémités.

1.5.2 Recherche du meilleur chemin à partir d'une extrémité

Le principe suppose une extraction préalable des contours par un opérateur donnant des contours d'une largeur d'un pixel et fournissant la norme du gradient en chaque pixel.

L'idée de base est d'extraire les contours "sûrs" en fixant un seuil suffisamment élevé pendant l'étape de seuillage pour ne pas détecter le bruit. En procédant ainsi, les contours présentent souvent des lacunes. A partir de chaque extrémité de contour, il y a élaboration d'un chemin qui suit la meilleure ligne de crête dans l'image de la norme du gradient.

1.6 Position du problème

Les images satellitaires contiennent un bon nombre d'informations susceptibles d'intéresser les géographes ou les géologues, en particulier : les réseaux divers (routiers, ferroviaires et hydrologiques) et les agglomérations.

Ces éléments linéaires et ces zones d'agglomérations peuvent être mis en évidence, mais de manière imparfaite, par des algorithmes classiques en traitement d'images.

Le but de cette étude est de mettre au point des algorithmes adaptés et efficaces pour l'obtention de ce type d'informations à partir d'images satellitaires.

1.6.1 Les agglomérations

Les agglomérations correspondent à des zones fortement texturées, d'aspect chaotique, aux hautes fréquences spatiales de l'image. Une modélisation des agglomérations par des opérateurs de texture est possible [CF86][SC87].

Vu la complexité des modèles mathématiques requis pour la mise en œuvre d'une segmentation permettant d'extraire les agglomérations par une modélisation de la texture, et compte tenu de nos objectifs : établir une méthode conduisant à une détection rapide des agglomérations, les travaux se sont orientés vers des opérateurs de morphologie mathématique qui se sont avérés tous à fait adaptés. La méthode qui s'en est déduite est décrite dans le chapitre 4.

Elle utilise uniquement des opérateurs de morphologie mathématique pour localiser la silhouette des agglomérations. Un traitement optionnel permet ensuite d'affiner cette silhouette suivant les besoins de l'utilisateur.

1.6.2 Les réseaux

Sur les images satellitaires les réseaux paraissent nettement visibles. Ils correspondent à des éléments linéaires d'aspect variable :

- Éléments linéaires épais formés de deux contours parallèles (autoroutes, canaux).
- Éléments linéaires fins correspondant à des lignes (routes, cours d'eau, chemin de fer).

D'autres part, en dehors des réseaux, d'autres objets présentent parfois une allure similaire. C'est le cas, dans les zones cultivées, de certaines parcelles fines formant des lignes nettes mais courtes.

Marqué par l'aspect des réseaux tantôt net et contrasté, tantôt difficile à discerner, le problème de 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.

37	34	36	36	38	47	51	75	77	48	40	35
37	33	37	36	36	49	55	91	62	40	37	36
44	41	41	39	38	46	62	92	55	34	37	35
52	47	49	46	44	49	75	83	48	41	35	33
58	55	55	54	54	57	90	77	47	37	35	34
72	62	61	58	60	65	96	83	51	41	36	35
96	85	75	68	68	71	106	83	59	48	43	42
106	105	102	93	87	87	116	81	60	56	53	56
76	88	103	110	114	111	117	84	69	62	59	58
56	60	80	90	101	117	123	105	91	79	68	65
48	53	69	77	82	99	104	107	114	110	97	84
57	54	60	73	76	86	83	88	99	105	113	110
63	58	59	71	74	75	74	72	80	83	91	103
66	57	63	70	70	73	70	65	69	69	73	80
67	56	60	68	71	70	71	62	66	64	66	67



Figure 1.12 : Valeurs numériques d'une zone d'image contenant une route claire.

L'extraction des réseaux à partir d'images satellitaires nécessite différents types d'outils : méthodes de localisation des lignes épaisses, algorithmes adaptés à la détection des lignes visibles, outils utilisant des connaissances sur la forme des réseaux pour compléter les fragments de lignes aux endroits où l'information devient très bruitée.

Regardons un morceau du réseau SPOT à la loupe : la sortie numérique d'une portion d'image sur la figure 1.12 représente un morceau de route claire traduite par une ligne fine dans une image SPOT ; elle correspond à un alignement d'épaisseur deux à trois pixels, caractérisé par rapport à un fond, et dont la radiométrie est relativement constante.

Dans les solutions proposées dans la littérature [Mar76][Ney82][FTW81], on peut discerner plusieurs niveaux de traitements. En particulier, on retrouve les trois niveaux classiques en compréhension d'images :

- les traitements de bas niveau comprenant des opérateurs qui balayent toute l'image, au niveau du pixel, et produisent soit une autre image de pixels (seuillages, amincissements, ...), soit des primitives de bas niveau comme des régions ou des chaînes de pixels représentant un contour (détecteurs de contours, de lignes, opérateurs de morphologie mathématique, chaînage, ...).
- Les traitements de niveau moyen (intermédiaire) travaillent sur ces primitives, avec éventuellement en complément, l'information de l'image d'origine. Dans le cas d'extraction des réseaux ces primitives valident les tronçons détectés au niveau précédent, les prolongent et les connectent.
- Les traitements de haut niveau intègrent la connaissance de sources diverses sur l'aspect des réseaux, et des connaissances externes à l'image provenant de cartes numérisées ou de résultats d'autres interprétations.

Les méthodes de recherche d'éléments linéaires en vision, et plus particulièrement dans les images aériennes ou satellite, sont très nombreuses. L'approche la mieux adaptée à notre problème est structurée en trois phases :

- Bas niveau.
- Chaînage.
- Prolongement

Nous avons besoin des opérateurs de morphologie mathématique pour les méthodes de localisation des agglomérations et d'extraction des réseaux. L'approche par morphologie mathématique est celle qui sera suivie dans le cadre de ce travail.

CHAPITRE 2

NOTIONS DE MORPHOLOGIE
MATHÉMATIQUE BINAIRE

2.1 Introduction

Ce chapitre précise les notions de base des techniques de la morphologie mathématique. Cet outil couvre plusieurs champs d'applications, et plus particulièrement, le traitement d'images.

La définition sur une image des structures comporte deux aspects :

- Un *aspect topologique* correspondant aux relations de voisinage, de connexité et de ressemblance aussi bien dans l'espace des textures que dans celui des positions,
- Un *aspect ensembliste* correspondant à la perception du photo-interprète habitué à raisonner sur les ensembles, ce qui se traduit par les notions d'union, d'intersection, d'inclusion ou de complémentarité.

Ces deux aspects se trouvent réunis dans l'analyse d'image par la morphologie mathématique. Cette dernière vient compléter l'ensemble des méthodes déjà développées en traitement d'images, mais contrairement à la plupart de ces dernières, ses principes de base ne sont issus ni d'une théorie physique telle que la théorie du signal, ni d'une conception statistique. Les théoriciens de cette méthode ont fondé la description des images sur la théorie ensembliste.

2.2 Principe de la morphologie mathématique

La morphologie mathématique a été développée à l'École des Mines de Paris dans les années 60 par G. Matheron et J. Serra [Ser82][Ser88].

L'approche du traitement d'images par la morphologie mathématique [SM94][Ser89] ne se fait pas par la mesure radiométrique en chaque pixel de l'image comme dans les techniques de traitement d'images classique, mais plutôt par des ensembles de pixels, et leur organisation géométrique : leur « forme ». Les opérateurs classiques linéaires obtenus par des convolutions laissent place à des opérateurs ensemblistes (inclusion, union, intersection, ...), ce qui semble particulièrement adapté à la vision où deux signaux ne s'ajoutent pas (puisque un objet cache ce qui se trouve derrière lui).

La morphologie mathématique repose donc sur le principe consistant à comparer la structure inconnue, l'image que l'on étudie, à un ensemble de formes, les éléments structurants dont on maîtrise toutes les caractéristiques et cela au moyen de relations booléennes telles que l'intersection ou l'inclusion.

Ces méthodes se basent sur des opérateurs ensemblistes classés en deux catégories :

- Transformations ensemblistes classiques.
- Transformations morphologiques.

2.2.1 Transformations ensemblistes classiques

Parmi les transformations ensemblistes nous avons :

- L'union définie, pour deux ensembles X et Y par :

$$X \cup Y = \{x / x \in X \text{ ou } x \in Y\} \quad (2-1)$$

- L'intersection, définie par :

$$X \cap Y = \{x / x \in X \text{ et } x \in Y\} \quad (2-2)$$

- La complémentation : le complémentaire X^c d'un ensemble X est défini par :

$$X^c = \{x / x \notin X\} \quad (2-3)$$

- La différence symétrique X/Y est définie par :

$$X / Y = (X \cup Y) - (X \cap Y) \quad (2-4)$$

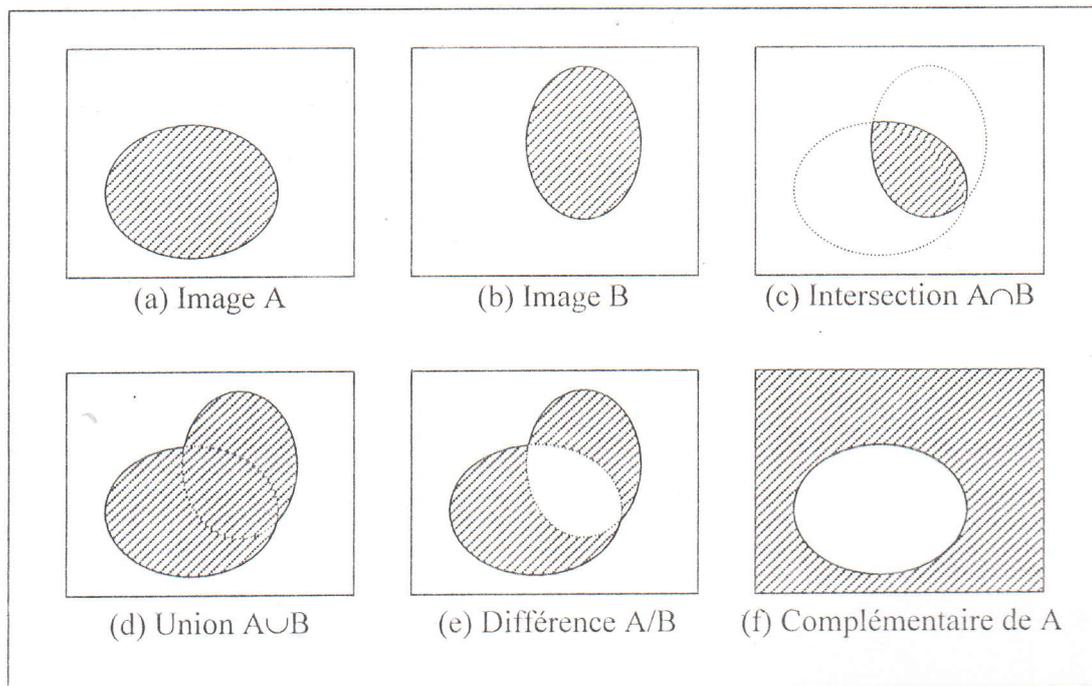


Figure 2.1 : Opérations ensemblistes entre images binaires.

2.2.2 Transformations morphologiques

Une transformation morphologique est un moyen de réaliser des inventaires structuraux de façon systématique. Elle procède en choisissant, indépendamment de l'ensemble X , qui représente l'image à traiter, un autre ensemble Y centré à son origine et de forme géométrique donnée, dit élément structurant.

Pour réaliser cette transformation, on déplace l'élément structurant Y de façon à ce que son origine passe par tous les points de l'ensemble X . A chaque position, on se pose une question relative à l'union, à l'intersection et à l'inclusion de Y avec X ou dans X . L'ensemble des centres de l'élément structurant Y , correspondant à une réponse positive, forme un nouvel ensemble appelé « transformé de X ».

2.2.2.1 Principales transformations morphologiques

La morphologie mathématique permet d'analyser l'image sous deux aspects :

- Soit comme un ensemble de formes prises sur un fond ; il s'agit alors de la **morphologie binaire** où les transformations s'appliquent à l'ensemble X ou à son complémentaire X^c .
- Soit comme une fonction de niveaux de gris ; il s'agit alors de la **morphologie en niveaux de gris** (ou en teintes de gris) où les transformations, par analogie à la morphologie binaire, s'appliquent à l'ensemble borné par le graphe de la fonction $f(x, y)$ en niveaux de gris.

2.2.2.2 Conditions des transformations morphologiques

Les transformations de la morphologie mathématique doivent satisfaire quatre contraintes, dites "contraintes de la quantification Euclidienne" ou "conditions d'Hadwinger" [CC89] :

- Invariance par translation ;
- Compatibilité avec les homothéties ;
- Continuité ;
- Connaissance locale.

2.2.2.3 Propriétés des transformations morphologiques

A chaque type de transformation morphologique, correspond un certain nombre de propriétés qui peuvent être classées en deux catégories :

□ **Propriétés algébriques**

Soit X et Y deux ensembles et $T(X)$ et $T(Y)$ leur transformées.

- Croissance : une transformation est dite croissante si

$$X \subset Y \Rightarrow T(X) \subset T(Y)$$

- Extensivité : une transformation est dite extensive si $X \subset T(X)$; inversement, elle est dite anti-extensive si $T(X) \subset X$.

- Idempotence : une transformation est dite idempotente si :

$$T(T(X)) \subset T(X)$$

□ **Propriétés topologiques**

- Homotopie : une transformation est homotopique si elle ne modifie pas le nombre de connexités. Si N_n est le nombre de connexités, on aura $N_n(T(X)) = N_n(X)$.
- Préservation de la connexité : une transformation préserve la connexité si X étant connexe, on a $T(X)$ connexe.

2.2.2.4 Eléments structurants

La théorie de la morphologie mathématique inclut le concept d'élément structurant, ce dernier est une forme prédéfinie employée comme une sonde pour tester la nature spatiale d'un point ou d'un sous-ensemble de la totalité des points de l'image [Ser82].

Un élément structurant est caractérisé par sa taille et sa forme géométrique qui peut être : un disque, un segment, un carré, un hexagone ou tout autre forme géométrique.

L'élément structurant idéal est le disque unité. La forme géométrique se rapprochant le plus est le carré pour un maillage carré de l'image, un hexagone pour un maillage hexagonal de l'image.

1 1 1	1 1
1 1 1	1 1 1
1 1 1	1 1
maille carrée	maille hexagonale

Pour tester seulement quatre voisins en effectuant une opération morphologique, nous pouvons choisir l'élément structurant suivant :

0 1 0
 1 1 1
 0 1 0

maille carrée

sachant que :

- 0 signifie que le voisin est ignoré.
- 1 signifie que le voisin est pris en compte.

2.2.2.5 Configuration de voisinage

Dans le cas d'un réseau hexagonal, un point possède 6 voisins. Pour un réseau carré, un point possède 8 voisins.

Une configuration de voisinage sera définie en attribuant au point central et à ses voisins l'une des 3 possibilités suivantes :

- Le point est à 1 ; il sera noté 1.
- Le point est à 0 ; il sera noté 0.
- Le point est indifféremment 1 ou 0 ; il sera noté « b ».

Exemple :

1 1 1
 b 1 b
 0 0 0

maille carrée

1 1
 b 1 b
 0 0

maille hexagonale

Un certain nombre de configurations peuvent se déduire les unes des autres par rotation de $\pi/3$ pour la maille hexagonale et de $\pi/4$ pour la maille carrée : elles forment une famille d'éléments structurants.

Exemple :

1 1 1	1 1 b	1 b 0	b 0 0
b 1 b,	1 1 0,	1 1 0,	1 1 0,
0 0 0	b 0 0	1 b 0	1 1 b
0 0 0	0 0 b	0 b 1	b 1 1
b 1 b,	0 1 1,	0 1 1	et 0 1 1.
1 1 1	b 1 1	0 b 1	0 0 b

Les principales familles sont définies par une lettre ; elles sont réunies dans l'alphabet de GOLAY [Ser82].

A titre d'exemple, nous pouvons citer les éléments structurants L et E définis par :

$L : \begin{matrix} 1 & 1 & 1 \\ b & 1 & b \\ 0 & 0 & 0 \end{matrix}$	$\begin{matrix} 1 & 1 \\ b & 1 & b \\ 0 & 0 \end{matrix}$
$E : \begin{matrix} b & b & b \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{matrix}$	$\begin{matrix} b & b \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{matrix}$
maille carrée	maille hexagonale

2.3 Transformations de la morphologie binaire

Nous rassemblons ici les éléments du langage de base de la morphologie mathématique qui fait appel aux opérations ensemblistes.

2.3.1 Erosion et dilatation morphologiques

L'opérateur de base de la morphologie mathématique, la dilatation et son dual l'érosion, sont définis à partir de l'addition et la soustraction de Minkowski [SM94][Gro87].

2.3.1.1 Addition et soustraction de Minkowski

Soient X et Y deux ensembles quelconques de l'espace euclidien \mathbb{R}^n . A tout couple (x, y) de $X \times Y$, on peut associer la somme $x+y$. On définit ainsi, l'addition de Minkowski des ensembles X et Y, notée par $X \oplus Y$:

$$X \oplus Y = \{x + y : x \in X, y \in Y\} = \bigcup_{\substack{x \in X \\ y \in Y}} \{x + y\} \tag{2-5}$$

où encore :

$$X \oplus Y = \bigcup_{y \in Y} (X + y) = \bigcup_{x \in X} (x + Y) = \bigcup_{y \in Y} Xy = \bigcup_{x \in X} Yx \tag{2-6}$$

où $Xy = \{x + y, x \in X\}$, le translaté de X par y.

La soustraction de Minkowski, notée \ominus , est définie par la relation

$$X \ominus Y = (X^c \oplus Y)^c \tag{2-7}$$

où X^c est l'ensemble complémentaire de X.

2.3.1.2 La primitive morphologique : la dilatation

En théorie, tous les opérateurs morphologiques peuvent se déduire d'un opérateur unique ou opérateur primitif : **la dilatation**.

Soit X une image binaire, i.e. un ensemble, et B un élément structurant, i.e. un autre ensemble. Une première relation entre X et B , consiste à calculer l'intersection :

$$D(X, B) = \{u, X \cap B_u \neq \emptyset\} \quad (2-8)$$

où $B_u = \{u + b, b \in B\}$ est le translaté de B par u .

$$\text{Comme } X \cap B_u \neq \emptyset \Leftrightarrow \exists x \in X, \exists b \in B, x = b + u$$

$$\Leftrightarrow \exists x \in X, \exists b \in B, u = x - b$$

Donc :

$$D(X, B) = \{x - b, x \in X \text{ et } b \in B\} = X \oplus \tilde{B} \quad (2-9)$$

où \tilde{B} est le symétrique de B par rapport à l'origine.

$$\tilde{B} = \{-b, b \in B\}.$$

D'où, la dilatation de X par l'élément structurant B , noté $X \oplus \tilde{B}$, est l'ensemble des positions u pour lesquelles, le translaté en u de B coupe X :

$$X \oplus \tilde{B} = \{u, X \cap B_u \neq \emptyset\} = \bigcup_{b \in \tilde{B}} X_b = D^B(X) \quad (2-10)$$

❖ Effets sur les images

La dilatation par un élément structurant, de la forme d'un disque (cf. figures 2.2 et 2.3)

- connecte les objets quand ils sont proches ;
- comble les trous étroits présents dans les objets ;
- élargit les objets d'une taille correspondant au rayon du disque.

2.3.1.3 Principe de dualité et érosion

Nous venons de voir que la dilatation traitait de manière différente le fond et la forme de l'image. Le principe de dualité consiste à faire les transformations sur les complémentaires.

Le dual de la dilatation, appelé érosion et noté $X \ominus \tilde{B}$, est donné par la relation suivante :

$$X \ominus \tilde{B} = (X^c \oplus \tilde{B})^c \quad (2-11)$$

donc :

$$X \ominus \tilde{B} = \{u, X^c \cap B_u \neq \emptyset\}^c = \{u, B_u \subset X\} = \bigcap_{b \in \tilde{B}} X_b = E^B(X) \quad (2-12)$$

❖ Effets sur les images

L'érosion par un disque (cf. figures 2.2 et 2.3)

- sépare les objets au niveau de leur étranglements ;
- élimine les objets trop étroits ne contenant pas le disque ;
- rétrécit les objets d'une taille correspondant au rayon du disque.

2.3.1.4 Propriétés mathématiques de la dilatation et l'érosion

- Croissance : L'érosion et la dilatation sont croissantes

$$\forall (X, Y), \forall B : X \subset Y \Rightarrow \begin{cases} X \oplus \tilde{B} \subset Y \oplus \tilde{B} \\ X \ominus \tilde{B} \subset Y \ominus \tilde{B} \end{cases} \quad (2-13)$$

$$\forall X, \forall (B, B') : B \subset B' \Rightarrow \begin{cases} X \oplus \tilde{B} \subset X \oplus \tilde{B}' \\ X \ominus \tilde{B}' \subset X \ominus \tilde{B} \end{cases} \quad (2-14)$$

- Extensivité : La dilatation est une transformation extensive, l'érosion est par contre anti-extensive.

$$\forall X, \forall B : X \ominus \tilde{B} \subset X \subset X \oplus \tilde{B} \quad (2-15)$$

- $\forall X, \forall (B, B')$ on a :

$$\begin{aligned} (X \ominus \tilde{B}) \ominus B' &= (X \ominus \tilde{B}') \ominus B = X \ominus (\tilde{B} \ominus B') \\ (X \oplus \tilde{B}) \oplus B' &= (X \oplus \tilde{B}') \oplus B = X \oplus (\tilde{B} \oplus B') \end{aligned} \quad (2-16)$$

Remarque :

A partir de la dernière propriété, une conséquence importante peut être déduite :

L'érosion (respectivement la dilatation) est une transformation itérative. Il est équivalent d'éroder (resp. dilater) par une fenêtre de taille n ou d'effectuer n érosions (resp. dilatations) par une fenêtre de taille 1 en opérant sur le résultat de l'étape précédente à chaque itération. Ceci entraîne une simplification dans l'implémentation de l'érosion (resp. dilatation).

2.3.2 Ouverture et fermeture morphologiques

A partir des deux transformations de base précédentes, on peut élaborer deux transformations qui enchaînent une dilatation et une érosion avec des éléments structurants symétriques par rapport à l'origine ; ces transformations sont l'ouverture et la fermeture [SM94][Gro87].

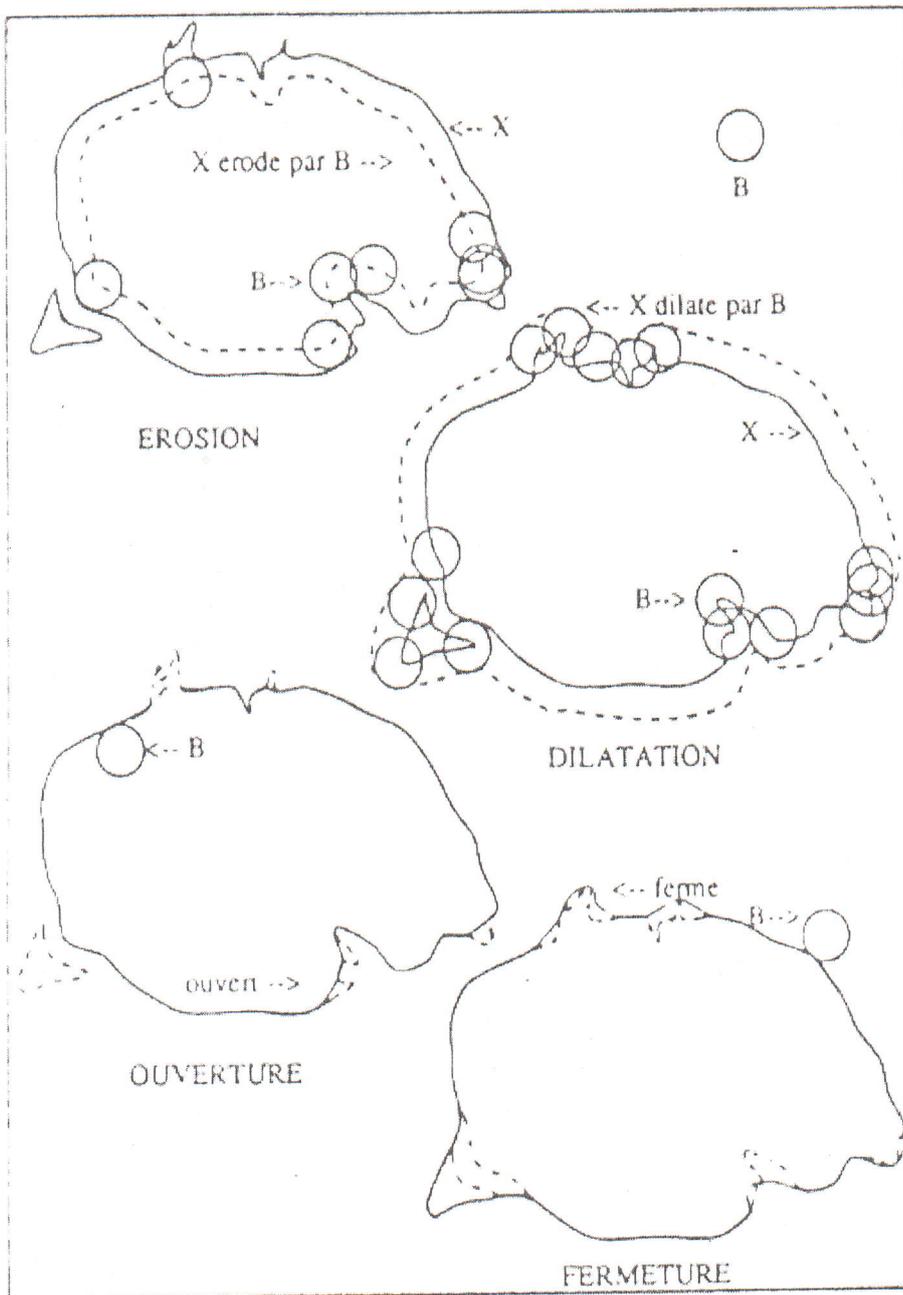


Figure 2.2 : Dilatation, érosion, ouverture et fermeture binaire d'un objet X par un élément structurant B .

2.3.2.1 Ouverture morphologique

L'ouverture morphologique est le terme qui définit une érosion par un élément structurant, suivie d'une dilatation par le transposé de l'élément structurant initial.

Soit X une image et B un élément structurant.

On définit l'ouverture, notée X_B ou $O^B(X)$, par :

$$X_B = (X \ominus \tilde{B}) \oplus B = D^{\tilde{B}}(E^B(X)) = O^B(X) \quad (2-17)$$

L'ouverture admet l'interprétation ensembliste suivante :

$$\begin{aligned} (X \ominus \tilde{B}) \oplus B &= \{u, (X \ominus \tilde{B}) \cap \tilde{B}_u \neq \emptyset\} \\ &= \{u, \exists v, v \in (X \ominus \tilde{B}) \text{ et } v \in \tilde{B}_u\} \\ &= \{u, \exists v, B_v \subset X \text{ et } u \in B_v\} \end{aligned}$$

$$\text{c'est à dire : } X_B = \bigcup_{B_v \subset X} B_v \quad (2-18)$$

Il s'agit donc de l'espace balayé par l'élément structurant B lorsqu'il est totalement inclus dans X .

❖ Effets sur les images

L'ouverture par un disque a essentiellement les effets suivants sur les images binaires (cf. figures 2.2 et 2.3) :

- filtrage des contours, éliminant les petites convexités, mais pas les concavités,
- élimination des particules trop étroites,
- séparation en plusieurs composantes connexes des particules présentant un étranglement assez long et étroit.

2.3.2.2 Fermeture morphologique

La fermeture morphologique est le terme qui définit une dilatation par un élément structurant, suivie d'une érosion par le transposé de l'élément structurant initial.

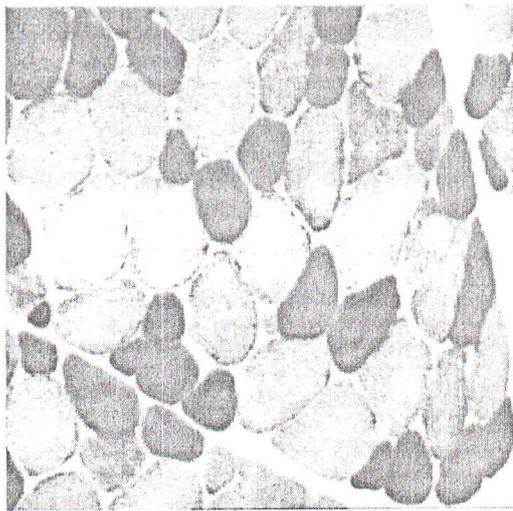
Comme l'érosion et la dilatation, la fermeture et l'ouverture sont deux transformations duales l'une de l'autre.

Soit X une image et B un élément structurant.

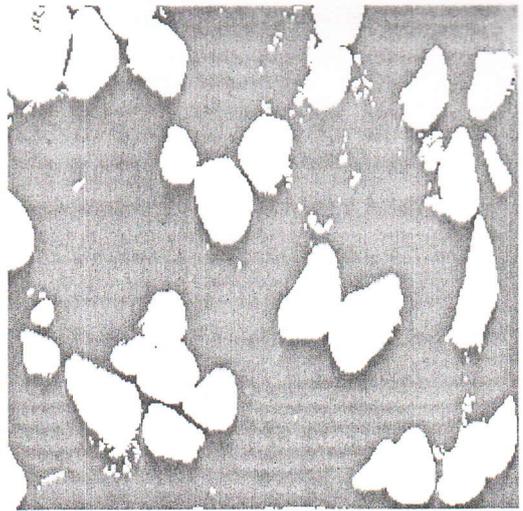
On définit la fermeture, notée X^B ou $F^B(X)$, par :

$$X^B = (X \oplus \tilde{B}) \ominus B = E^{\tilde{B}}(D^B(X)) = F^B(X) \quad (2-19)$$

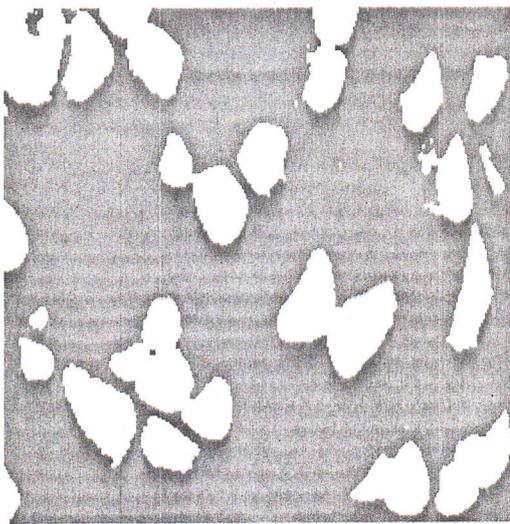
Par dualité, la fermeture est l'espace qui n'est pas balayé lorsque l'élément structurant est entièrement inclus dans le complémentaire de l'ensemble X .



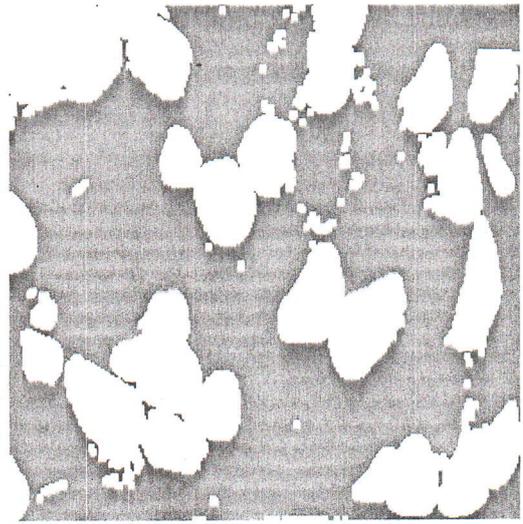
(a) : image d'origine



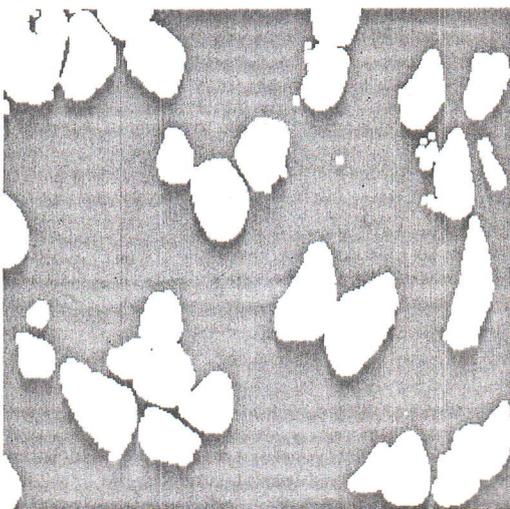
(b) : binarisation de l'image (a).



(c) : érosion de l'image (b)



(d) : dilatation de l'image (b)



(e) : ouverture de l'image (b)



(f) : fermeture de l'image (b)

Figure 2.3 : Dilatation, érosion, ouverture et fermeture binaire de l'image Muscle.

❖ Effets sur les images

La fermeture par un disque (cf. figures 2.2 et 2.3) lisse les contours, bouche les trous et les canaux étroits.

2.3.2.3 Propriétés algébriques de l'ouverture et de la fermeture

- Croissance : L'ouverture et la fermeture sont croissantes

$$\forall(X, Y), \forall B : X \subset Y \Rightarrow \begin{cases} O^B(X) \subset O^B(Y) \\ F^B(X) \subset F^B(Y) \end{cases} \quad (2-20)$$

- Extensivité : L'ouverture est une transformation anti-extensive, par contre la fermeture est extensive.

$$\forall X, \forall B : O^B(X) \subset X \subset F^B(X) \quad (2-21)$$

- Idempotence : L'ouverture et la fermeture sont idempotentes.

$$\forall X, \forall B :$$

$$\begin{aligned} O^B(O^B(X)) &= O^B(X) \\ F^B(F^B(X)) &= F^B(X) \end{aligned} \quad (2-22)$$

Remarque :

Cette dernière propriété montre qu'un ensemble déjà ouvert (respectivement fermé) reste inchangé par une nouvelle ouverture (resp. fermeture) par le même élément structurant.

2.3.3 Transformations de voisinage

Une transformation de voisinage [Gro87] consiste à conserver les points centraux vérifiant la configuration choisie.

Soit un ensemble X et une configuration de voisinage $T=(T_1, T_2)$ où T_1 et T_2 sont deux sous-ensembles disjoints de l'ensemble T et n'étant pas nécessairement une partition de T .

On appelle transformation de voisinage, ou transformation en tout ou rien, qu'on note $*$, la transformation qui à un ensemble X associe sa transformée $X*T$ telle que :

$$X * T = (X \ominus T_1) \cap (X^c \oplus T_2) \quad (2-23)$$

$X*T$ équivaut à retenir de l'ensemble X les points vérifiant la configuration donnée par $T=(T_1, T_2)$.

Ces transformations permettent d'introduire de nouvelles catégories d'opérations morphologiques, plus complexes, à savoir : l'amincissement, l'épaississement, la squelettisation et l'ébarbulage.

2.3.3.1 Amincissement

Soit un ensemble X et une configuration de voisinage T . On note l'opération d'amincissement par : $X \ominus T$.

L'amincissement de l'ensemble X consiste à lui enlever des points correspondant à la configuration T donnée. Amincir un ensemble X , consiste à réduire celui-ci (diminuer sa surface). Cette transformation revient à soustraire de X les points de $(X * T)$.

L'amincissement est défini par :

$$X \ominus T = X \cap (X * T)^c \quad (2-24)$$

L'image 2.6.c) est le résultat de l'amincissement de l'image binaire 2.6.b) avec l'élément structurant de type L .

2.3.3.2 Épaississement

Soit un ensemble X et une configuration de voisinage T . On note l'opération d'épaississement par : $X \odot T$.

L'épaississement de l'ensemble X consiste à lui ajouter des points correspondants à la configuration T donnée. Cette transformation revient à ajouter à X les points de $(X * T)$.

De façon duale, l'épaississement est défini par :

$$X \odot T = X \cup (X * T) \quad (2-25)$$

L'image 2.6.d) est le résultat de l'épaississement de l'image d'origine binarisée 2.6.b) avec l'élément structurant de type L .

2.3.3.3 Squelettisation

Avec le squelette, nous abordons des transformations morphologiques plus complexes, dans le sens où elles sont composées de nombreux opérateurs de base. Le squelette est la notion qui porte le mieux son nom. Elle est utilisée en traitement d'images, généralement, pour le stockage de l'information et pour l'analyse des formes. Cette transformation simplifie l'objet en lui substituant son axe médian.

Considérons un ensemble X et sa frontière δX ; un point "s" de X appartiendra au squelette de X , noté $S_q(X)$, si la distance euclidienne de "s" à δX est atteinte en au moins deux points distincts de X :

$$s \in S_q(X) \quad \exists y_1, y_2 \in \delta X, \quad y_1 \neq y_2$$

tel que :

$$d(s, \delta X) = d(s, y_1) = d(s, y_2) \quad (2-26)$$

Ainsi, à un disque la transformation associe son centre, à un ruban sa ligne médiane. La figure 2.4 montre des exemples de quelques squelettes.

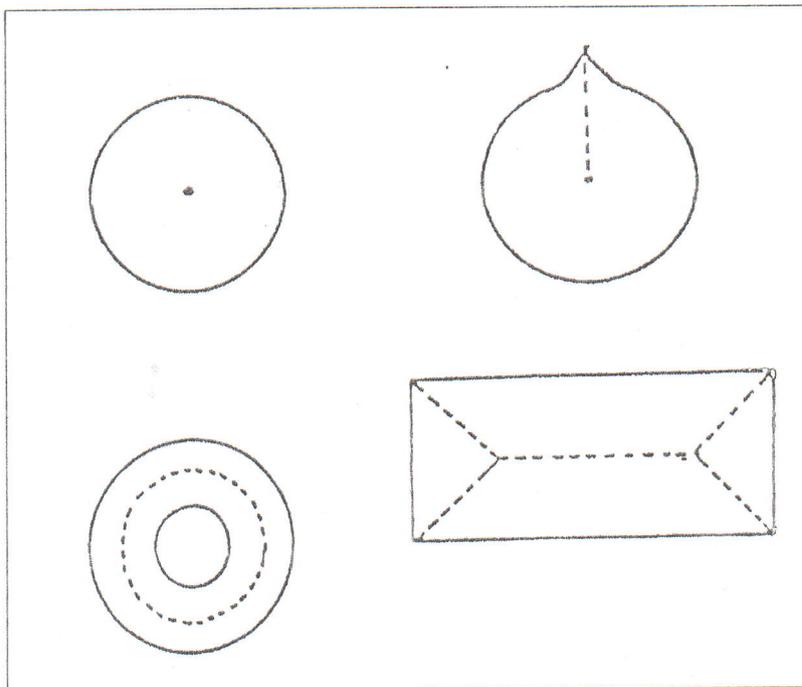


Figure 2.4 : Exemples de quelques squelettes.

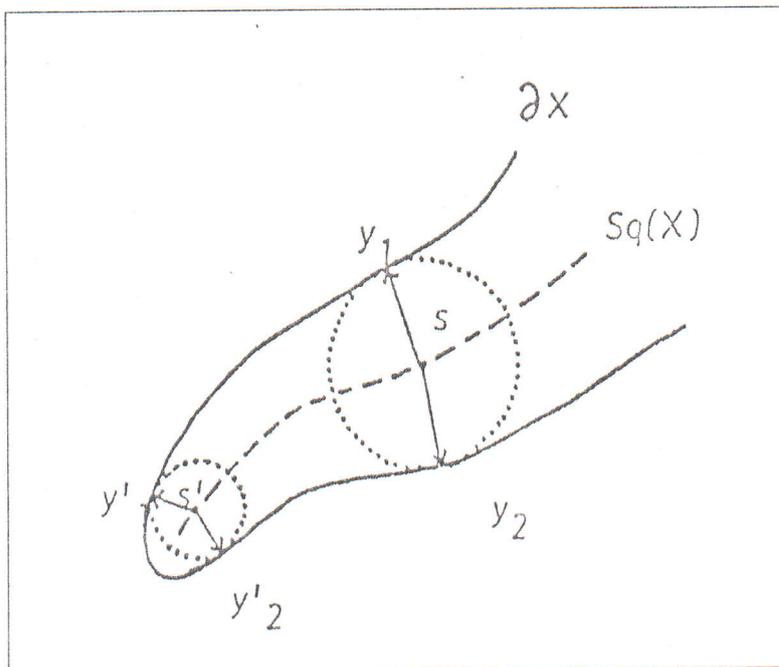


Figure 2.5 : Squelette d'un ensemble X.

Le squelette $S_q(X)$ peut également être défini comme l'ensemble des centres des boules maximales B contenues dans X .

Un des principaux avantages de cette définition, est le fait qu'elle permet de reconstituer l'ensemble initial à partir du squelette. En effet, connaissant chaque point du squelette et le rayon du disque maximal dont il est le centre, on peut reconstituer l'ensemble initial X (cf. figure 2.5). Le squelette constitue, ainsi, une façon de résumer l'information.

Il existe une méthode de calcul du squelette ayant de bonnes propriétés (conservation de la connexité, squelette d'épaisseur 1, faible sensibilité au bruit) en termes d'amincissement. Cette transformation est homotopique, c'est à dire qu'elle préserve le nombre de composantes connexes et le nombre de « trous » de chaque composante connexe.

Le squelette homotopique [CP95] est obtenu par des amincissements itérés avec l'élément structurant de type L , dans toutes les directions jusqu'à stabilisation. Cette stabilité est atteinte au bout d'un nombre fini d'itérations.

L'image (e) de la figure 2.6 montre la squelettisation de l'image 2.6.b avec l'élément structurant de type L . La stabilisation est atteinte au bout de 17 itérations. On remarque que le squelette a une largeur de 1 pixel et qu'il y a des branches pendantes.

2.3.3.4 Ebarbulage

L'opération de squelettisation est souvent suivie d'un ébarbulage, qui consiste à éliminer les petites branches parasites (barbules) du squelette. Ceci est réalisé en supprimant "n" pixels à chaque extrémité du squelette.

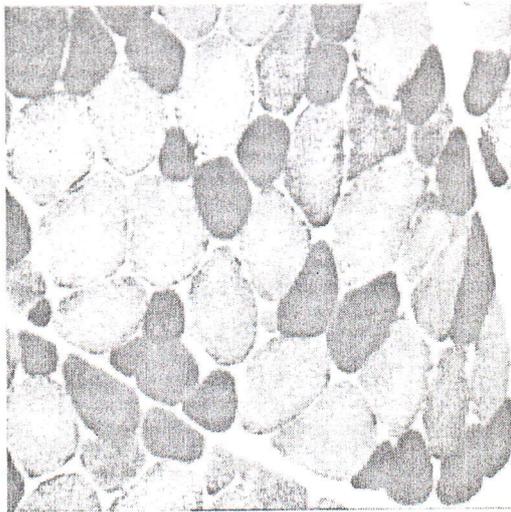
L'opération d'ébarbulage [CP95] s'effectue par un amincissement du squelette, itéré dans toutes les directions "n" fois, avec l'élément structurant de type E .

L'image (f) de la figure 2.6 montre le résultat de l'opération d'ébarbulage du squelette (image 2.6.e) avec un élément structurant de type E et en éliminant 3 pixels à chaque extrémité du squelette.

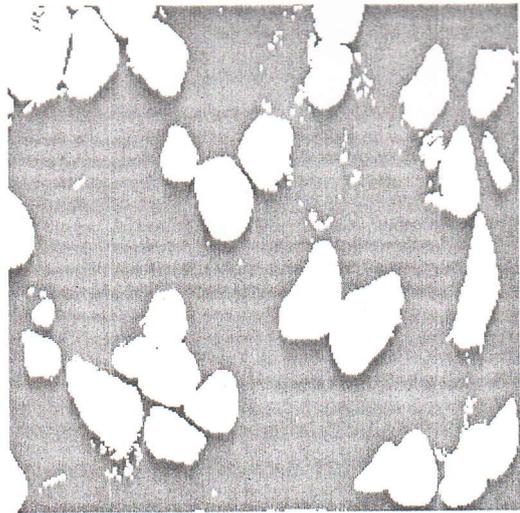
Il faut noter que cette opération affecte parfois les branches, que l'on désire conserver, du squelette surtout si ce dernier n'est pas fermé.

2.3.4 Géodésie et transformations conditionnelles

La notion de transformations conditionnelles et géodésiques [Gro87] apparaît dès que les transformations morphologiques telles que : érosion et dilatation doivent avoir lieu à l'intérieur d'un ensemble particulier. La différence est que les transformations géodésiques ne



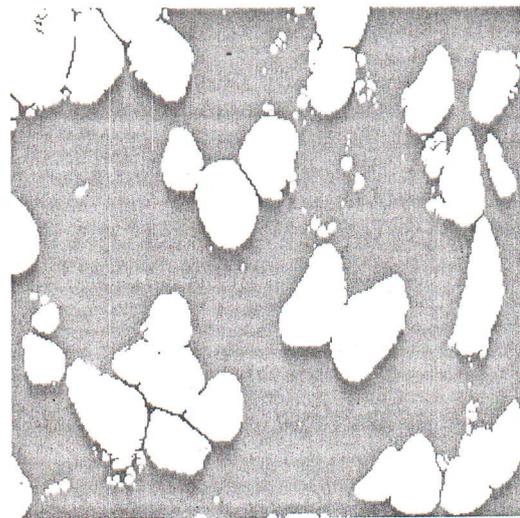
(a) : image d'origine



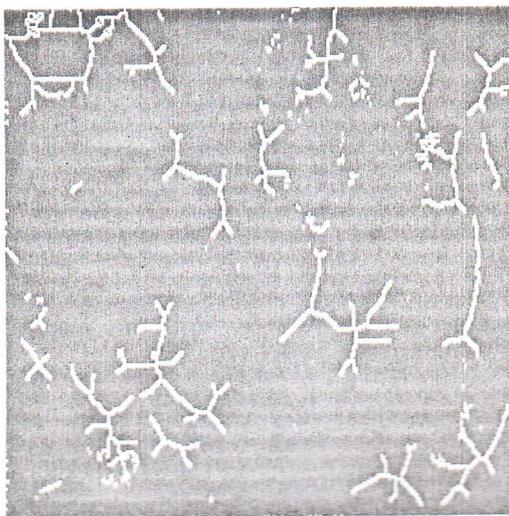
(b) : binarisation de l'image (a)



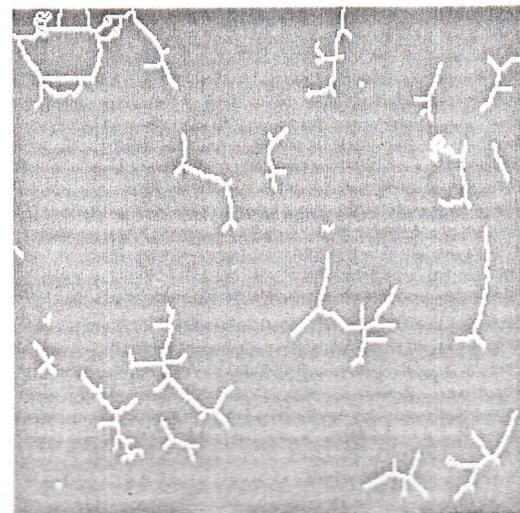
(c) : amincissement de l'image (b)



(d) : épaissement de l'image (b)



(e) : squelettisation de l'image (b)



(f) : ébarbulage de l'image (e)

Figure 2.6 : Amincissement, épaissement, squelettisation et ébarbulage de l'image Muscle binarisée.

doivent pas rompre la connexité, c'est à dire qu'entre deux points x et y d'un ensemble X , il existe un chemin allant de x vers y totalement inclus dans X .

La géodésie est un mode selon lequel les notions usuelles de morphologie mathématique peuvent être envisagées [SM94].

2.3.4.1 Dilatation conditionnelle

Soient deux ensembles X et Y tels que $Y \subset X$, B un élément structurant de taille 1 et nB l'élément structurant de taille n .

On appellera dilatation de l'ensemble Y par l'élément structurant B conditionnellement à l'ensemble X (cf. figure 2.9), l'opération notée $D_X^B(Y)$ telle que :

$$D_X^B(Y) = (Y \oplus \tilde{B}) \cap X = D^B(Y) \cap X \quad (2-27)$$

d'où la propriété importante :

$$D_X^{nB}(Y) = (Y \oplus n\tilde{B}) \cap X = D^{nB}(Y) \cap X \quad (2-28)$$

On peut aussi introduire la notion d'idempotence $D_X^\infty(Y)$ qui sera atteinte lorsque $Y=X$.

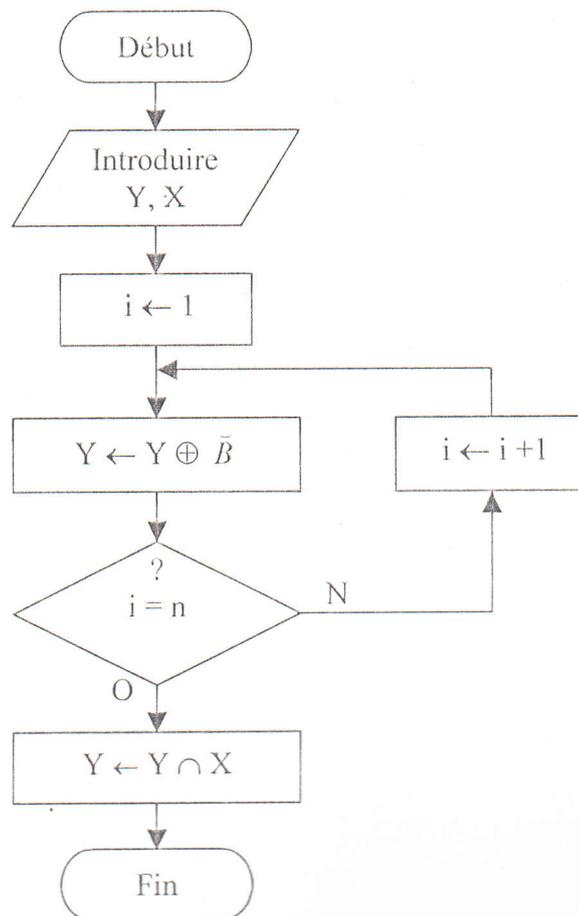


Figure 2.7 : Organigramme de la dilatation conditionnelle.

2.3.4.2 Erosion conditionnelle

Comme pour la dilatation conditionnelle, l'érosion conditionnelle (cf. figure 2.9) est définie comme suit :

$$E_X^B(Y) = [E^B(Y \cup X^c)] \cap X \quad (2-29)$$

d'où la propriété importante :

$$E_X^{nB}(Y) = [E^{nB}(Y \cup X^c)] \cap X \quad (2-30)$$

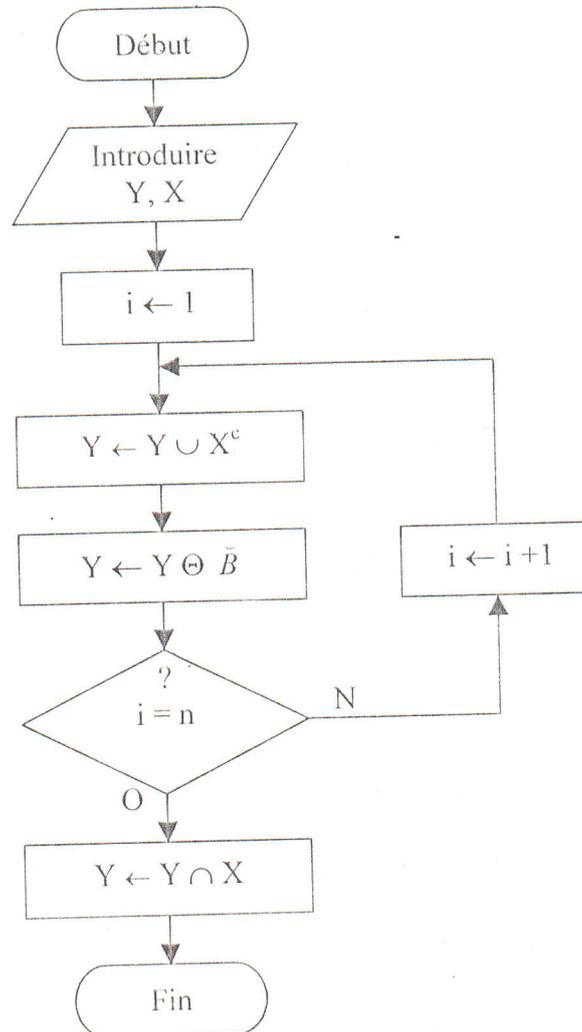


Figure 2.8 : Organigramme de l'érosion conditionnelle.

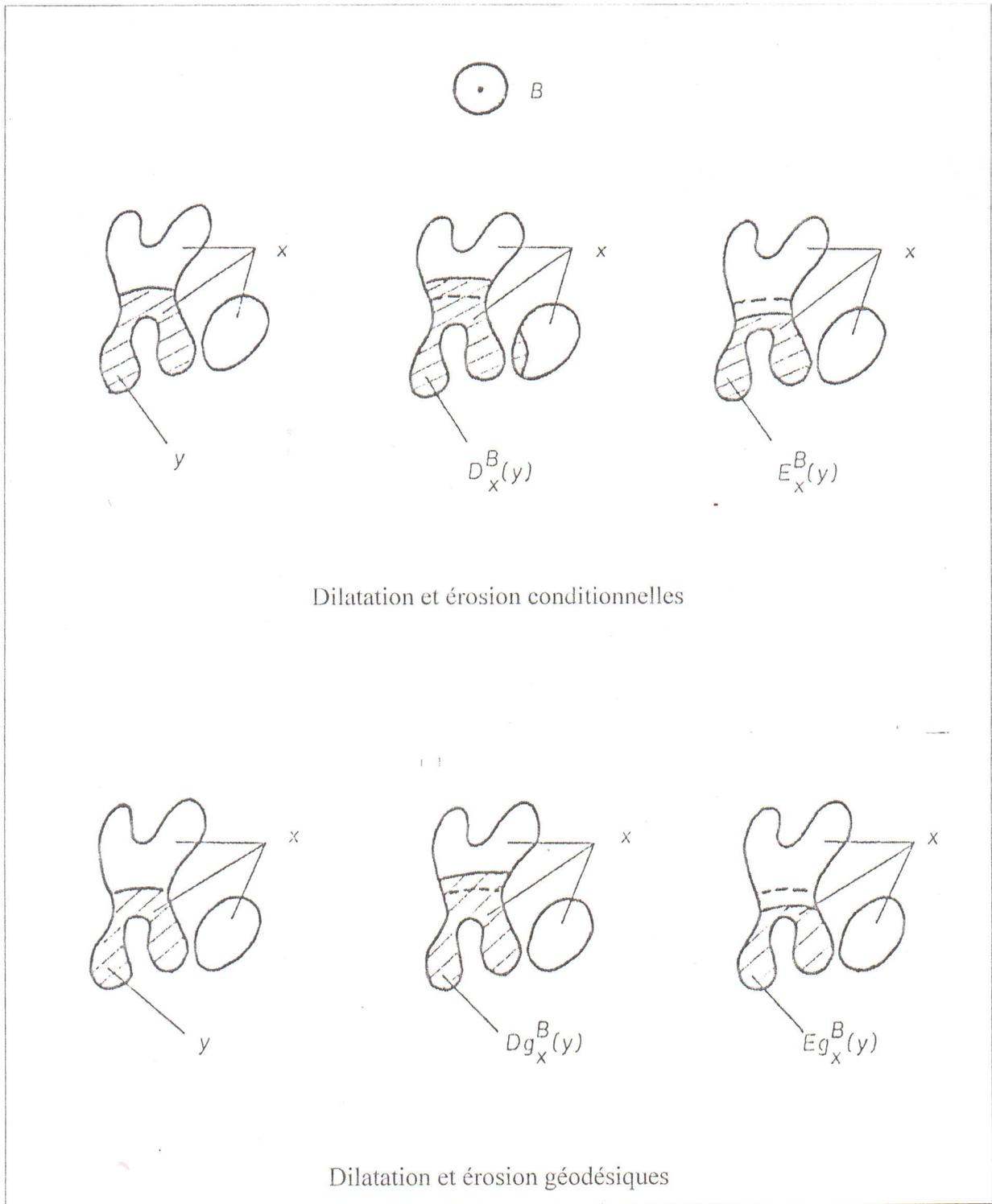


Figure 2.9 : Exemples de dilatation et d'érosion conditionnelles et géodésiques.

2.3.4.3 Dilatation géodésique

La dilatation géodésique de l'ensemble Y par l'élément structurant nB , notée $Dg_X^{nB}(Y)$, est l'ensemble des points x appartenant à l'ensemble X tels que nB centré en x forme une intersection non nulle avec Y (cf. figure 2.9).

$$Dg_X^{nB}(Y) = [x \in X : B(x, n) \cap Y \neq \emptyset] \quad (2-31)$$

Contrairement aux opérations conditionnelles, la composition des opérations géodésiques n'est pas commutative avec l'intersection.

D'où :

$$Dg_X^{nB} = \underbrace{Dg_X^B \circ Dg_X^B \circ Dg_X^B \circ \dots \circ Dg_X^B}_{n \text{ fois}} \quad (2-32)$$

Le principe de la dilatation géodésique est alors :

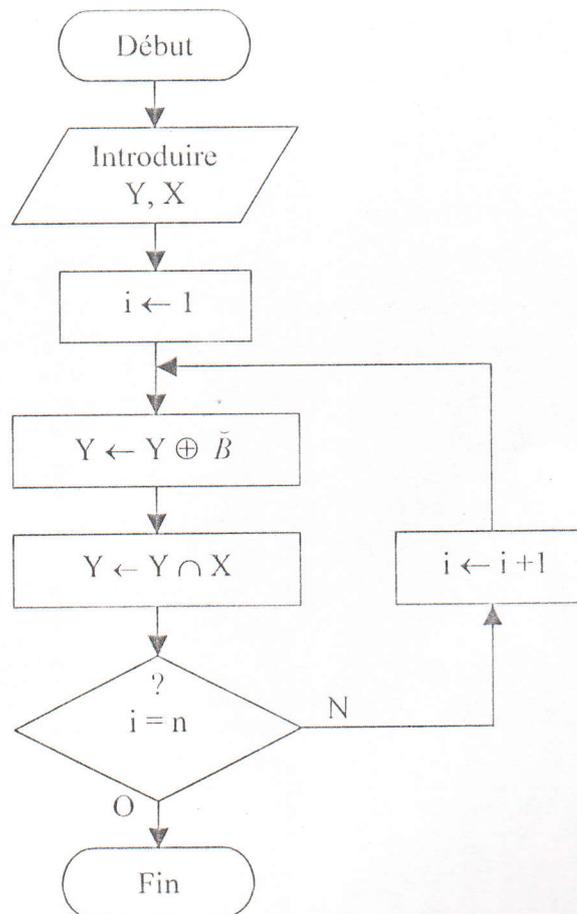


Figure 2.10 : Organigramme de la dilatation géodésique.

La dilatation géodésique n'est pas itérative. On ne peut faire que des dilatations de taille 1 pour ne pas rompre la connexité. Ainsi, pour effectuer une dilatation géodésique de taille n , il faut effectuer n dilatations de taille 1.

2.3.4.4 Erosion géodésique

De la même manière, on peut définir l'érosion géodésique (cf. figure 2.9) à partir de l'expression

$$Eg_X^{nB}(Y) = [x \in X : B(x, n) \subset Y] \quad (2-33)$$

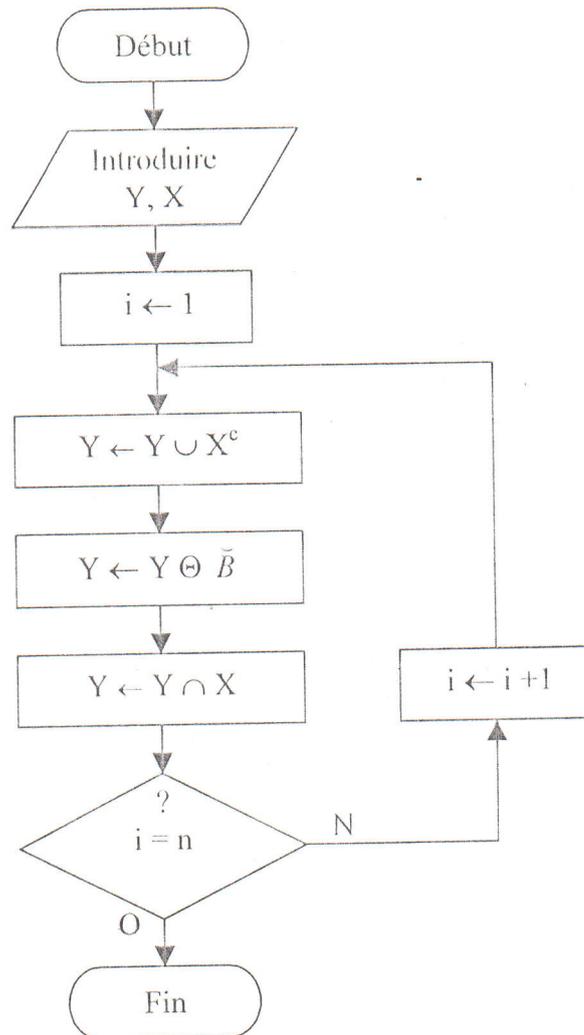


Figure 2.11 : Organigramme de l'érosion géodésique.

2.4 Conclusion

La morphologie mathématique [Rob95] est un outil destiné à l'extraction d'ensembles de pixels constituant des formes dans une image par comparaison avec des éléments structurants de forme choisie jouant le rôle de filtres spatiaux. Elle considère les images à traiter comme des ensembles. Pour une image binaire, l'ensemble associé est formé des pixels à la valeur 1.

La morphologie mathématique binaire ne peut s'appliquer pour les images en teintes de gris. Il faut donc définir des opérateurs morphologiques pour les fonctions.

CHAPITRE 3

NOTIONS DE MORPHOLOGIE
MATHÉMATIQUE MULTINIVEAUX

3.1 Introduction

Deux façons de procéder s'offrent à nous pour transposer les résultats de la morphologie mathématique binaire au cas des fonctions. En effet, on peut soit considérer les ensembles comme cas particulier de fonctions, soit au contraire, assimiler la fonction de niveaux de gris à un ensemble en utilisant la notion de sous-graphe.

3.2 Notion de sous-graphe

On se place dans le cadre des fonctions continues et on note Φ l'espace des fonctions continues de \mathbb{R}^n dans \mathbb{R} .

La notion de sous-graphe [CP95] permet d'établir une correspondance entre approche ensembliste et approche fonctionnelle.

Soit $f \in \Phi$; on appelle sous-graphe de la fonction f , le sous-ensemble de $\mathbb{R}^n \times \mathbb{R}$ défini par :

$$SG(f) = \{(x, t), x \in \mathbb{R}^n, t \in \mathbb{R}, t \leq f(x)\} \quad (3-1)$$

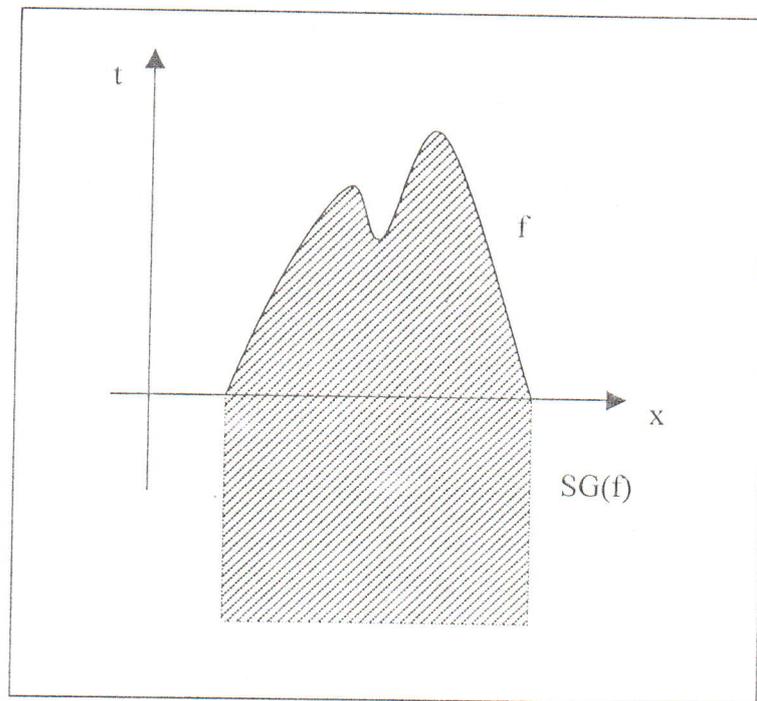


Figure 3.1 : Exemple de sous-graphe (zone hachurée), pour $n=1$.

3.3 Union, intersection et complémentation pour les fonctions

Soient f et g , deux fonctions, et $SG(f)$, $SG(g)$ leurs sous-graphes respectifs. L'union des sous-graphes [SM94] est encore un sous-graphe, celui de la fonction $\sup(f, g)$:

$$SG[\sup(f, g)] = SG(f) \cup SG(g) \quad (3-2)$$

de la même façon, l'intersection des sous-graphes est le sous-graphe de $\inf(f,g)$:

$$SG[\inf(f, g)] = SG(f) \cap SG(g) \tag{3-3}$$

L'équivalent numérique de l'union d'ensembles est donc le sup de fonctions, celui de l'intersection est l'inf.

En ce qui concerne la complémentation d'ensembles, les choses sont moins évidentes. En effet, le complémentaire d'un sous-graphe n'est aucunement un sous-graphe, et son ombre est généralement égale à \mathfrak{R}^3 . Pour expliciter le rôle de la complémentation, il faut faire intervenir un autre opérateur : la réflexion par rapport au plan horizontal.

Soit $B \in \mathfrak{R}^3$, on définit la réflexion de B par rapport au plan horizontal, et le note \hat{B} , par :

$$\hat{B} = \{(x, t) \in \mathfrak{R}^2 \times \mathfrak{R} : (x, -t) \in B\} \tag{3-4}$$

De même, on définit le symétrique de B, noté \tilde{B} , par :

$$\tilde{B} = \{(x, t) \in \mathfrak{R}^2 \times \mathfrak{R} : (-x, -t) \in B\} \tag{3-5}$$

On peut alors écrire (cf. figure 3.2) :

$$[SG^c(f)]^\wedge = [SG(-f)] = [SG^\wedge(f)]^c \tag{3-6}$$

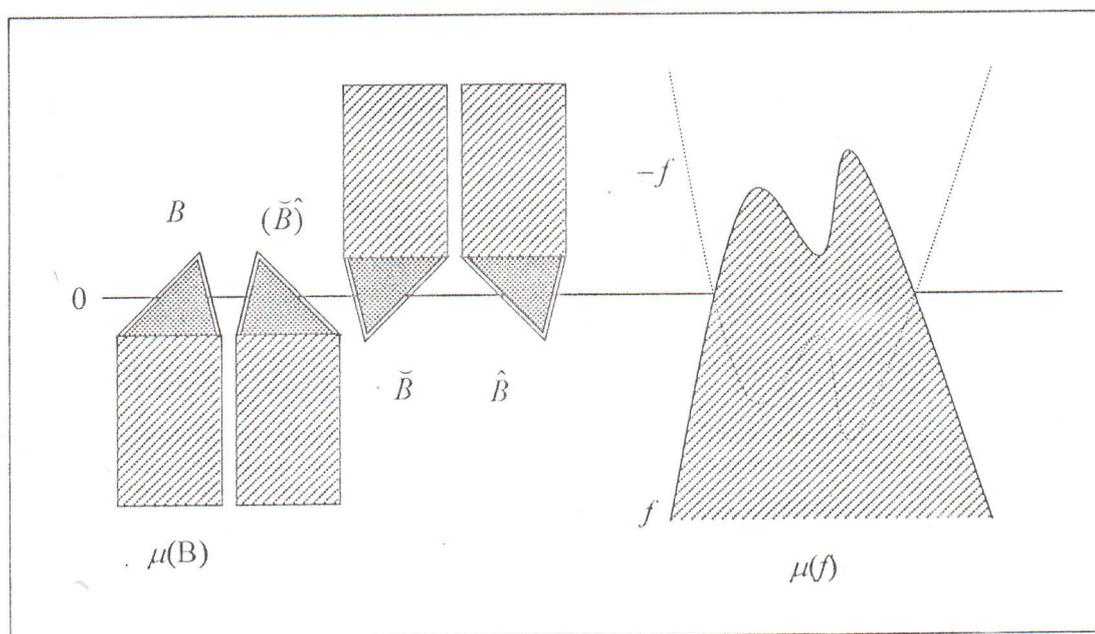


Figure 3.2 : Relation entre la réflexion et la complémentation d'un sous-graphe de fonction.

La complémentation d'ensembles s'étend donc à la complémentation de fonctions, mais par le biais de la réflexion, donc d'une manière moins élémentaire que les opérateurs union et intersection.

Remarque

Soit Y un ensemble fermé de \mathfrak{R}^3 . L'ombre de Y , noté $\mu(Y)$ est le dilaté de Y par la demi-droite fermée $[0, +\infty]$:

$$\mu(Y) = Y \oplus [0, +\infty] = Y \ominus [0, -\infty] \quad (3-7)$$

L'ombre est assimilable au sous-graphe $SG(g)$ d'une fonction g unique associé à Y .

3.4 Transformations de la morphologie multiniveaux

Comme pour les ensembles, il est possible de définir sur les fonctions des transformations morphologiques, telles que l'érosion, la dilatation et des transformations plus sophistiquées construites à partir de ces deux notions.

3.4.1 Erosion et dilatation morphologiques

L'érosion et la dilatation [CP95][DMP88] sont les opérateurs de base de la morphologie mathématique.

3.4.1.1 Erosion

La soustraction de Minkowski de la fonction f de Φ par la fonction g de Φ est l'application notée $f \ominus g$, définie par :

$$\forall x \in \mathfrak{R}^n, (f \ominus g)(x) = \inf \{ f(y) - g(x - y), y \in \mathfrak{R}^n \} \quad (3-8)$$

(avec la convention $-\infty + \infty = -\infty$).

On appelle érosion morphologique par l'élément structurant g de Φ , la soustraction de Minkowski par \tilde{g} , où \tilde{g} est définie par :

$$\forall x \in \mathfrak{R}^n, \tilde{g}(x) = g(-x) \quad (3-9)$$

L'expression de l'érodé de f par $g \in \Phi$ est donnée par :

$$\forall x \in \mathfrak{R}^n, (f \ominus \tilde{g})(x) = \inf \{ f(y) - g(y - x), y \in \mathfrak{R}^n \} \quad (3-10)$$

En termes de sous-graphe, l'érodé de f par g peut s'interpréter comme l'ensemble des positions du sous-graphe de g , pour lesquelles ce dernier est inclus dans le sous-graphe de f (cf. figure 3.3), ce qui s'exprime mathématiquement par :

$$SG(f \ominus \tilde{g}) = \{ (x, t) \in \mathfrak{R}^n \times \mathfrak{R}, (SG(g))_{(x,t)} \subset SG(f) \} \quad (3-11)$$

où l'indice indique une translation.

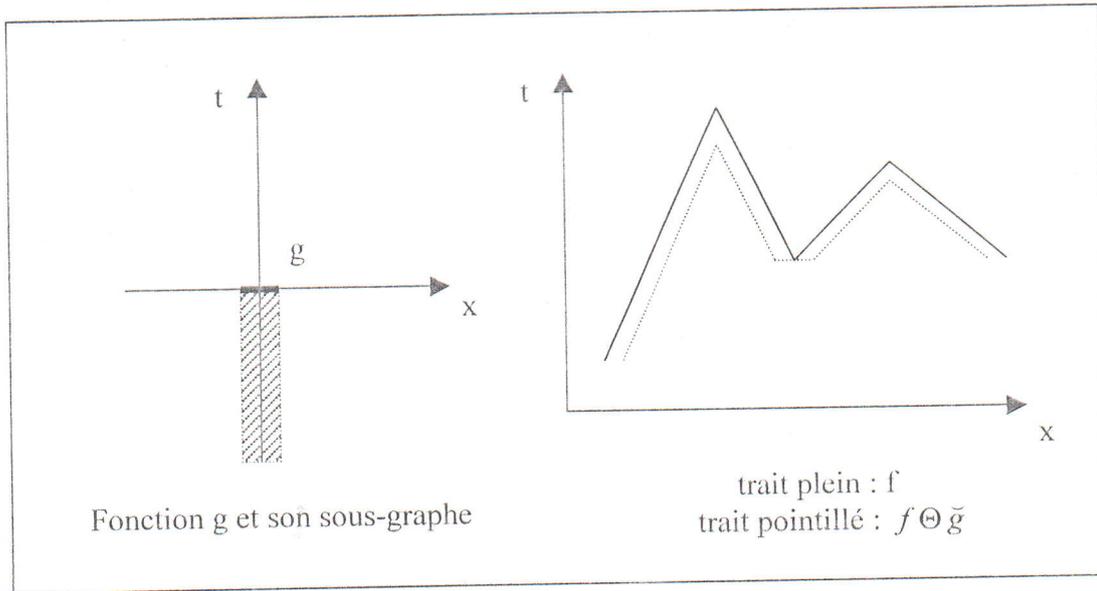


Figure 3.3 : Erosion morphologique d'une fonction f par l'élément structurant g.

Sous forme fonctionnelle, l'érodé de f par g s'exprime par :

$$\forall x \in \mathbb{R}^n, (f \ominus \tilde{g})(x) = \inf \{ f(y), y \in g_x \} \tag{3-12}$$

où g_x est le translaté de g par x.

L'érosion d'une fonction par un élément structurant g consiste donc à effectuer l'inférieur sur le voisinage défini par g.

❖ Effets sur les images

L'érosion réduit les pics étroits et rend les vallées plus larges (cf. figures 3.3 et 3.5).

3.4.1.2 Dilatation

L'addition de Minkowski de deux fonctions f et g de Φ , est l'application notée $f \oplus g$, définie par :

$$\forall x \in \mathbb{R}^n, (f \oplus g)(x) = \sup \{ f(y) + g(x - y), y \in \mathbb{R}^n \} \tag{3-13}$$

(avec la convention $+\infty - \infty = +\infty$).

La dilatation morphologique par l'élément structurant g, est égale à l'addition de Minkowski par \tilde{g} . La dilatation morphologique de f par $g \in \Phi$ est donc définie par :

$$\forall x \in \mathbb{R}^n, (f \oplus \tilde{g})(x) = \sup \{ f(y) + g(y - x), y \in \mathbb{R}^n \} \tag{3-14}$$

L'interprétation du dilaté de f par g est l'ensemble des positions $(x, t) \in \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}$ pour lesquelles le symétrique par rapport à $\mathbb{R}^n \times \{0\}$ du sous-graphe de g , noté $s(SG(g))$, traduité par (x, t) , intersecte le sous-graphe de f (cf. figure 3.4).

Sous forme fonctionnelle, le dilaté de f par g s'exprime par :

$$\forall x \in \mathbb{R}^n, (f \oplus \tilde{g})(x) = \sup\{f(y), y \in g, \} \tag{3-15}$$

La dilatation d'une fonction par un élément structurant g consiste donc à effectuer le supérieur sur le voisinage défini par g .

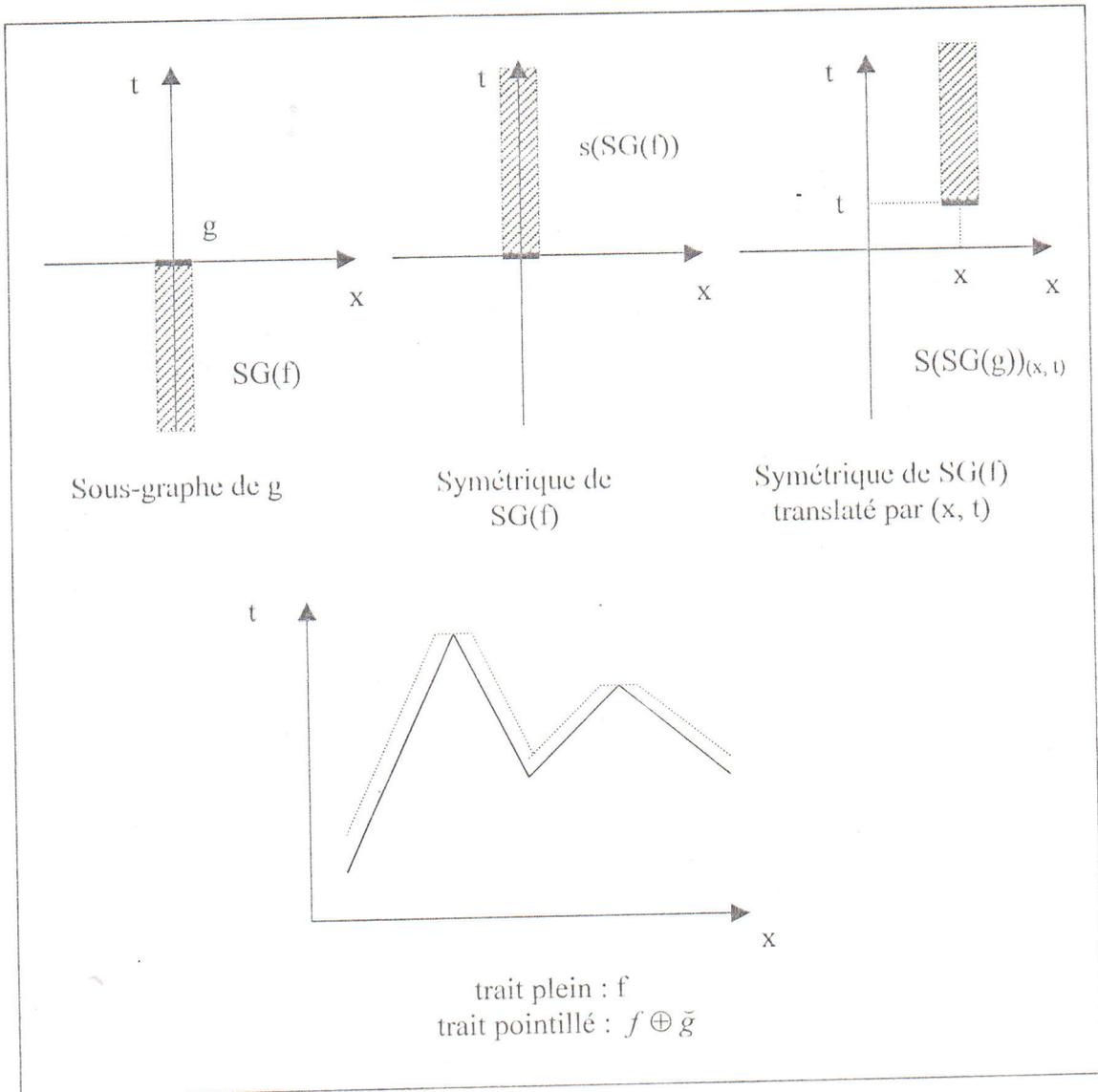


Figure 3.4 : Dilatation morphologique d'une fonction f par l'élément structurant g .

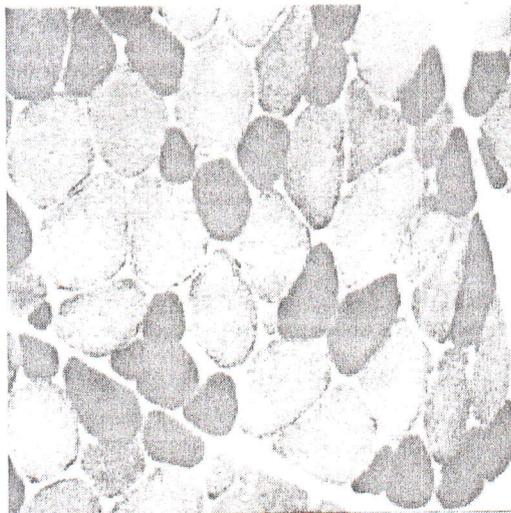
❖ **Remarque**

Le dilaté et l'érodé sont liés par la relation suivante :

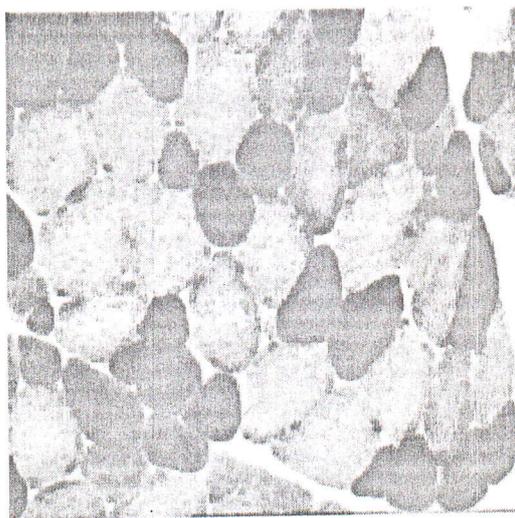
$$\forall x \in \mathcal{R}^n, (f \ominus \tilde{g})(x) \leq f(x) \leq (f \oplus \tilde{g})(x) \quad (3-16)$$

❖ **Effets sur les images**

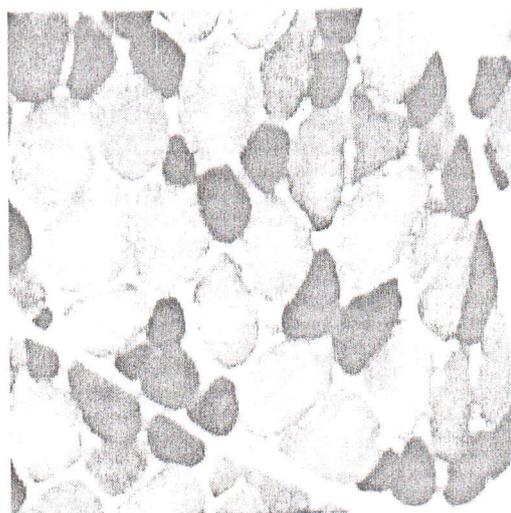
La dilatation réduit les vallées et aplatit les pics (cf. figures 3.4 et 3.5).



(a)



(b)



(c)

Figure 3.5 : Erosion, dilatation, ouverture et fermeture en teintes de gris sur l'image Muscle.

- (a) : Image originale
- (b) : Erosion
- (c) : Dilatation

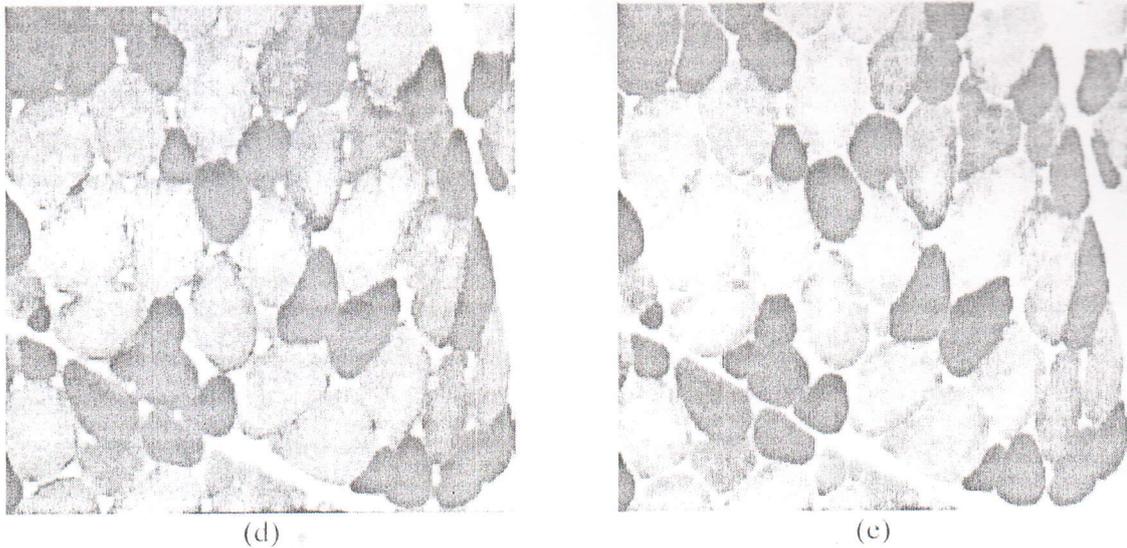


Figure 3.5 : Erosion, dilatation, ouverture et fermeture en teintes de gris sur l'image Muscle (suite).

- (d) : Ouverture
- (e) : Fermeture

3.4.2 Ouverture et fermeture

A partir des transformations de base que sont l'érosion et la dilatation morphologiques, on peut créer de nouvelles transformations: l'ouverture et la fermeture [CP95][Gro87].

3.4.2.1 Ouverture

Soit g une fonction de Φ . On appelle ouverture morphologique d'une fonction f par l'élément structurant g , l'application de Φ dans Φ notée O_g ou f_g , définie par :

$$\forall f \in \Phi, \quad O_g(f) = (f \ominus \check{g}) \oplus g = f_g \quad (3-17)$$

L'interprétation géométrique de l'ouverture morphologique est donnée par la proposition suivante :

Soient $f \in \Phi$ et $g \in \Phi$. On a :

$$SG(O_g(f)) = \bigcup_{(x,t) \in \mathbb{N}^n \times \mathbb{R}} \{SG(g)_{(x,t)}, SG(g)_{(x,t)} \subset SG(f)\} \quad (3-18)$$

Le sous-graphe de l'ouvert $O_g(f)$ est le domaine balayé par le sous-graphe de l'élément structurant g lorsqu'il reste inclus dans le sous-graphe de la fonction f .

❖ Effets sur les images

L'ouverture supprime tous les pics dont la largeur est inférieure à l'élément structurant (cf. figures 3.6 et 3.5).

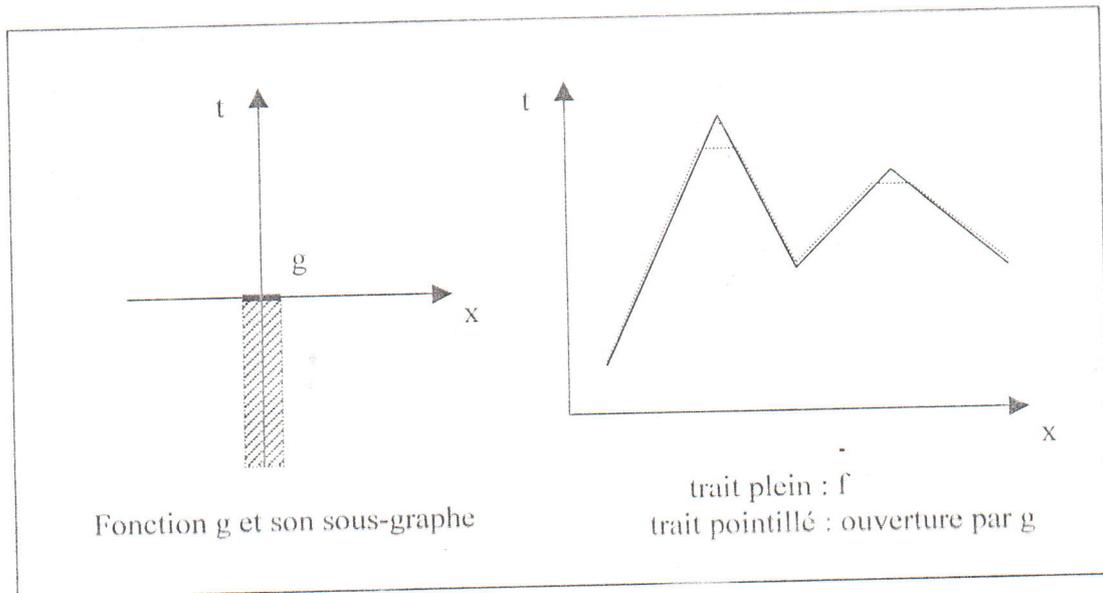


Figure 3.6 : Ouverture morphologique d'une fonction f par l'élément structurant g .

3.4.2.2 Fermeture

On appelle fermeture morphologique d'une fonction f par l'élément structurant g , l'application de Φ dans Φ notée F_g ou f^{\oplus} , définie par :

$$\forall f \in \Phi, \quad F_g(f) = (f \oplus \tilde{g}) \ominus g = f^{\oplus} \quad (3-19)$$

Remarques

- L'ouverture et la fermeture morphologique sont des fonctions idempotentes :

$$\begin{aligned} & O_g(O_g(f)) = O_g(f) \\ \text{et} & F_g(F_g(f)) = F_g(f) \end{aligned} \quad (3-20)$$

- L'ouverture et la fermeture vérifient la relation :

$$\forall x \in \mathcal{R}^n, \quad O_g(f) \leq f \leq F_g(f) \quad (3-21)$$

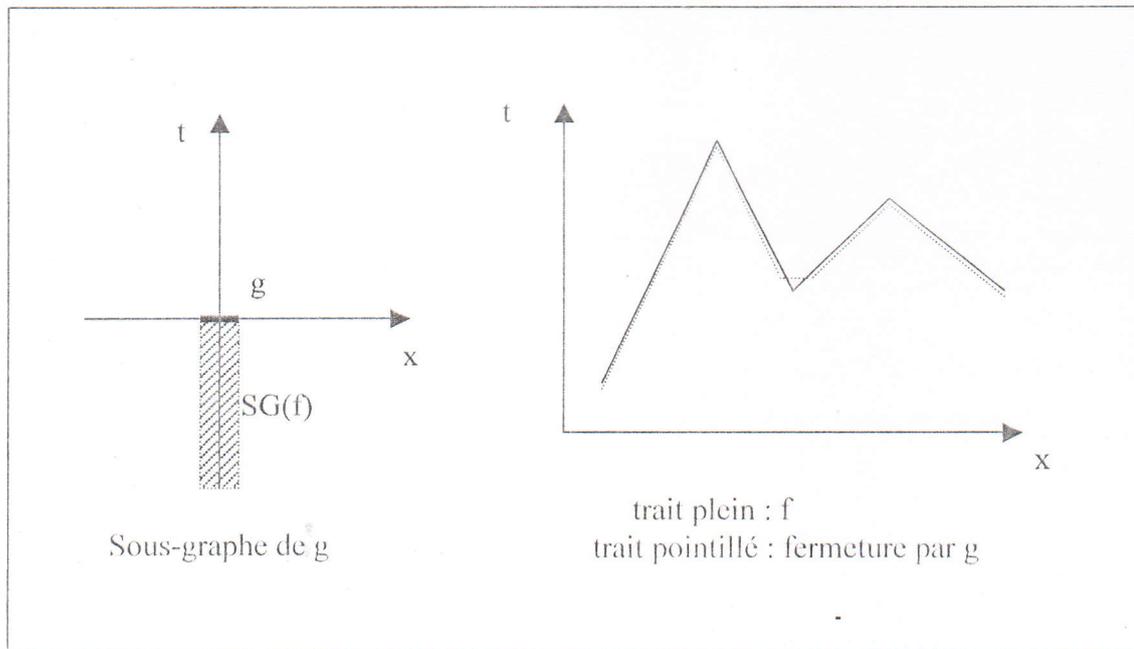


Figure 3.7 : Fermeture morphologique d'une fonction f par l'élément structurant g .

❖ Effets sur les images

La fermeture a pour but de combler les vallées d'une largeur inférieure à l'élément structurant (cf. figures 3.7 et 3.5).

3.4.3 Transformations par chapeau haut de forme

L'application d'une ouverture ou d'une fermeture équivaut à un lissage, or, si c'est la partie dynamique qu'on veut faire ressortir, il suffit d'effectuer la différence entre l'image initiale et le résultat obtenu. On réalise ainsi un filtre baptisé transformation par chapeau haut de forme [SM94].

Cette notion introduite par F. Meyer [Gro87], permet de détecter les pics (respectivement les creux) de contraste de la fonction de niveaux de gris.

3.4.3.1 Chapeau haut de forme

On appelle transformation du « chapeau haut de forme » une ouverture suivie d'une soustraction à l'image d'origine, appelée aussi « résidu par ouverture ».

On a :

$$\forall f \in \Phi, \quad \forall g \in \Phi, \quad T.C.H.F = f - O_g(f) \quad (3-22)$$

L'ouverture modifie uniquement les pics qu'elle supprime (cf. figure 3.6). Par soustraction à l'image d'origine ces pics apparaissent et sont ramenés au niveau 0. Cette normalisation ou élimination du fond de l'image est intéressante car les pics importants ne sont pas toujours ceux dont le niveau de gris est le plus élevé dans l'absolu.

3.4.3.2 Chapeau haut de forme inverse

L'opération duale est la transformation du « chapeau haut de forme inverse ». Cette transformation est une fermeture suivie d'une soustraction de l'image d'origine. Elle est aussi appelée « résidu par fermeture ».

On a :

$$\forall f \in \Phi, \quad \forall g \in \Phi, \quad T.C.H.F.I = F_g(f) - f \quad (3-23)$$

La fermeture modifie uniquement les vallées qu'elle comble (cf. figure 3.7). Par soustraction de l'image d'origine, ces vallées apparaissent.

Donc, cette transformation permet de récupérer les creux dans l'image.

3.4.3.3 Chapeau plat

La transformation du « chapeau plat » s'obtient en ajoutant l'expression $(F_g(f) - f)$ à l'expression $(f - O_g(f))$.

On aura donc :

$$\begin{aligned} \forall f \in \Phi, \quad \forall g \in \Phi, \quad T.C.P &= (f - O_g(f)) + (F_g(f) - f) \\ T.C.P &= F_g(f) - O_g(f) \end{aligned} \quad (3-24)$$

La transformation du chapeau plat est une fermeture moins une ouverture, appelée aussi « résidu par ouverture et fermeture ».

Donc, cette transformation permet de récupérer une image où tous les pics et toutes les vallées sont retenus.

3.4.3.4 Utilisation du chapeau haut de forme

Pour illustrer l'utilisation du chapeau haut de forme en télédétection, nous avons choisi la vue de Grenoble qui sera notre image d'origine. La figure 3.8 présente le résultat après une transformation du chapeau haut de forme suivie d'un seuillage.

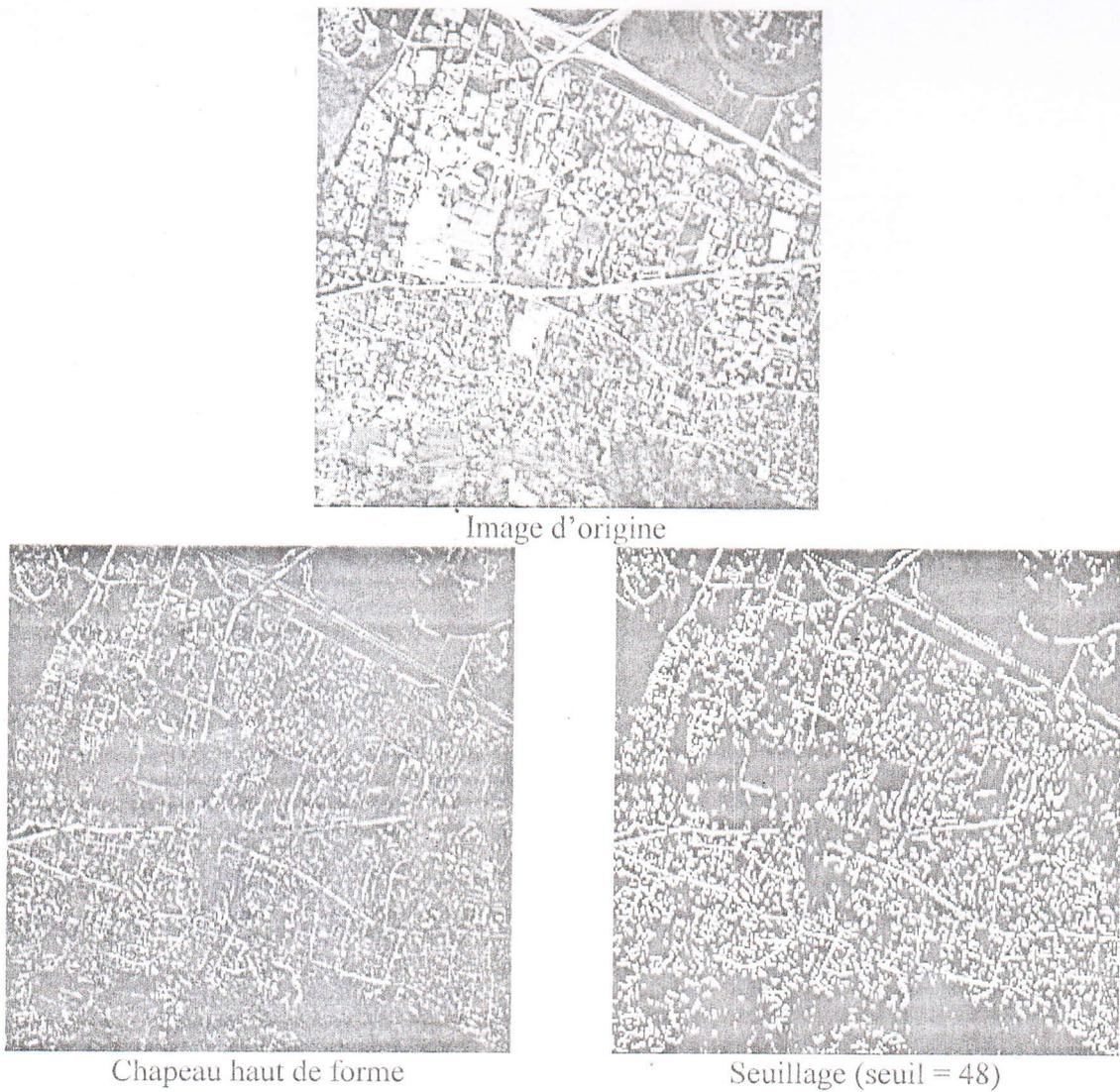


Figure 3.8 : Zone de Grenoble après transformation du chapeau haut de forme.

Nous pouvons distinguer :

- les zones urbaines : groupement de pixels denses.
- les routes : alignement fins de pixels.
- du bruit : voile de pixels correspondants aux petits pics de l'image.

3.4.4 Transformations de voisinage

Les transformations de voisinage permettent d'introduire de nouvelles transformations morphologiques : l'amincissement, l'épaississement et la ligne de partage des eaux.

3.4.4.1 Amincissement et épaissement

Soit une fonction $f(x, y)$ à deux variables représentant l'image en teintes de gris ; x, y étant les coordonnées des points dans le plan et $f(x, y)$ leurs niveaux de gris.

A partir des principes de dilatation et d'érosion appliquées aux fonctions, on peut définir l'amincissement et l'épaississement [Gro87] d'une fonction $f(x, y)$ par un élément structurant T . Comme pour la morphologie binaire, supposons un élément structurant $T=(T_1, T_2)$ où T_1 et T_2 sont des sous-ensembles disjoints de l'ensemble T .

- **Amincissement**

Pour amincir $f(x, y)$, il suffit de placer T sur chaque point de la fonction f et de faire un test sur le voisinage décrit par T . Si c'est positif, alors on remplace le niveau du point central par le proche de ces voisins inférieurs afin de diminuer le volume occupé par f sans affecter ses extrema.

Si l'on note par $g(x, y)$ la fonction résultat, la transformation sera alors la suivante :

$$\text{Si } \sup_{(u,v) \in T_1(x,y)} f(u,v) < f(x,y) \leq \inf_{(w,z) \in T_2(x,y)} f(w,z)$$

$$\text{Alors } g(x,y) = \sup_{(u,v) \in T_1(x,y)} f(u,v)$$

$$\text{Sinon } g(x,y) = f(x,y)$$

Où $T_1(x, y)$ représente T_1 centré en (x,y) .

On note l'aminci de f par T : $g = f \ominus T$.

- **Epaississement**

Contrairement à l'amincissement, l'épaississement consiste à effectuer la propagation des niveaux dans le sens inverse afin d'augmenter le volume de $f(x, y)$; donc le niveau du point central sera remplacé par le plus proche de ces voisins supérieurs.

Les conditions précédentes deviennent :

$$\text{Si } \sup_{(u,v) \in T_1(x,y)} f(u,v) \leq f(x,y) < \inf_{(w,z) \in T_2(x,y)} f(w,z)$$

$$\text{Alors } g(x,y) = \inf_{(w,z) \in T_2(x,y)} f(w,z)$$

$$\text{Sinon } g(x,y) = f(x,y)$$

On note l'épaissi de f par T : $g = f \odot T$.

3.4.4.2 Ligne de partage des eaux

L'appellation de la ligne de partage des eaux [CP95] est empruntée de la terminologie de la géographie qui définit le LPE comme la crête qui forme la limite entre deux bassins versants. En effet, une image en teintes de gris peut être considérée comme une surface dans l'espace de dimension 3, ou comme le relief accidenté d'un sol (cf. figure 3.9) où le niveau de gris correspond à l'altitude.

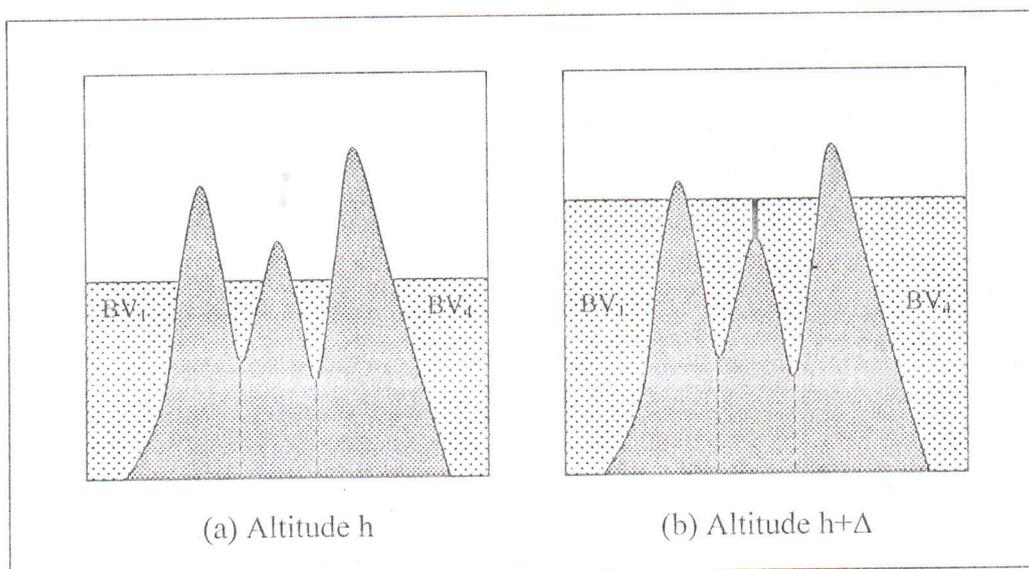


Figure 3.9 : Construction de la ligne de partage des eaux pour une fonction monodimensionnelle.

Il existe plusieurs approches [SM94] pour obtenir la ligne de partage des eaux. L'approche par immersion consiste à immerger progressivement dans l'eau la fonction f par le bas. Pour que l'eau monte partout de manière régulière, on supposera que les minima régionaux sont « percés », comme le montre la figure 3.9. Passant par les ouvertures que l'on a créées, l'eau progresse alors dans les bassins correspondants à chaque minimum (cf. figure 3.9.a). Lorsque deux eaux en provenance de minima différents se rencontrent, on place un barrage, de telle sorte que deux eaux différents ne se mélangent pas (cf. figure 3.9.b). la ligne de partage des eaux (LPE) est constituée par l'ensemble des ces barrages.

Dans l'approche morphologique, la LPE s'obtient par amincissement morphologique effectué avec l'élément structurant de type L (et ses rotations) itéré jusqu'à stabilisation.

$$L : \begin{array}{ccc} 1 & 1 & 1 \\ b & 1 & b \\ 0 & 0 & 0 \end{array}$$

En effet, l'amincissement avec l'élément structurant L , consiste à effectuer la transformation suivante :

$$A_1 = \max\{A[i-1, j-1], A[i-1, j], A[i-1, j+1]\}$$

$$A_2 = \min\{A[i+1, j-1], A[i+1, j], A[i+1, j+1]\}$$

$$\text{Si } A_1 < A[i, j] \leq A_2$$

$$\text{Alors } A[i, j] = A_1$$

L'amincissement effectué dans les huit directions, abaisse donc les niveaux de gris des pixels situés sur les flancs des pics, sans toucher aux sommets, ni aux vallées. En itérant jusqu'à stabilisation, les lignes de crêtes ont gardé leurs niveaux de gris d'origine et entourent des régions dont le niveau de gris est uniforme et égal au niveau de gris le plus bas de la région. Un simple seuillage suffit alors à extraire la LPE.

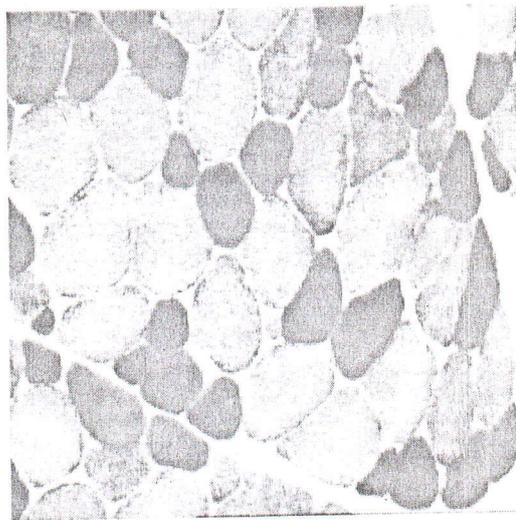
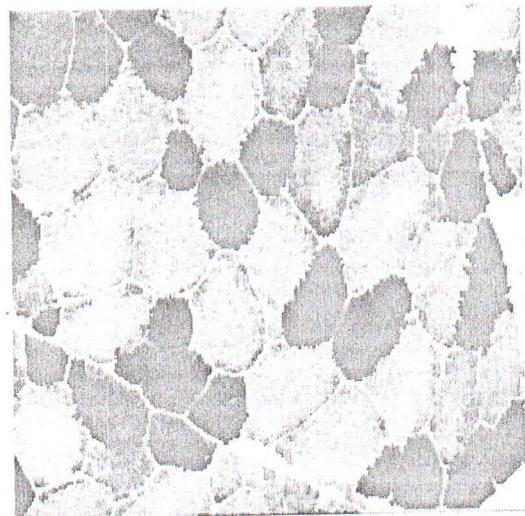


Image originale



Ligne de partage des eaux

Figure 3.10 : Ligne de partage des eaux sur l'image Muscle.

La figure 3.10 montre le résultat de l'application de la ligne de partage des eaux sur l'image Muscle. On remarque que la frontière entre les objets de l'image a été accentuée.

Ce traitement est particulièrement adapté pour séparer des objets très proches pour lesquels la frontière ne se manifeste que par quelques niveaux de gris de différence par rapport aux objets.

3.4.5 Transformations dérivées

L'érosion et la dilatation seules ne permettent pas de mettre en évidence des caractéristiques très intéressantes des images [SM94]. Nous présentons deux transformations dérivées de l'érosion et la dilatation : le gradient morphologique et le filtre alterné séquentiel [CP95][Gro87].

3.4.5.1 Gradient morphologique

Le gradient morphologique d'une fonction donne une approximation du module du vecteur du gradient en chaque point. Il permet de détecter les zones à fort contraste dans l'image.

Pour une fonction f continûment différentiable, le gradient morphologique est défini par :

$$|\nabla f| = \left| \overrightarrow{\text{grad } f} \right|_{(x)} = \lim_{\lambda \rightarrow 0} \frac{(f \oplus \tilde{g}_{\lambda K}) - (f \ominus \tilde{g}_{\lambda K})}{2\lambda} \quad (3-25)$$

où $\tilde{g}_{\lambda K}$ est l'élément structurant associé au disque K de rayon λ .

Dans le cas discret, pour une image $A[s]$, la norme du gradient s'obtient par la transformation :

$$|\nabla f| = \frac{(A \oplus \tilde{g}_K) - (A \ominus \tilde{g}_K)}{2} \quad (3-26)$$

Il suffit donc de dilater et d'éroder l'image en niveaux de gris puisque le gradient s'interprète comme l'étendue, c'est à dire la différence entre le « max » et le « min » sur le disque unité.

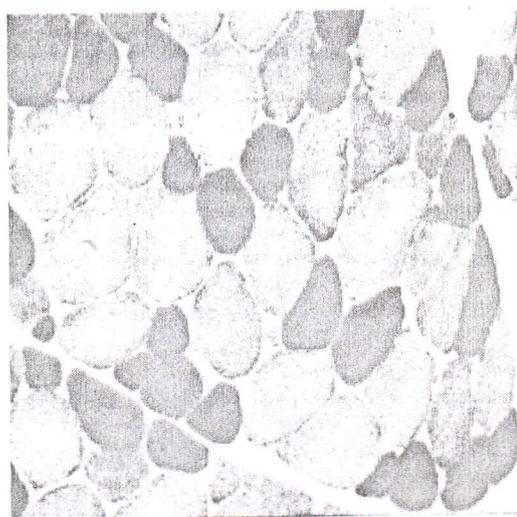
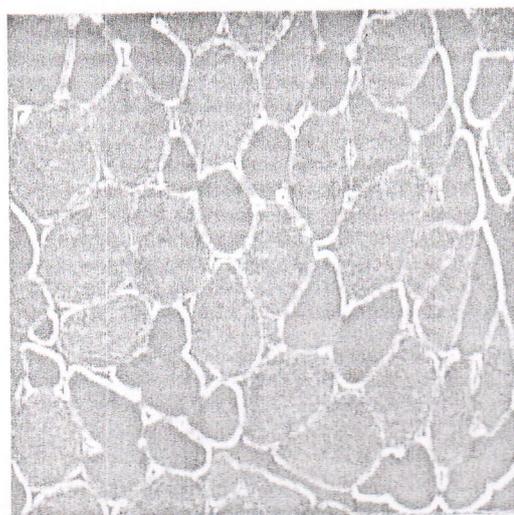


Image d'origine



Gradient morphologique

Figure 3.11 : Gradient morphologique sur l'image Muscle.

La figure 3.11 présente le résultat de l'opérateur gradient morphologique sur l'image Muscle. On constate que le résultat obtenu est bruité.

Ce calcul de la norme du gradient est très sensible au bruit, il ne peut s'appliquer que sur une image lissée. De plus, les contours obtenus après un simple seuillage sont épais, il faut donc les amincir.

3.4.5.2 Filtre alterné séquentiel

Pour réaliser un filtre morphologique, il suffit de combiner les ouvertures et les fermetures. Nous définissons un filtre en choisissant la largeur "n" des pics à supprimer et la largeur "m" des vallées à combler.

Le filtre sera donc noté : $[(f_{nm})^{mb}]$

et on effectuera "n" érosions, "n+m" dilations puis "m" érosions.

En utilisant un élément structurant g_K associé à un compact K, l'ouverture et la fermeture morphologiques filtrent le bruit quelle que soit son amplitude relative. Cette dernière doit être positive pour l'ouverture et négative pour la fermeture ; le support de l'impulsion doit être inclus dans le compact K.

Le filtrage alterné séquentiel est défini de la façon suivante :

Soit $\{O_i\}$ et $\{F_i\}$ une famille d'ouvertures et de fermetures avec des éléments structurants g_{K_i} associés avec des compacts K_i de même forme et de taille croissante ($K_i \subseteq K_{i+1}$).

Le filtre alterné séquentiel est obtenu par :

$$FAS_i = F_i \circ O_i \circ F_{i-1} \circ O_{i-1} \circ \dots \circ F_1 \circ O_1 \quad (3-27)$$

ou, en permutant les opérations d'ouvertures et de fermetures, par :

$$FAS'_i = O_i \circ F_i \circ O_{i-1} \circ F_{i-1} \circ \dots \circ O_1 \circ F_1 \quad (3-28)$$

La figure 3.12 montre le résultat d'un filtre alterné séquentiel de taille 2 sur l'image Muscle. Le filtre alterné séquentiel a de bonnes propriétés de réduction de bruit.

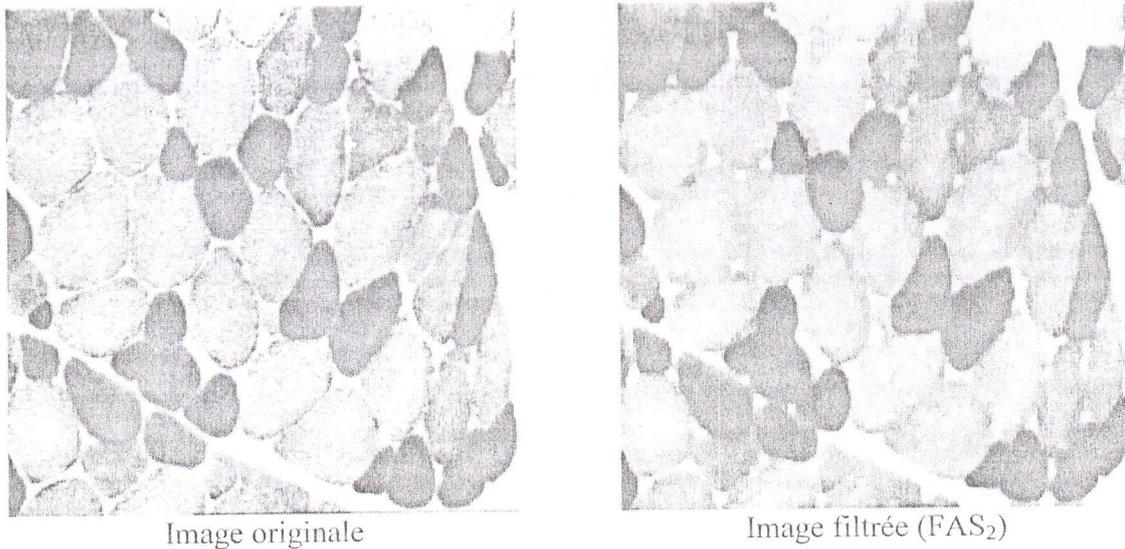


Figure 3.12 : Filtrage alterné séquentiel de l'image Muscle.

3.5 Conclusion

La morphologie mathématique ne relève pas des domaines de l'analyse et de l'algèbre linéaire ou de la géométrie différentielle. Elle repose en revanche sur la théorie des ensembles et emprunte largement à la topologie, aux probabilités et à la théorie des graphes. Ainsi, elle a même suscité des développements sur les treillis booléens, contribué à définir une topologie originale, la topologie en tout ou rien et permis une étude approfondie des ensembles fermés aléatoires [Mat83].

Le domaine d'utilisation privilégié de la morphologie mathématique reste bien sur l'analyse d'images. Cependant, d'autres problèmes peuvent s'interpréter en termes d'opérateurs morphologiques et par la suite être abordés sous un angle nouveau : la théorie des jeux et la recherche de trajectoires.

CHAPITRE 4

ELABORATION DU SYSTEME
D'EXTRACTION D'INFORMATIONS

Dans ce chapitre, nous présentons la méthode proposée d'extraction d'informations symboliques en imagerie satellitaire. L'implémentation de la méthode a permis l'élaboration d'un système interactif d'extraction d'informations symboliques appelé 'MicroMorph'.

4.1 Présentation de la méthode d'extraction d'informations

Les images satellitaires contiennent un certain nombre d'informations symboliques. Parmi ces informations, on trouve les réseaux divers et les agglomérations.

4.1.1 Organigramme général

Les étapes de la méthode d'extraction d'informations symboliques sont illustrées par l'organigramme de la figure 4.1.

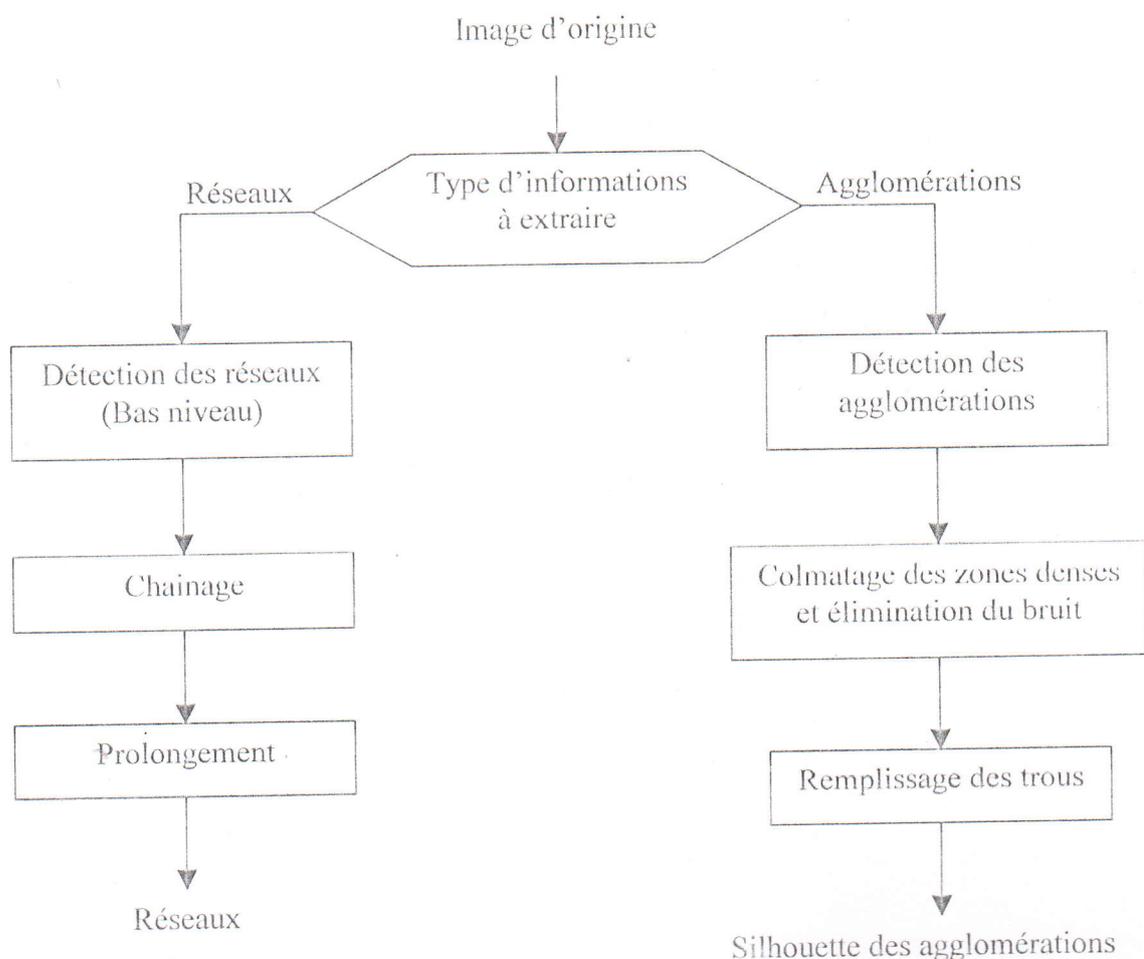


Figure 4.1 : Organigramme général d'extraction d'informations.

4.1.2 Extraction des réseaux

Dans cette partie, nous détaillons la méthode proposée pour l'extraction des réseaux.

4.1.2.1 Présentation de la méthode

Les réseaux apparaissent sous deux aspects (cf. figure 4.2) [Ser89]:

- Réseaux fins (correspondant à des lignes de 2 à 3 pixels d'épaisseur), ayant un profil de ligne de crête.
- Réseaux épais (canaux, autoroutes) formés de deux contours parallèles dont le profil est celui d'un plateau.

L'extraction des réseaux procède en trois étapes schématisées par la figure 4.3.

❖ 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. Elle conduit à une première esquisse du réseau, assez bruitée.

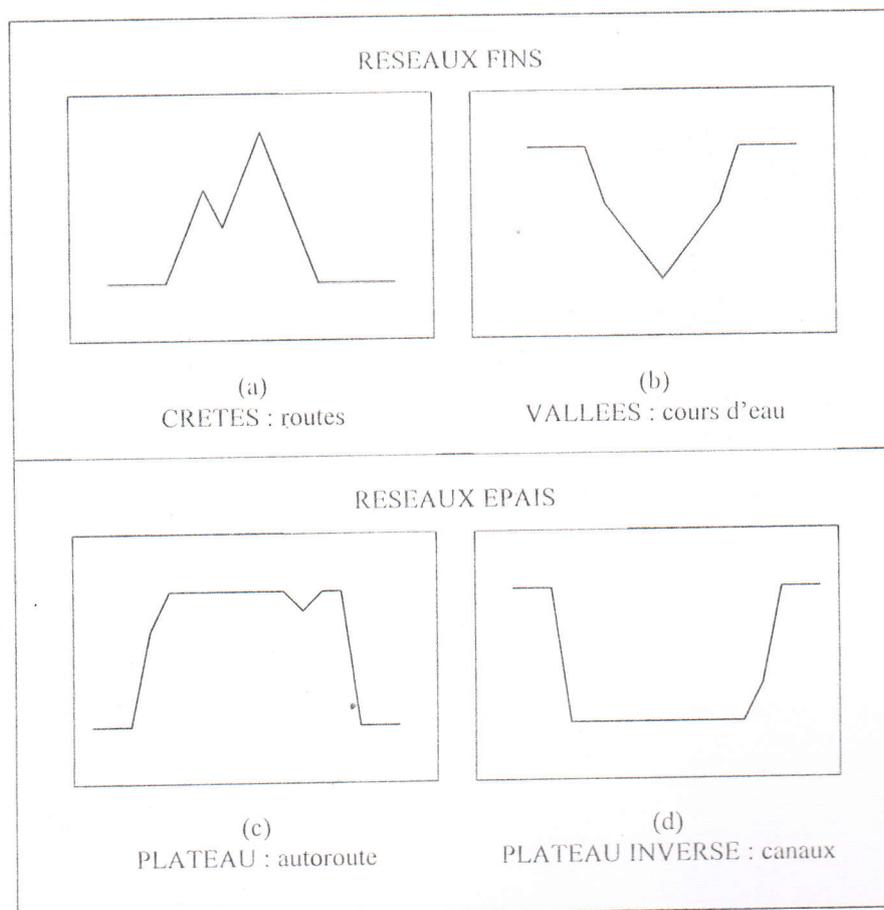


Figure 4.2 : Profil radiométrique des deux types de réseaux.

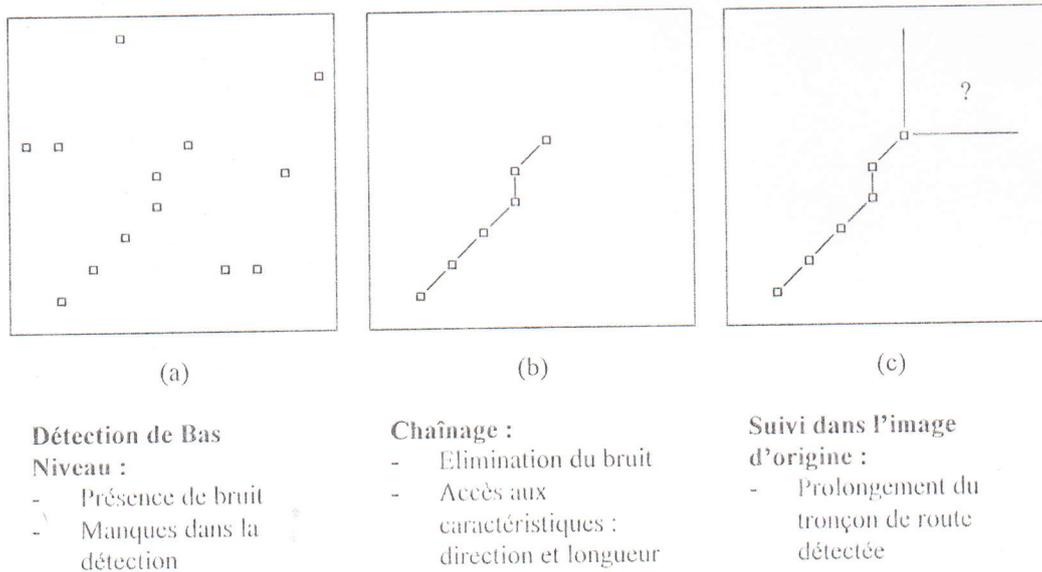


Figure 4.3 : Etapes d'extraction de réseaux.

❖ Chaînage

Ensuite, un algorithme de chaînage permet de valider cette détection en élargissant ces 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 des amorces des éléments linéaires qu'on essaie ensuite de prolonger pour connecter le réseau.

❖ 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.

Le principe du prolongement des amorces s'inspire de l'attitude d'un observateur humain, qui devine ce qui n'apparaît pas clairement sur l'image.

Partant de l'extrémité d'une amorce, plusieurs chemins correspondant à des prolongements possibles sont examinés en parallèle sur l'image d'origine. Un coût associé à chacun de ces chemins permet à la fin de retenir le meilleur chemin. L'amorce est prolongée par le premier point du chemin ayant le meilleur coût (cf. paragraphe 4.1.2.5). 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.

4.1.2.2 Organigramme

Les différentes étapes du traitement des réseaux sont illustrées par l'organigramme de la figure 4.4.

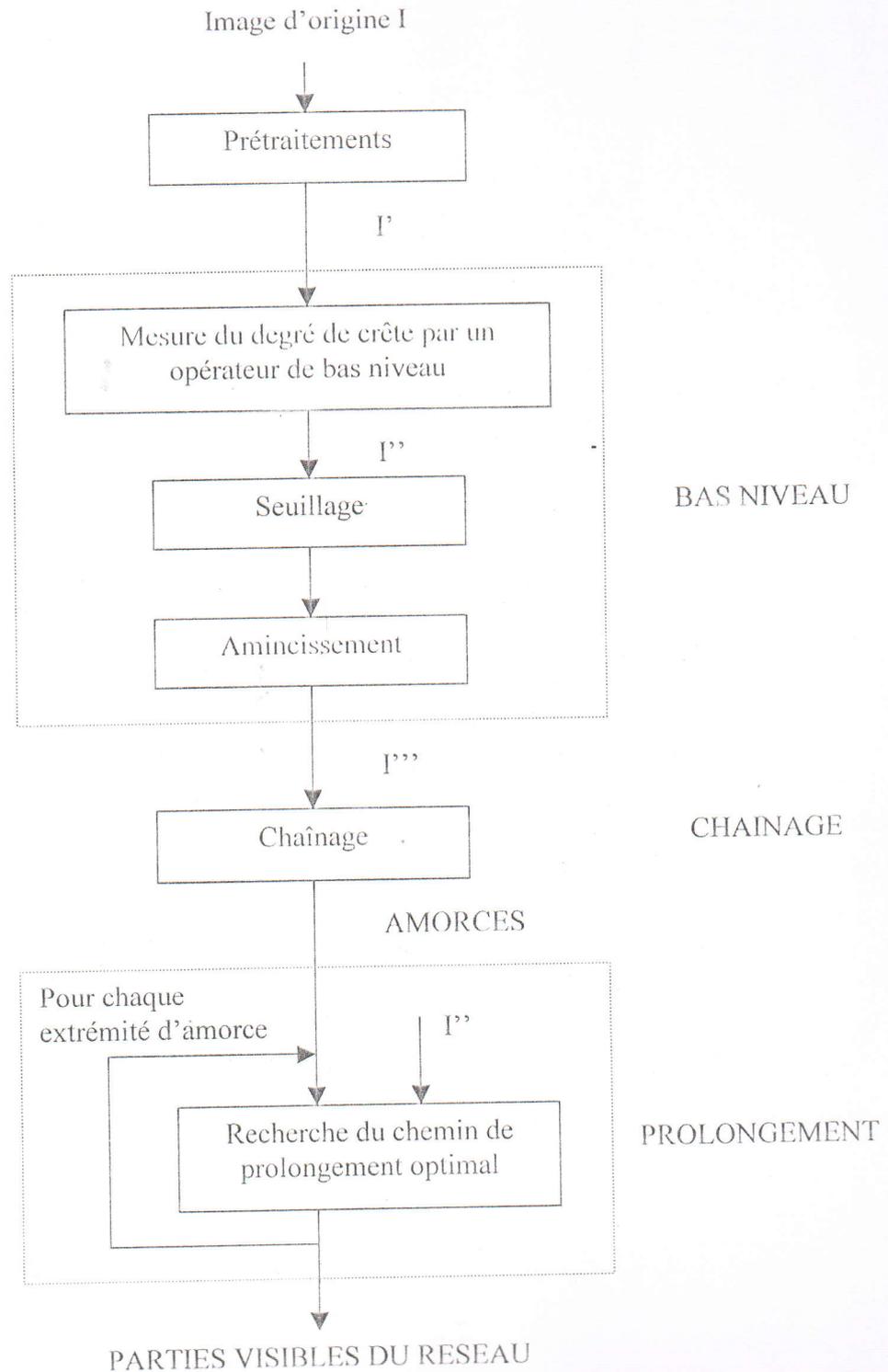


Figure 4.4 : Organigramme du traitement des réseaux.

- I, I', I'', I''', AMORCES, PARTIES VISIBLES DU RESEAU : désignent les images obtenues successivement.
- Les prétraitements faits actuellement sont un simple étalement de la dynamique.

4.1.2.3 Détection des réseaux

Pour la détection de bas niveau des réseaux nous avons implanté et appliqué quelques algorithmes, essentiellement des détecteurs de contours et de lignes de crêtes. Parmi les opérateurs testés, nous pouvons citer les détecteurs de contours tels que Sobel et Deriche, les détecteurs de points et de lignes de crêtes (chapeau haut de forme).

4.1.2.4 Chaînage

Cette phase permet d'éliminer le bruit formé d'un voile de pixels isolés, en éliminant tout alignement de pixels de longueur insuffisante. Ceci est réalisé en utilisant un algorithme de chaînage de pixels.

L'algorithme de chaînage produit des chaînes de pixels logiquement reliés, de longueur supérieure à un seuil donné. On remarque que dans le cadre de ce traitement, ce seuil sur la longueur des chaînes ne correspond pas à la longueur minimale des éléments linéaires détectés, car ces fragments seront prolongés dans l'étape suivante. Ce seuil reflète le nombre minimum de points formant une amorce solide et fiable pour une structure linéaire.

L'algorithme de chaînage utilise un étiquetage en composantes connexes. La notion de voisinage permet de définir la 8-connexité. Une composante 8-connexe est telle qu'entre tout couple de pixels de la composante, il existe un chemin 8-connexe.

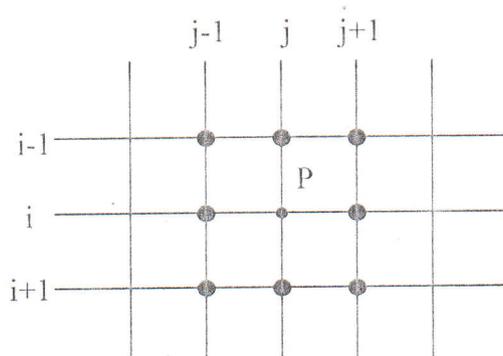


Figure 4.5 : Voisinage en 8-connexité.

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-connectivité. Ces points sont les « prédécesseurs » de P lors d'un balayage ligne par ligne de l'image.

1	0	0	0	1	0	0	1
1	1	1	0	0	1	1	0
0	0	0	1	0	0	1	0
1	0	0	0	1	0	1	1
1	0	0	1	0	0	0	0
0	0	1	1	0	1	1	1
0	1	0	0	0	1	0	1
1	1	0	1	0	1	1	1

Image de départ

1	0	0	0	2	0	0	2
1	1	1	0	0	2	2	0
0	0	0	1	0	0	2	0
3	0	0	0	1	0	2	2
3	0	0	1	0	0	0	0
0	0	1	1	0	4	4	4
0	1	0	0	0	4	0	4
1	1	0	5	0	4	4	4

Image des étiquettes

Composante	1	2	3	4	5
Effectif	12	7	2	8	1

1	0	0	0	1	0	0	1
1	1	1	0	0	1	1	0
0	0	0	1	0	0	1	0
0	0	0	0	1	0	1	1
0	0	0	1	0	0	0	0
0	0	1	1	0	1	1	1
0	1	0	0	0	1	0	1
1	1	0	0	0	1	1	1

Image résultat

Figure 4.6 : Exemple d'un chaînage de seuil 4 en utilisant un étiquetage en composantes connexes.

La figure 4.6 montre un exemple de chaînage de seuil 4 utilisant un étiquetage en composantes connexes. L'image résultat est obtenue en ne gardant que les pixels de l'image de départ appartenant à des composantes connexes telles que leur effectif soit supérieur au seuil de chaînage.

4.1.2.5 Prolongement

Le but de cet algorithme est de prolonger les tronçons d'éléments linéaires déjà détectés avec fiabilité (amorces) par un suivi de lignes de crêtes. Nous l'appellerons aussi bien « algorithme de prolongement » que « algorithme de suivi ».

❖ Le principe

Etant donné une amorce A, son extrémité P, et sa direction D on cherche le chemin optimal pour la prolonger. La figure 4.7 illustre ce propos. On procède par étapes successives. A chaque étape on a un certain nombre de chemins en exploration, et on examine leurs prolongements possibles. Pour comparer ces chemins on leur associe un coût. Le coût global est la somme des coûts de chaque étape. Le but est de trouver le chemin de coût minimal.

Plusieurs auteurs, dont Martelli [Mar76] et Fischler [FTW81], ont utilisé cette approche pour détecter les contours. Leurs travaux ont en commun la traduction du 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 peut être accélérée lorsqu'on dispose d'information sur le problème (information heuristique) permettant d'éliminer à l'avance certains chemins. Elle se traduit par une approximation par défaut du coût du meilleur chemin entre un sommet initial et un sommet terminal.

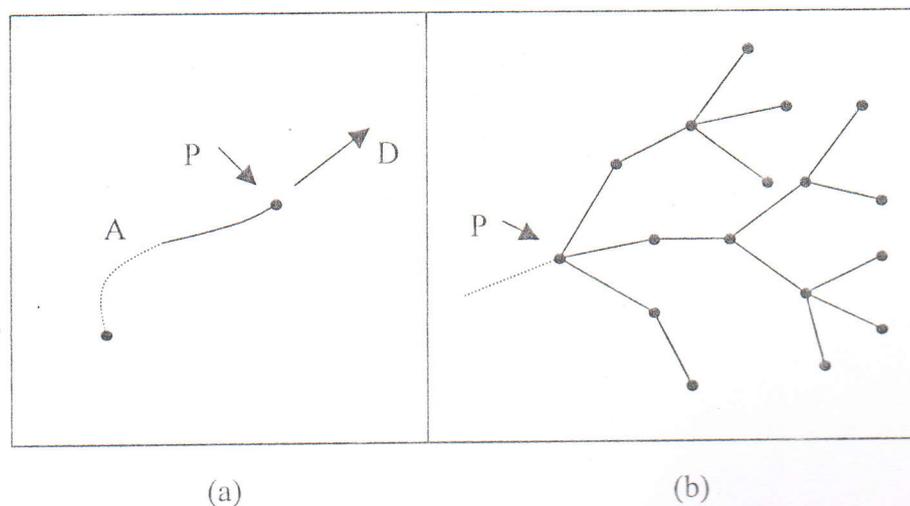


Figure 4.7 : Principe de prolongement d'une amorce.

- (a) : Les données : A = Amorce, P = Extrémité, D = Direction.
- (b) : Schéma de suivi.

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 (cf. figure 4.8.a), qui peuvent être ou non très proches mais l'algorithme doit aussi détecter un chemin à partir d'une amorce isolée (cf. figure 4.8.b). Dans ce dernier cas nous ne disposons pas d'information sur le point qu'on cherche à atteindre.

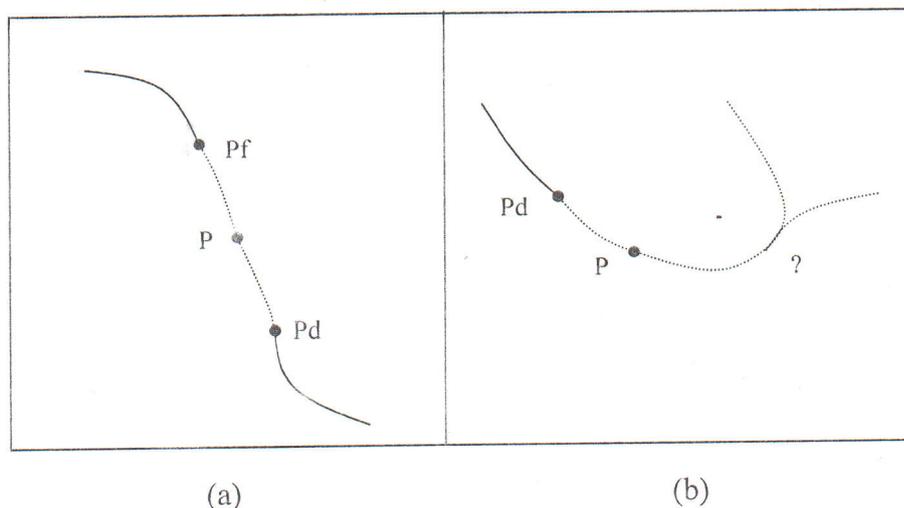


Figure 4.8 : Les deux buts de l'algorithme de prolongement.

Pd : pixel de départ, P : pixel courant, Pf : pixel but

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

❖ 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 l'ordre indiqué (Directions de Freeman) [CP95] dans la figure 4.9.

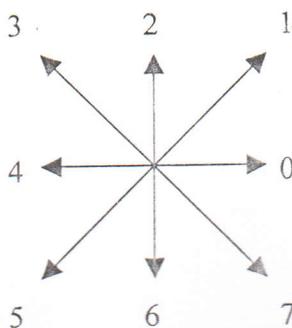


Figure 4.9 : Directions de Freeman.

Si le pixel voisin est un point de contour, x_i vaut 1, il vaut 0 sinon. Ainsi, chaque voisinage peut être codé sur un octet.
Le code de voisinage est calculé par :

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

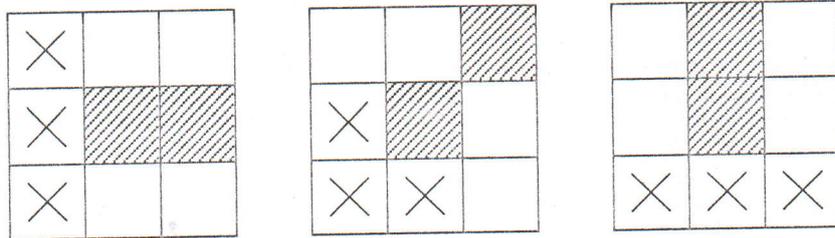


Figure 4.10 : Exemples de configurations extrémités.

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 $s = A[i, j]$ 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 4.11).

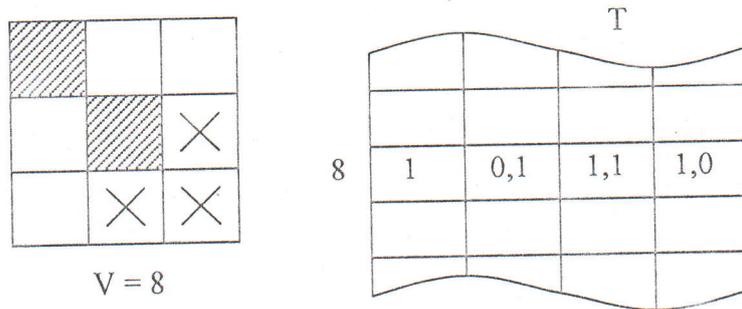


Figure 4.11 : Codage d'une extrémité et table d'examen T contenant les coordonnées relatives des candidats à la fermeture.

❖ **Algorithme de prolongement**

Pour mettre en œuvre cette méthode, l'image des contours est balayée 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 i ← 1 à M Faire
  Pour j ← 1 à N Faire
    Si (A[i, j] est un contour) Alors
      Début
        V ← codage (A[i, j]) ;
        Si (T[V][1] = 1) Alors
          Début
            continu ← 1 ;
            k ← longmax ;
            Tant que ((k > 0) et (continu = 1)) Faire
              Début
                k ← k - 1 ;
                // recherche des coordonnées [m, n] du
                // meilleur candidat à la fermeture
                [m, n] ← recherche(i, j, V, prof) ;
                Si (A[m, n] est un contour) Alors
                  continu ← 0 ;
              Sinon
                Début
                  A[m, n] est marqué comme contour ;
                  V ← codage(A[m, n]) ;
                Fin
              Fin
            Fin
          Fin
        Fin
      Fin
    Fin
  Fin

```

Algorithme 4.1 : Prolongement.

Pour trouver le meilleur candidat à la fermeture, à partir de l'extrémité détectée, la procédure « recherche » de l'algorithme 4.1 élabore l'arborescence de tous les chemins possibles de profondeur (prof) donnée et attribue à chacun de ces chemins un coût.

Le contour est alors 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 (longmax).

Le coût d'un chemin possible est égal à la somme des coûts intermédiaires des points constituant le chemin. Pour détecter les contours, Ney [Ney82] définit sa fonction de coût à partir des valeurs du gradient. Nous définissons la fonction coût à partir d'une image des crêtes non seuillées issue d'un détecteur de bas niveau [FTW81].

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 $\text{prof}=2$, nous avons un graphe (cf. figure 4.12) 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.

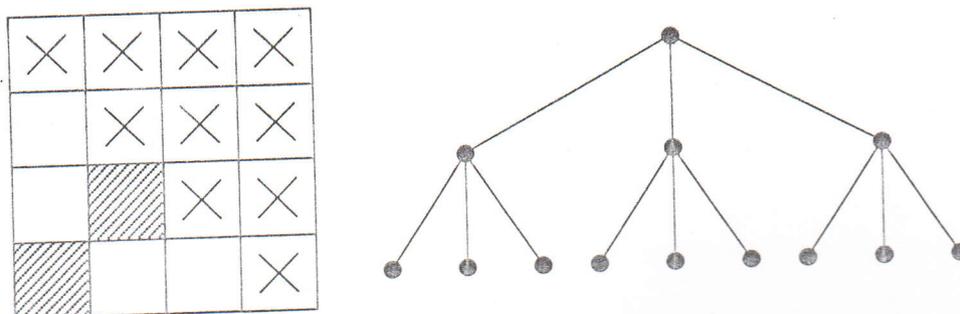


Figure 4.12 : Exemple de prolongement d'une extrémité pour $\text{prof}=2$.

4.1.3 Extraction des agglomérations

Dans cette partie, nous détaillons la méthode proposée pour la localisation des agglomérations.

4.1.3.1 Présentation de la méthode

Sur les images satellitaires et les images aériennes, les zones urbaines, nettement visibles par leur aspect chaotique, correspondent à des zones de hautes fréquences [Ser89]. Elles sont formées de fines structures qui peuvent être extraites par des opérateurs de morphologie mathématique, plus particulièrement par la transformation de chapeau haut de forme.

Le traitement des zones d'agglomérations est constitué des parties suivantes:

- Détection des petites structures de l'image.
- Colmatage des zones denses et élimination du bruit.
- Le remplissage des trous sur la silhouette des agglomérations suivant les besoins de l'utilisateur.

4.1.3.2 Organigramme

Les différentes étapes du traitement des zones d'agglomérations sont illustrées par l'organigramme de la figure 4.13.

4.1.3.3 Détection des agglomérations

Cette première étape permet de détecter les petites structures de l'image en utilisant la transformation du chapeau haut de forme

Une ouverture de taille 1 élimine les petites structures claires sur fond foncé ; l'opération duale (fermeture de taille 1) élimine les fins éléments sombres. Les champs, dont la taille est généralement supérieure, et les frontières des parcelles, qui sont de simples transitions de niveaux de gris, sont rarement affectées. Par soustraction à l'image de départ, on récupère les petites structures de l'image : tâches de taille très réduite formant les agglomérations, et alignements fins de pixels.

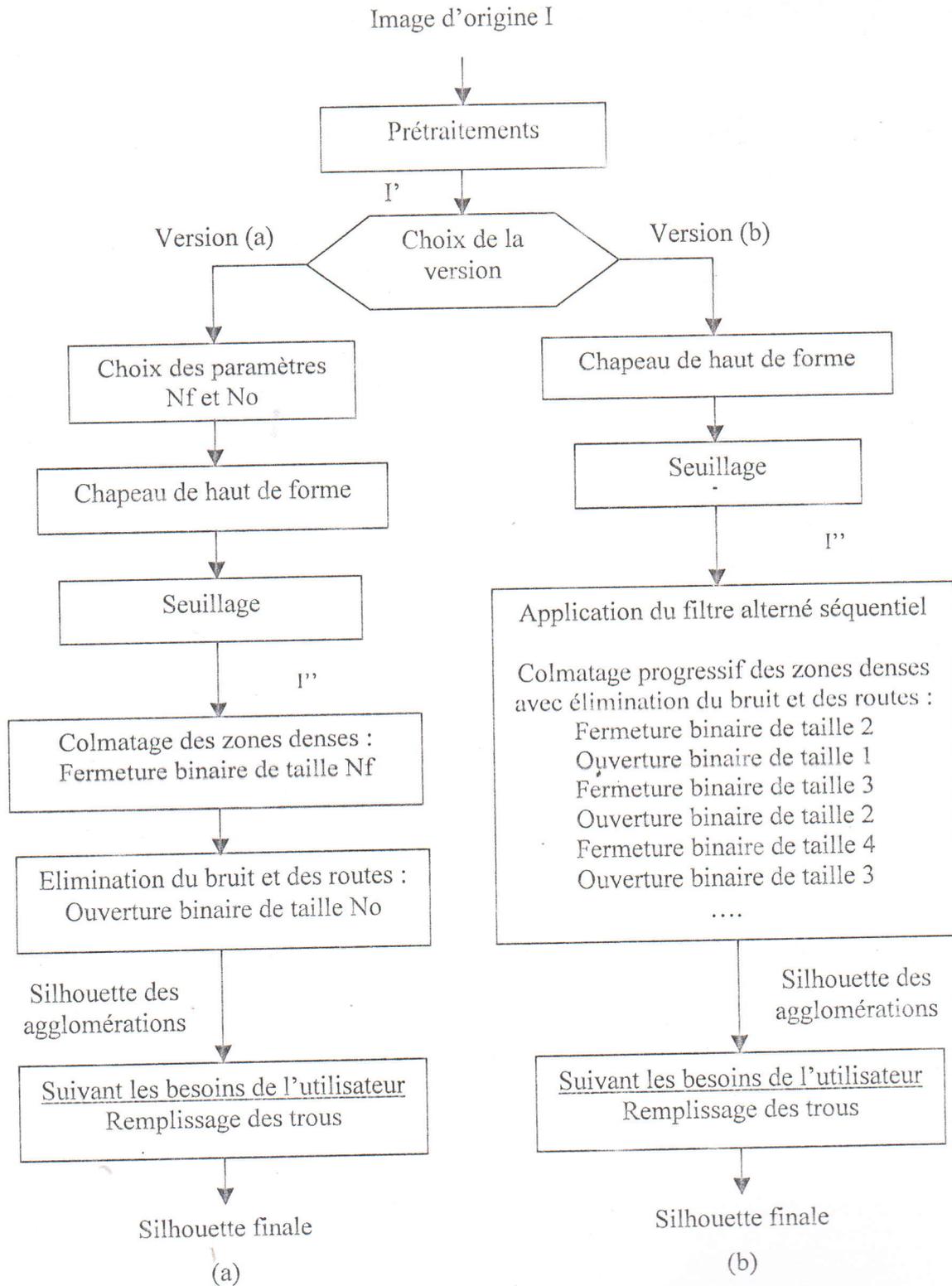


Figure 4.13 : Organigramme du traitement des zones d'agglomérations.

- (a) : version plus rapide.
- (b) : version plus précise.
- I' : image initiale (après prétraitements).
- I'' : image des petites structures.
- Silhouette désigne un masque binaire des agglomérations.

4.1.3.4 Colmatage des zones denses et élimination du bruit

Pour colmater les zones denses et éliminer le bruit et les routes deux approches sont proposées :

➤ **Première approche**

Une fermeture de taille plus élevée (variant de 2 à 4 suivant la densité de l'habitat), permet de colmater les zones d'agglomérations, sans affecter les routes, généralement assez isolées. Une ouverture permet à ce stade d'éliminer ces routes, localisant ainsi la silhouette des agglomérations.

Cette première approche correspond à la version (a) de l'organigramme du traitement de base des agglomérations de la figure 4.13. Elle est assez rapide mais nécessite le choix des deux seuils N_f (taille de la fermeture) et N_o (taille de l'ouverture).

En outre, lorsque l'habitat n'est pas très dense, le colmatage des zones d'agglomérations nécessite une taille N_f très élevée (4), qui affecte d'avantage le bruit formé de pixels isolés. La taille N_o de l'ouverture, qui permet d'éliminer ce bruit, doit aussi être élevée (4 ou 5). Cette élimination entraîne des manques dans la silhouette des agglomérations dont le contour apparaît plus grossier.

➤ **Deuxième approche**

Pour obtenir une localisation plus fine, une approche par affinages successifs consiste à augmenter itérativement la taille de fermeture et d'ouverture. L'opérateur formé de cette succession de fermetures et d'ouvertures de taille croissante est une variante du filtre morphologique, le filtre alterné séquentiel (FAS). Ce filtre est décrit dans l'organigramme du traitement de base des agglomérations, version (b) de la figure 4.13.

La détection obtenue par ce traitement initial est assez bonne, elle suit bien les zones de hautes fréquences qui à l'œil nu correspondent à de l'habitat.

Lorsque l'habitat est plutôt dispersé, l'utilisateur peut être amené à vouloir inclure dans les zones d'agglomérations, artificiellement, certaines zones uniformes, autrement dit, à forcer le remplissage de certains trous qui apparaissent dans la silhouette des agglomérations. Pour cela, il dispose d'un outil pour combler les trous. Il est décrit dans la prochaine partie.

4.1.3.5 Remplissage des trous

Cette partie présente un algorithme pour colmater la silhouette des agglomérations détectée par les étapes précédentes.

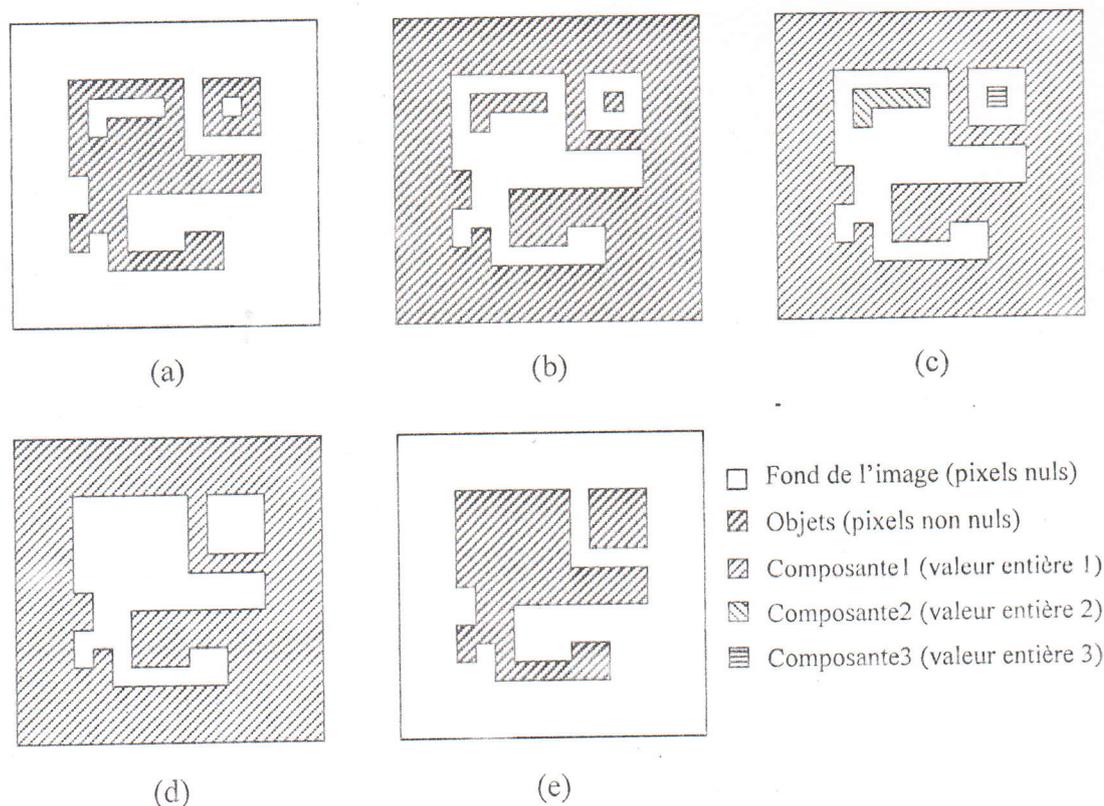


Figure 4.14 : Illustration de l'algorithme pour combler les « trous ».

- (a) L'image initiale.
- (b) L'image après complémentation
- (c) L'image étiquette en composantes connexes (3 composantes).
- (d) L'image après remise à zéro des 2 composantes correspondant aux trous.
- (e) L'image résultat après complémentation.

La donnée est donc une image binaire contenant des objets isolés formés d'ensembles connexes de pixels non nuls, sur un fond nul. Dans ce contexte, on définit un « trou » comme un ensemble connexe de pixels nuls inclus dans un objet.

Ce programme de remplissage de trous, illustré par la figure 4.14, procède en quatre phases :

- Il commence par compléter l'image binaire initiale, les objets auront la valeur zéro et le fond la valeur un.

- Il effectue un étiquetage en composantes connexes en attribuant à tous les pixels d'une composante connexe une même étiquette (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.
- Il supprime les "n-1" composantes connexes correspondant aux trous en attribuant la valeur zéro aux pixels de ces composantes.
- Il complète l'image une deuxième fois.

Ainsi, seuls les groupements de pixels nuls inclus dans un objet, autrement dit les « trous », sont touchés.

4.2 Mise en œuvre du système d'extraction d'informations symboliques

Dans cette partie, nous décrivons le système développé 'MicroMorph' pour l'extraction d'informations symboliques. Ensuite, nous appliquons ce système à l'extraction des réseaux et des agglomérations.

4.2.1 Présentation du système développé

Nous donnons un bref aperçu sur le système développé, ainsi que l'environnement matériel et logiciel nécessaire à son élaboration.

4.2.1.1 Environnement matériel

Nous avons utilisé pour la programmation et le test du système développé 'MicroMorph' plusieurs configurations matérielles, des ordinateurs de type PC :

- CYRIX 486 DX2/66, 66 Mhz, 4 Mo de mémoire.
- CYRIX PR200, 200 Mhz, 16 Mo de mémoire.
- Intel Pentium III 500 Mhz, 64 Mo de mémoire (performance élevée en terme de temps de calcul).

4.2.1.2 Environnement logiciel

La réalisation du logiciel MicroMorph a nécessité l'utilisation de l'outil de programmation C++ Builder.

❖ Qu'est ce que C++ Builder

Le C++ Builder [Rei98] est le nouveau produit de développement rapide d'application (RAD) de Borland pour l'écriture d'applications C++. Avec C++ Builder on développe des programmes Windows C++ avec plus de facilité et rapidité qu'auparavant. C++ Builder regroupe toute la puissance C++ dans un environnement RAD. Cela signifie qu'on peut créer instantanément l'interface utilisateur d'un programme (c'est à dire les menus, les boites de dialogues, la fenêtre principale, etc.) à l'aide des techniques de glisser-déplacer. C++ Builder permet cette performance sans pour autant sacrifier la vitesse d'exécution, puisqu'on dispose toujours de la puissance du langage C++.

❖ Aperçu rapide de l'EDI C++ Builder

Lorsqu'on démarre le programme C++ Builder, on obtient à la fois une fiche vierge et l'EDI, comme le montre la figure 4.15.

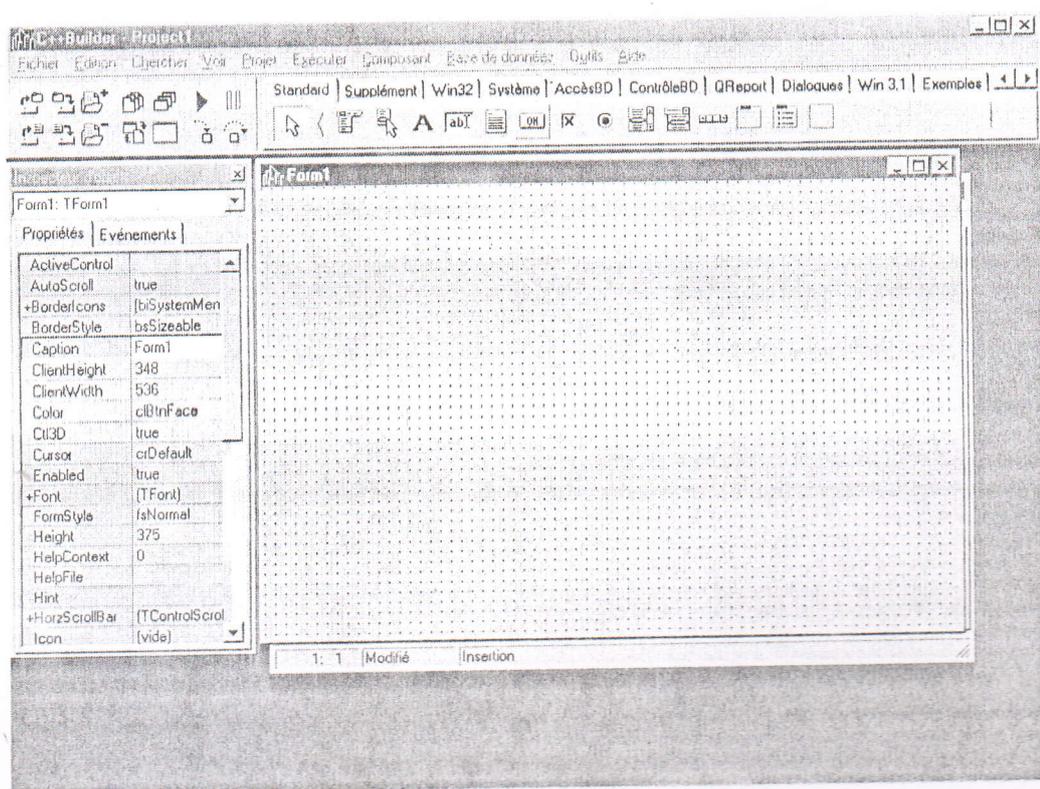


Figure 4.15 : L'interface EDI C++ Builder et la fiche vierge apparaissant au démarrage.

L'EDI C++ Builder (qui signifie Environnement de Développement Intégré), se compose de trois éléments. La fenêtre supérieure est considérée comme la fenêtre principale. Elle contient la barre d'outils à gauche et la palette de composants à droite. La barre d'outils permet d'accéder par un simple clic aux tâches comme l'ouverture, l'enregistrement et la compilation de projets. La palette des composants en contient une grande quantité qu'on peut déposer sur les fiches. Les composants sont les libellés (Label), les zones de saisie (Edit), les zones de liste (ListBox), les boutons (Button) et autres de ce style. Par souci de simplification, les composants sont répartis en groupe.

Au dessus de la barre d'outils et de la palette de composants, dans l'onglet supérieur gauche de l'écran, se trouve l'inspecteur des objets. C'est à l'aide de l'inspecteur des objets qu'on modifie les événements et propriétés d'un composant. On l'utilise constamment avec C++ Builder. Il possède un ou deux onglets selon le composant sélectionné, mais il affiche toujours l'onglet propriétés. La propriété d'un composant contrôle la façon dont il opère. Par exemple, le fait de modifier la propriété *Color* d'un composant va modifier sa couleur d'arrière-plan. La liste des propriétés disponibles varie d'un composant à l'autre, bien que la plupart d'entre eux aient généralement plusieurs éléments communs (les propriétés *Width* et *Height*, par exemple).

L'inspecteur d'objets a généralement un onglet événements en plus de l'onglet propriétés. Les événements se produisent lorsque l'utilisateur interagit avec un composant. Par exemple, lorsqu'on clique sur un composant, un événement se déclenche pour signaler à Windows que le composant a été sélectionné. On peut écrire un code répondant à ces événements et déclenchant une action spécifique associée à cet événement. Tout comme les propriétés, les événements auxquels on peut répondre varient d'un composant à l'autre.

A droite de l'inspecteur d'objets se trouve l'espace de travail C++ Builder. Il comprend à l'origine le concepteur de fiche. Dans C++ Builder, une fiche représente une fenêtre dans notre programme. La fiche peut être la fenêtre principale, une boîte de dialogue ou tout autre type de fenêtre. On utilise le concepteur de fiches pour insérer, déplacer et dimensionner les composants lors de la phase de conception de la fiche. Derrière le concepteur de fiche se cache l'éditeur de code. C'est dans l'éditeur de code qu'on tape le texte lorsqu'on écrit nos programmes. L'inspecteur d'objets, le concepteur de fiche, l'éditeur de code et la palette des composants fonctionnent interactivement lorsqu'on construit nos applications.

4.2.1.3 Menu général du système développé

Le logiciel MicroMorph (cf. figure 4.16) est conçu sous environnement Windows, en utilisant une programmation orienté objet à l'aide de C++ Builder, le plus innovant des outils de programmation.

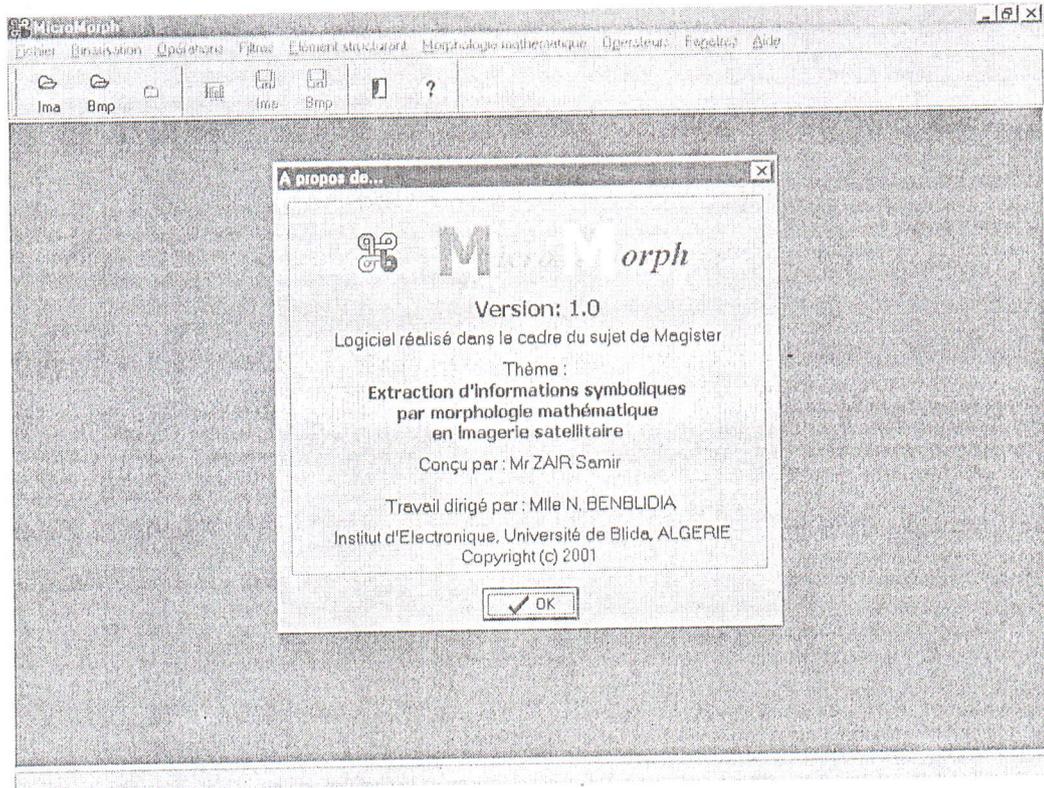


Figure 4.16 : Aperçu du logiciel MicroMorph.

Les algorithmes développés pour mener à bien notre travail ont été intégrés dans le système MicroMorph. On trouve ainsi les prétraitements, les détecteurs de contours classiques, les opérateurs morphologiques binaires et multiniveaux, etc. La figure 4.17 présente les différents modules dont est constitué le logiciel MicroMorph.

INTERFACE MicroMorph

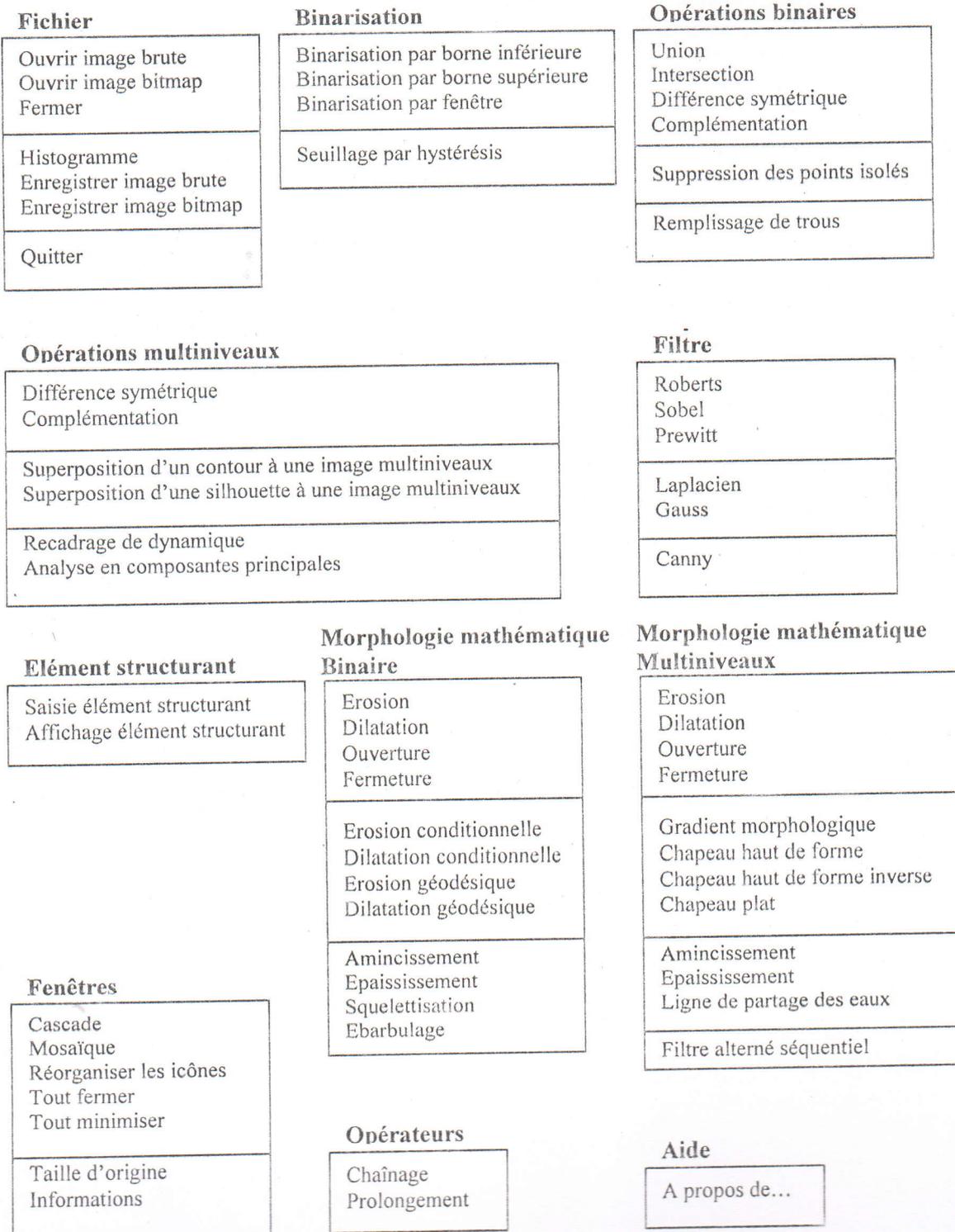


Figure 4.17 : Les modules du logiciel MicroMorph.

4.2.2 Application du système à l'extraction de réseaux

Nous avons choisi d'utiliser, pour illustrer la méthode d'extraction des réseaux, la première bande spectrale XS1 d'une image SPOT multispectrale d'une zone d'Afrique du sud. Cette image est adaptée à ce traitement car elle contient des réseaux dont certains sont nettement visibles à l'œil

4.2.2.1 Détection des réseaux

Un exemple d'application des détecteurs de contours sur une zone d'Afrique du sud est donné sur les figures 4.18 et 4.19.

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, .. n'apportent pas une amélioration sensible.

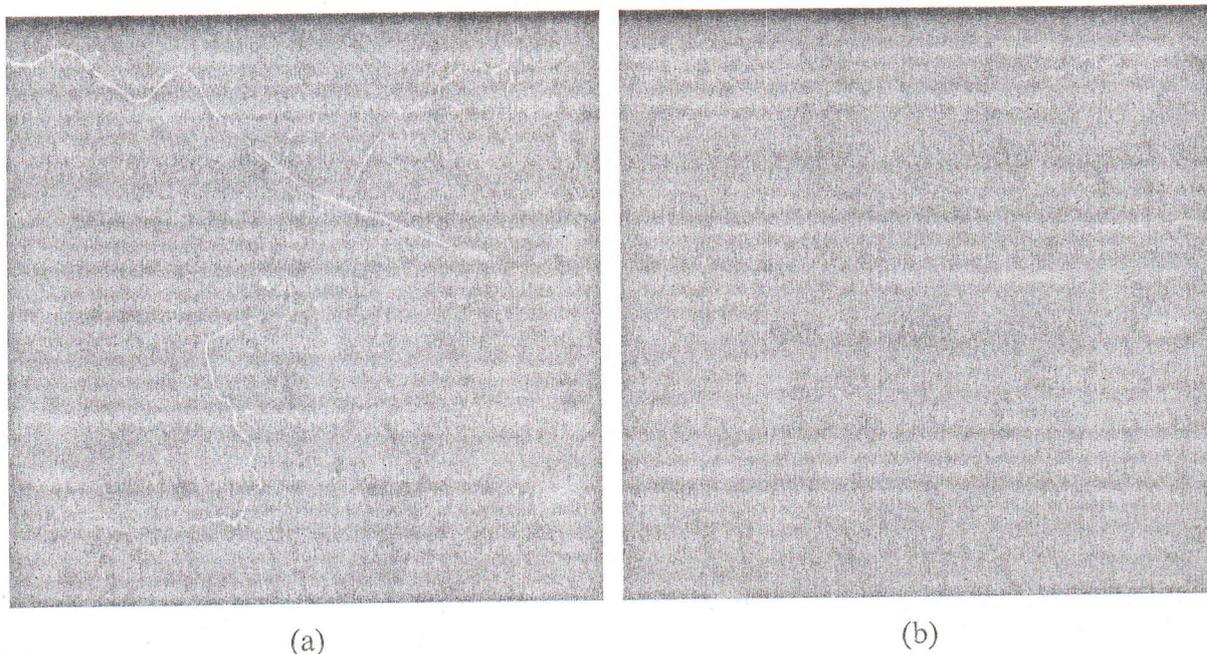


Figure 4.18 : Résultats obtenus par le détecteur de Sobel sur une zone d'Afrique du sud.

- (a) : Image d'origine.
- (b) : Contours détectés par l'opérateur de Sobel (image en niveaux de gris).

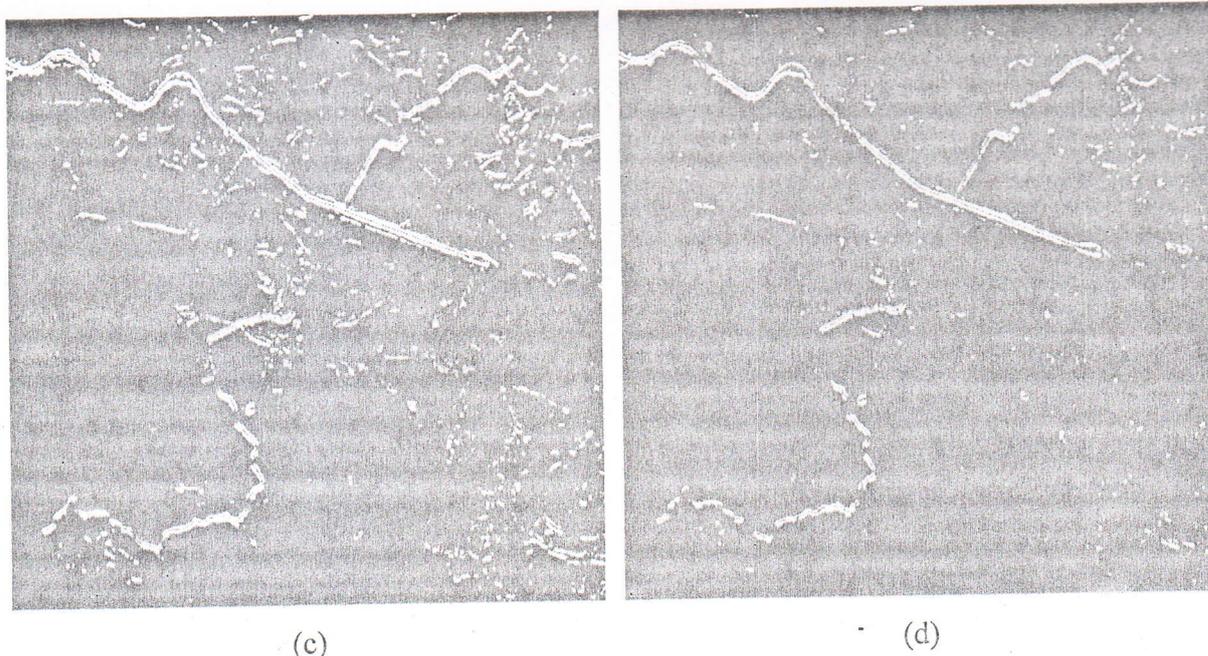


Figure 4.18 : Résultats obtenus par le détecteur de Sobel sur une zone d'Afrique du sud (suite).

- (c) : Seuillage avec seuil = 10.
- (d) : Seuillage avec seuil = 15.

L'opérateur de Deriche (cf. figure 4.19) assure une détection nettement meilleure. Cette amélioration est due en grande partie à l'étape de suppression des points non maxima locaux suivie du seuillage par hystérésis. On obtient des lignes fines formées de deux contours parallèles représentant le réseau mais aussi tous les contours marquant la bordure des forêts ou des zones de parcellaire. 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.

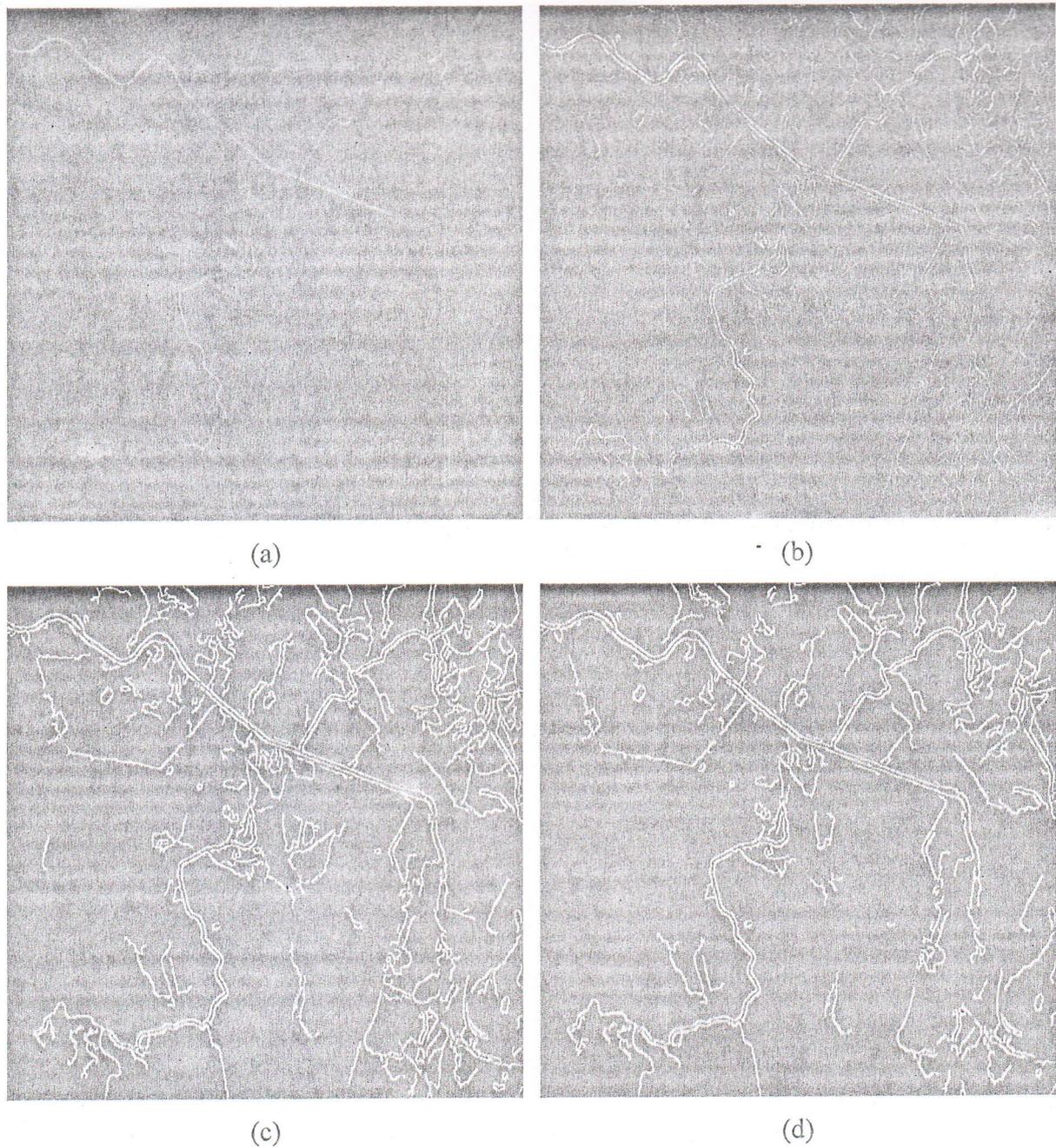


Figure 4.19 : Résultats obtenus par le détecteur de Deriche sur une zone d'Afrique du sud.

- (a) : Image d'origine.
- (b) : Contours détectés par l'opérateur de Deriche.
- (c) : Seuillage par hystérésis avec seuil haut = 80 et seuil bas = 20.
- (d) : Seuillage par hystérésis avec seuil haut = 90 et seuil bas = 10.

Afin de lever cet inconvénient nous nous sommes donc intéressés aux détecteurs de lignes de crêtes, la transformation du chapeau haut de forme permet d'éliminer les contours de type marche.

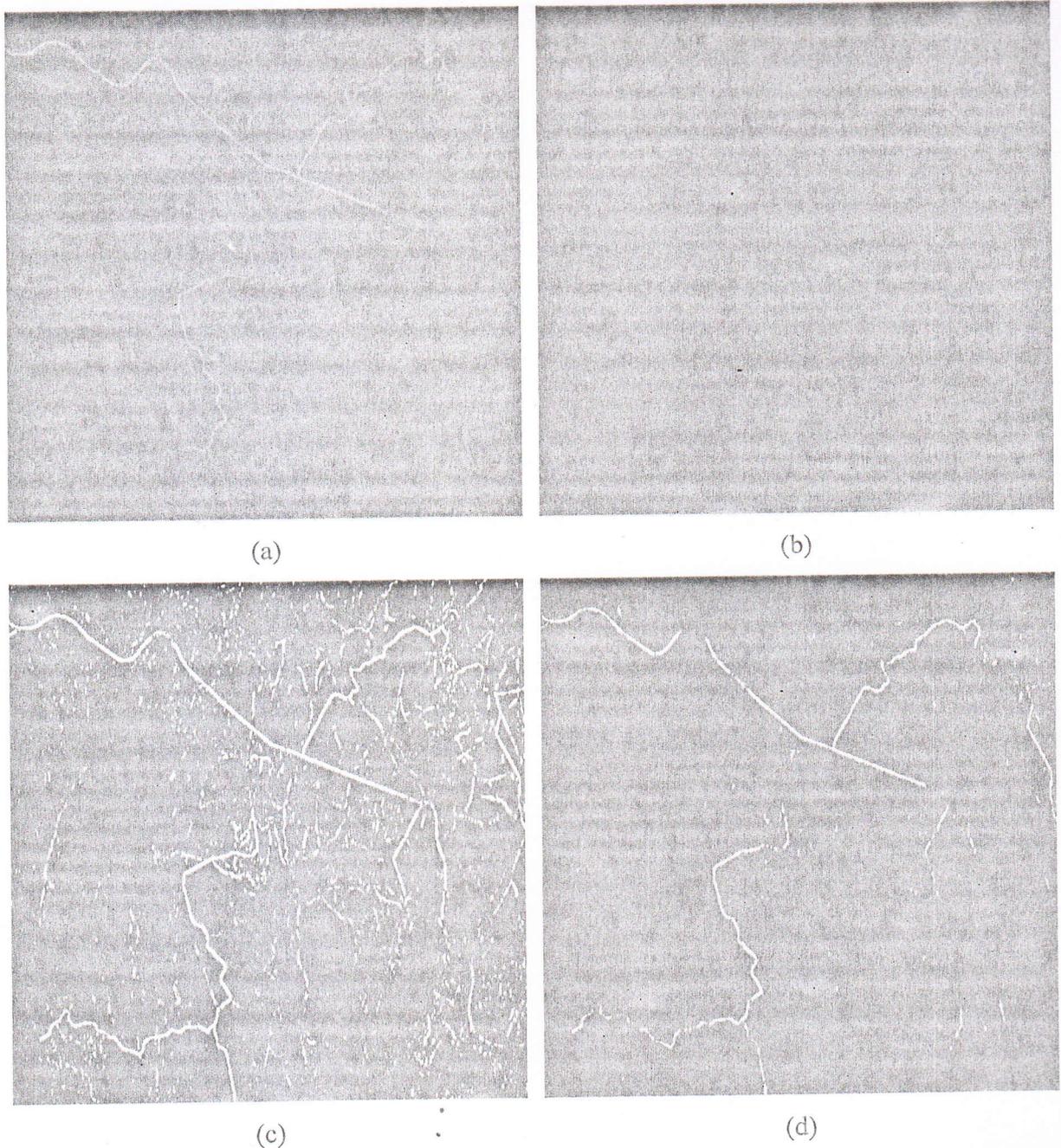


Figure 4.20 : Zone d'Afrique du sud après transformation du chapeau haut de forme.

- (a) : Image d'origine.
- (b) : Chapeau haut de forme.
- (c) : Seuillage de l'image (b) avec seuil = 5.
- (d) : Seuillage de l'image (b) avec seuil = 15.

Les images de la figure 4.20 montrent les résultats obtenus par une transformation du chapeau haut de forme suivi d'un simple seuillage. Le réseau obtenu sur la zone d'Afrique du sud, image 4.20.c avec un seuil de 5 et image 4.20.d avec un seuil de 15, 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. La stratégie choisie pour la détermination du seuil sera alors clarifiée.

❖ Interprétation

Suite à ces résultats, nous avons retenu la transformation du chapeau haut de forme suivi d'un seuillage binaire. L'opération d'amincissement constituera la phase finale de l'étape de bas niveau. 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, d'autre part de connecter les fragments fiables du réseau dans une étape ultérieure. On remarque que cette première étape est indépendante de la suite, et tout autre détecteur de structures linéaires produisant une image ne contenant que des structures d'épaisseur 1 pixel pourra être mis au point et utilisé par la suite.

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 4.20.c).

4.2.2.2 Chaînage

Un chaînage de pixels permet d'éliminer le bruit formé d'un voile de pixels isolés, en éliminant tout alignement de pixels de longueur insuffisante. Le réseau obtenu à ce stade est donc fiable mais très morcelé, comme on peut le voir sur les images 4.21.c et 4.21.d.

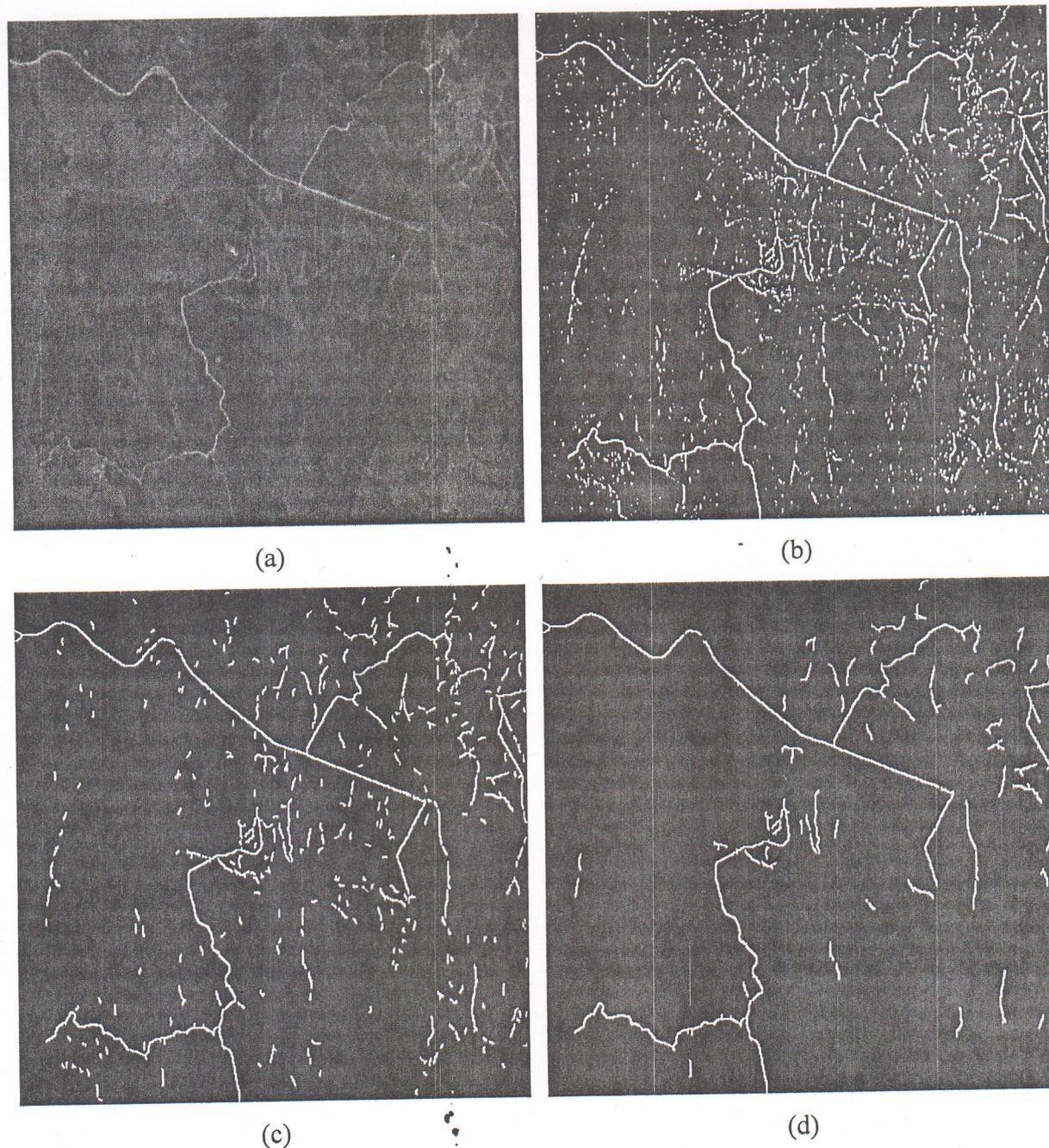


Figure 4.21 : Amorces obtenus par le traitement de bas niveau et chaînage sur une zone d'Afrique du sud.

- (a) : Image d'origine.
- (b) : Amincissement de l'image 4.20.c.
- (c) : Chaînes de pixels de l'image précédente de longueur supérieure à 5 pixels.
- (d) : Idem avec longueur = 15 pixels.

❖ Interprétation

En variant le seuil sur la longueur minimale des chaînes retenues, on peut assurer une bonne fiabilité avec des amorces au détriment du pourcentage de réseau non détecté.

Deux approches peuvent être envisagées dans le choix des seuils de bas niveau :

- La première adapte les seuils pour détecter le plus grande partie du réseau ; l'élimination du bruit est effectuée par la suite.
- La deuxième, beaucoup plus prudente, vérifie la fiabilité des amorces obtenues pour les prolonger par la suite.

Après avoir opté pour la deuxième méthode, nous remarquons qu'après avoir éliminer les parties incertaines du réseau (cf. figure 4.21.d), celui-ci semble encore plus incomplet qu'à l'étape précédente. 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.

4.2.2.3 Prolongement

L'image d'origine, une zone d'Afrique du sud, apparaît sur la figure 4.22.a

Le résultat du chaînage est montré sur la figure 4.22.b et c.



(a)

Figure 4.22 : Résultats obtenus sur une zone d'Afrique du sud : Chaînage.

- (a) : Image d'origine.

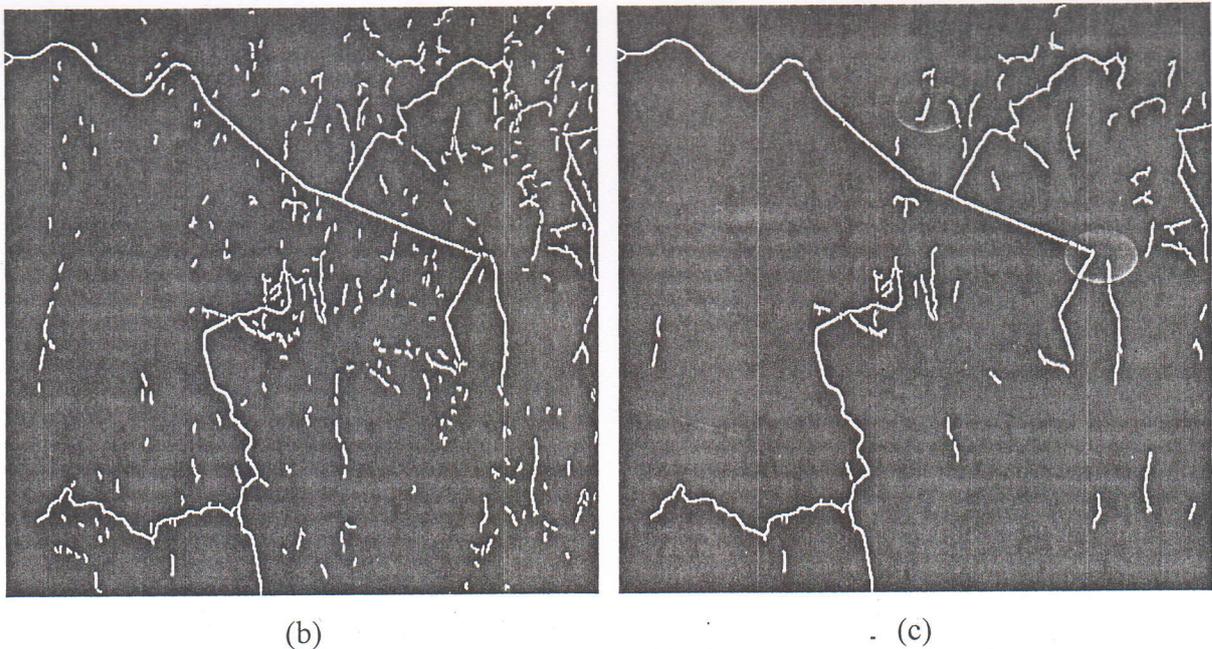


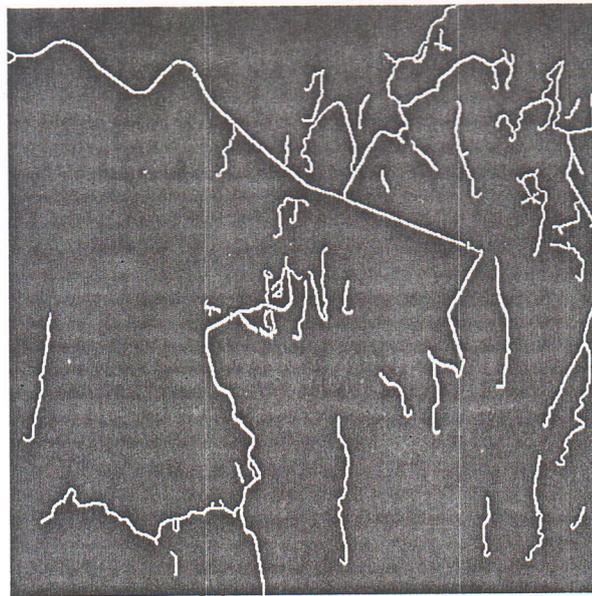
Figure 4.22 : Résultats obtenus sur une zone d'Afrique du sud : Chaînage (suite).

- (b) : Seuil = 5 pixels.
- (c) : Seuil = 15 pixels.

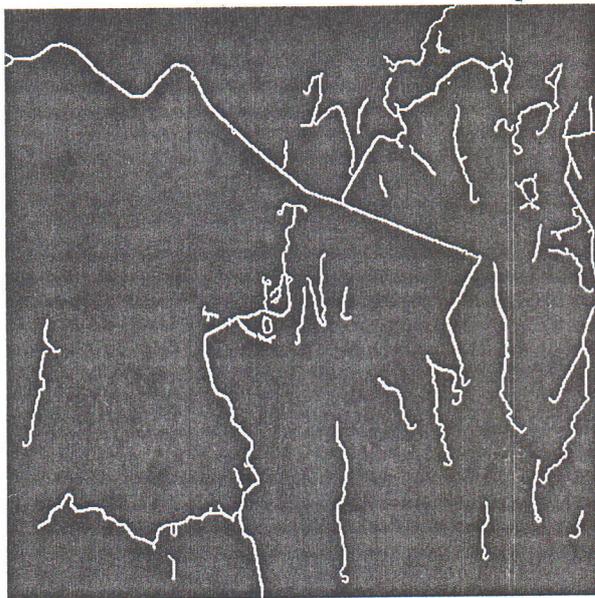
Le seuil de chaînage conduisant au résultat (b) n'est pas assez strict, et produit des amorces qui ne sont pas fiables. Nous choisissons donc le seuil produisant le résultat (c). Le réseau est bien localisé mais avec des discontinuités parfois importantes. On remarque néanmoins que les zones manquantes 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 s'est faite pour différentes valeurs des paramètres de prolongement : profondeur et longueur maximale. Les images de la figure 4.23 montrent les résultats obtenus après prolongement sur une zone d'Afrique du sud avec les paramètres suivants :

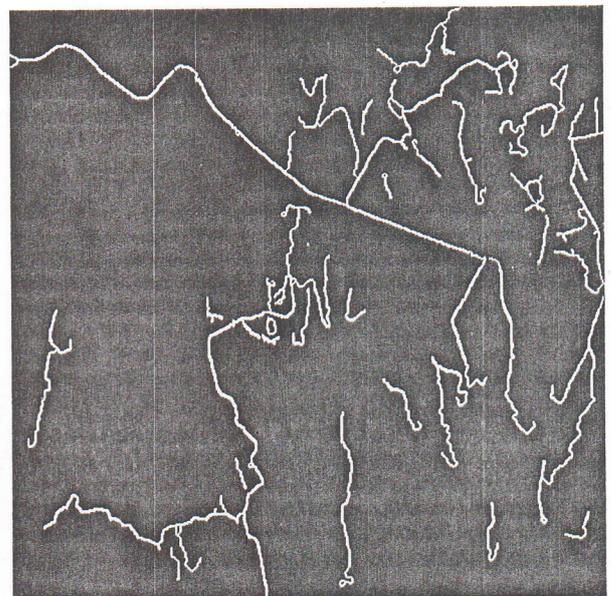
- Image 4.23.a : profondeur = 2 et longueur maximale = 3.
- Image 4.23.b : profondeur = 3 et longueur maximale = 3.
- Image 4.23.c : profondeur = 3 et longueur maximale = 12.



(a)



(b)



(c)

Figure 4.23 : Résultats obtenus après prolongement sur une zone d'Afrique du sud.

- (a) : Prolongement de l'image 4.22.c avec $\text{prof} = 2$ et $\text{longmax} = 3$.
- (b) : Prolongement de l'image 4.22.c avec $\text{prof} = 3$ et $\text{longmax} = 3$.
- (c) : Prolongement de l'image 4.22.c avec $\text{prof} = 3$ et $\text{longmax} = 12$.

❖ Interprétation

On peut voir l'effet de ce jeu de paramètres sur deux parties de l'image 4.22.c obtenue après chaînage (zones en gris):

- Partie 1 : la zone en haut de l'image.
- Partie 2 : la zone à droite de l'image.

En ce qui concerne la partie 1, on remarque sur l'image 4.23.a, que les deux amorces sont connectées entre elles et au réseau principal. Le prolongement a continué en parallèle à une troisième amorce très proche. Par contre, sur les images 4.23.b et 4.23.c, le prolongement s'est arrêté lorsqu'il a rencontré la troisième amorce. Ceci est dû au choix du paramètre profondeur. Avec profondeur = 3, on explore pour une extrémité donnée, tous les chemins possibles d'une profondeur de 3 pixels, pour trouver le chemin optimal.

Pour la partie 2 de l'image, on constate sur les images 4.23.a et 4.23.b, que le prolongement n'a pas formé l'intersection car la discontinuité est très importante. Par contre, sur l'image 4.23.c, le choix d'une longueur maximale de 12 permet de combler cette lacune.

4.2.2.4 Discussion

Suite à ces résultats, on déduit que les paramètres de l'image 4.23.c (profondeur = 3 et longueur maximale = 12), optimisent l'opération de prolongement sur une zone de l'image d'Afrique du sud. Ces paramètres ne restent pas valables pour d'autres images.

Pour mieux apprécier les résultats, nous avons superposé les réseaux obtenus sur l'image d'origine (cf. figure 4.24).

Ce jugement se base sur une appréciation visuelle des résultats obtenus. Pour valider ces résultats, nous devons nous attacher les services d'un thématicien. A l'aide de sa connaissance du terrain et des informations dont il dispose, il peut confirmer ou infirmer les résultats obtenus.

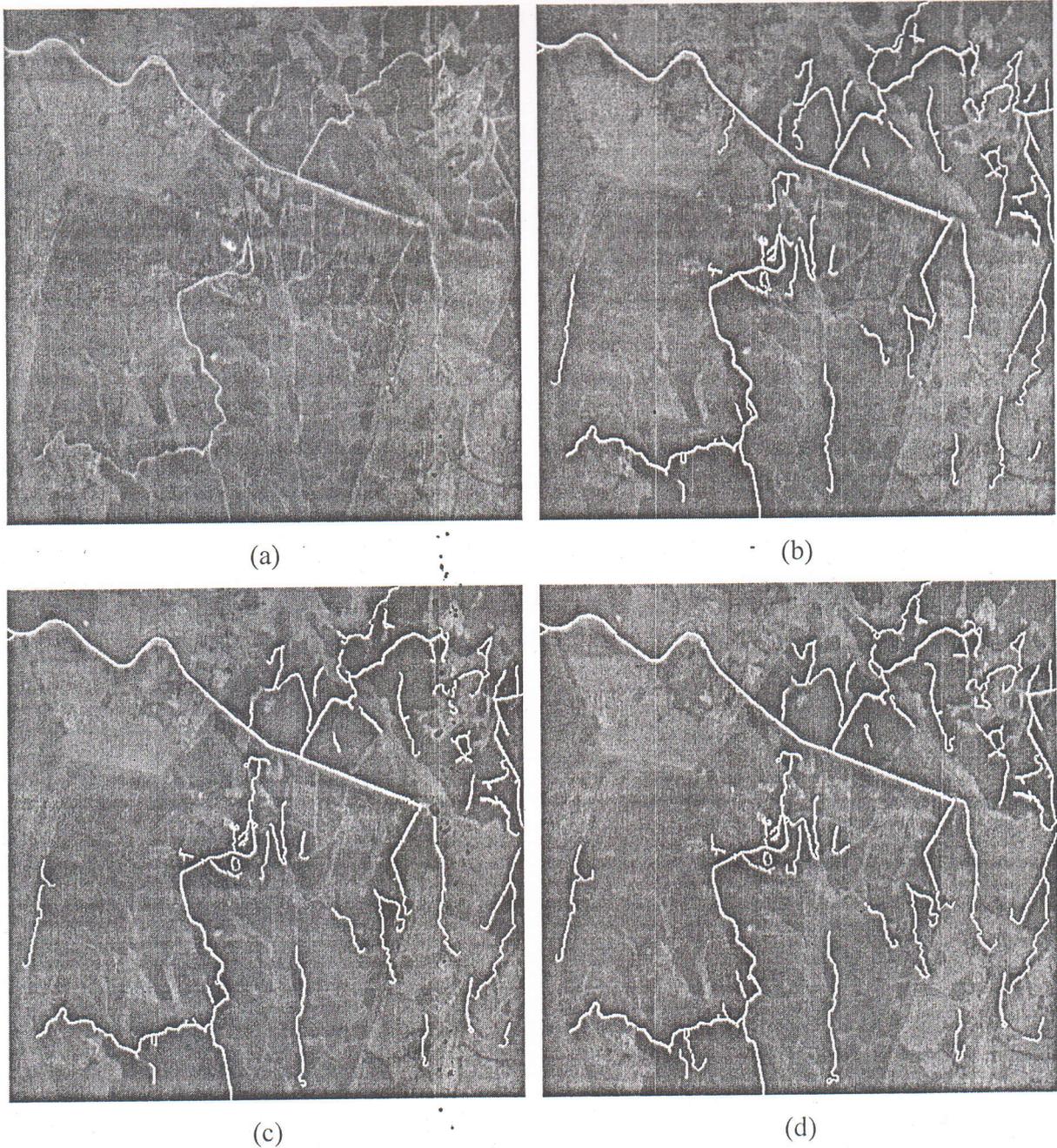


Figure 4.24 : Superposition des résultats obtenus après prolongement sur une zone d'Afrique du sud.

- (a) : Image d'origine.
- (b) : Superposition de l'image 4.23.a (prolongement avec $\text{prof}=2$ et $\text{longmax}=3$) à l'image d'origine.
- (c) : Superposition de l'image 4.23.b (prolongement avec $\text{prof}=3$ et $\text{longmax}=3$) à l'image d'origine.
- (d) : Superposition de l'image 4.23.c (prolongement avec $\text{prof}=3$ et $\text{longmax}=12$) à l'image d'origine.

4.2.3 Application du système à l'extraction d'agglomérations

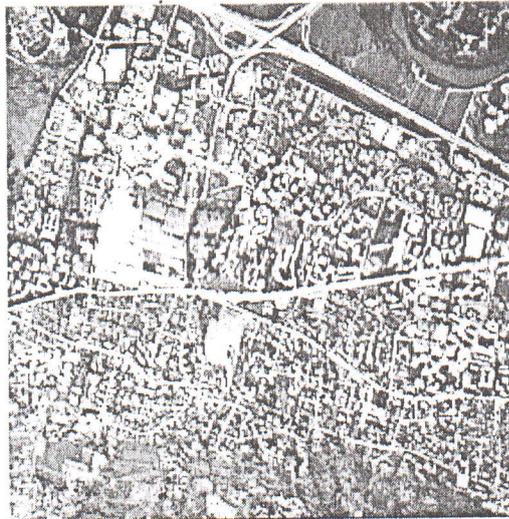
Nous avons choisi d'utiliser, pour illustrer la méthode d'extraction des agglomérations, deux images : une image aérienne de la zone de Grenoble et une image SPOT multispéculaire de la zone de Blida. Ces images contiennent des zones urbaines nettement visibles à l'œil

4.2.3.1 Détection des agglomérations

Cette étape est réalisée en effectuant une transformation du chapeau haut de forme suivie d'un seuillage.

- **Grenoble**

La figure 4.25 illustre le traitement sur une zone de Grenoble.



(a) Image d'origine



(b) Chapeau haut de forme



(c) Seuillage avec seuil = 20

Figure 4.25 : Détection des agglomérations de la zone de Grenoble.

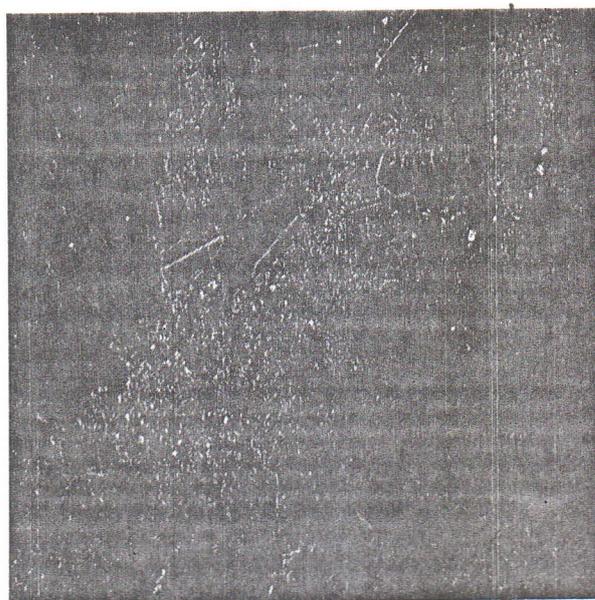
- **Blida**

La figure 4.26 illustre le traitement sur une zone de Blida.

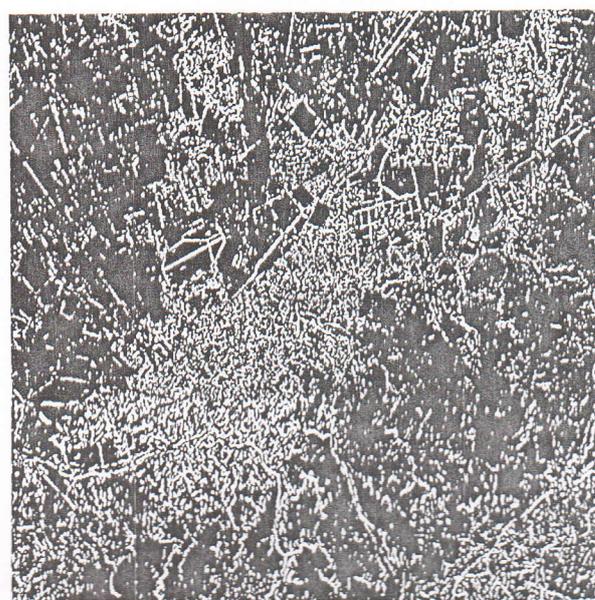
L'image d'origine 4.26.a est le premier axe de la transformation orthogonale, analyse en composantes principales (ACP), d'une image multispectrale SPOT de la région de Blida ayant trois canaux XS1, XS2 et XS3. Les axes sont porteurs d'une information décorrélée d'un axe à un autre. Le premier axe est porteur du maximum d'informations.



(a) Image d'origine



(b) Chapeau haut de forme



(c) Seuillage avec seuil = 5

Figure 4.26 : Détection des agglomérations de la zone de Blida.

4.2.3.2 Colmatage des zones denses et élimination du bruit

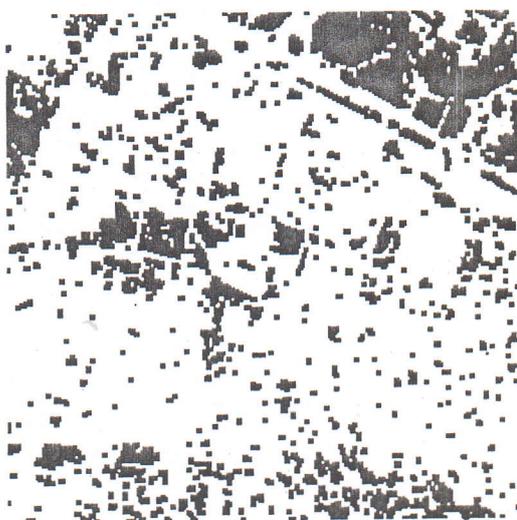
Cette étape consiste à effectuer deux actions : colmater les zones d'agglomérations pour les rendre connexes et éliminer le bruit.

Ces deux actions peuvent être faites l'une après l'autre (première approche – version a de l'algorithme de la figure 4.13) ou bien conjointement par affinements successifs (deuxième approche – version b de l'algorithme de la figure 4.13).

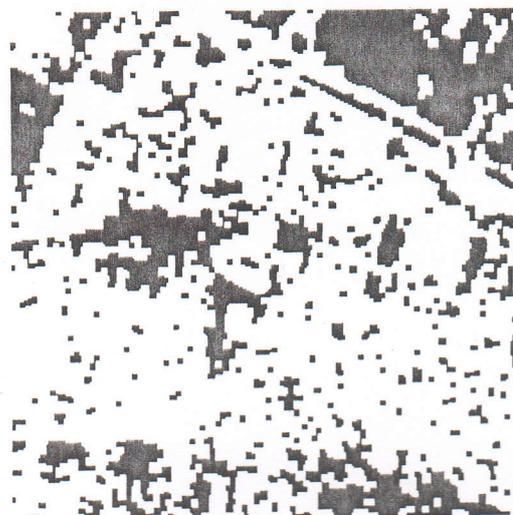
- **Grenoble**
 - **Première approche**



(a) Image de la figure 4.25.c



(b) Fermeture de taille 2



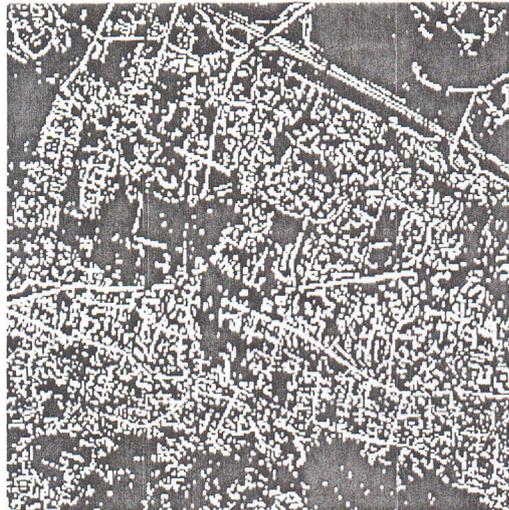
(c) Ouverture de taille 2

Figure 4.27 : Extraction des agglomérations de la zone de Grenoble (Version a de l'algorithme).

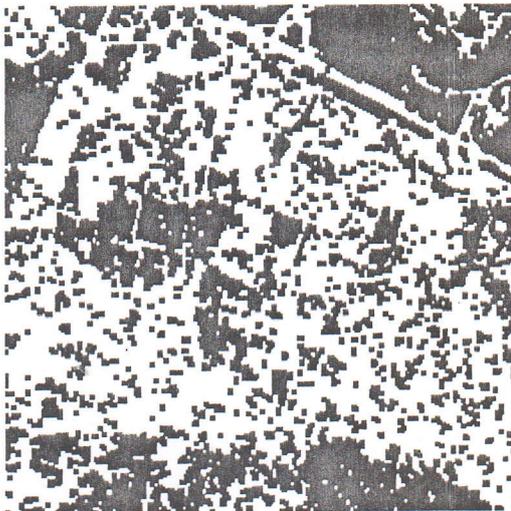
La taille de la fermeture servant à colmater les zones d'agglomérations après la transformation du chapeau haut de forme est de 2, celui de l'ouverture éliminant ensuite le bruit est de 2 aussi. L'image 4.27.c montre la silhouette des agglomérations ainsi obtenue.

➤ **Deuxième approche**

Les images de la figure 4.28 montrent le résultat obtenu par la version (b) du traitement de bas niveau utilisant le FAS décrit par l'organigramme de la figure 4.13.



(a) Image de la figure 4.25.b seuillée à 40

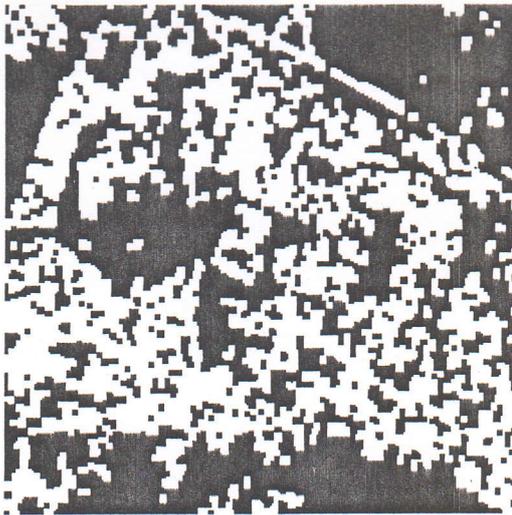


(b) Fermeture de taille 2

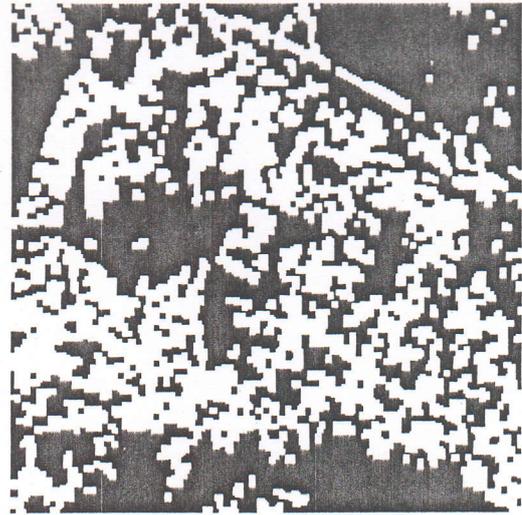


(c) Ouverture de taille 1

Figure 4.28 : Extraction des agglomérations de la zone de Grenoble (Version b de l'algorithme).



(d) Fermeture de taille 3



(e) Ouverture de taille 2

Figure 4.28 : Extraction des agglomérations de la zone de Grenoble (suite)
(Version b de l'algorithme).

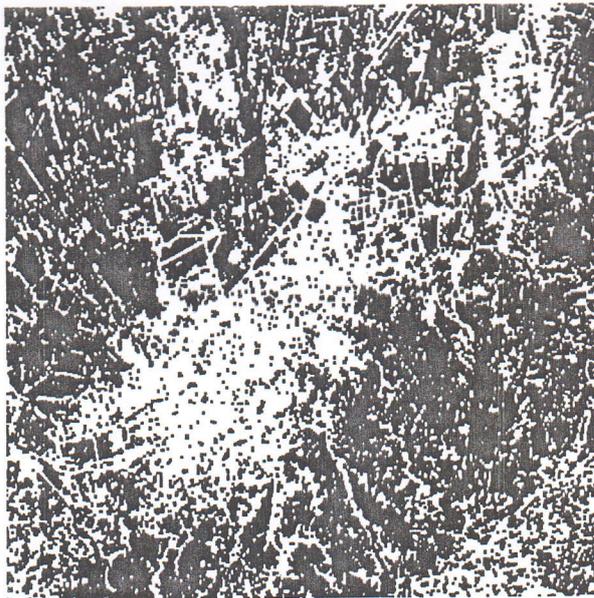
Le filtre alterné séquentiel (FAS) qui est constitué d'une succession de fermetures et d'ouvertures de taille croissante, permet un colmatage progressif des zones denses avec élimination du bruit et des routes. La taille du filtre utilisé sur cette image va jusqu'à une ouverture de taille 2.

- **Blida**
 - **Deuxième approche**

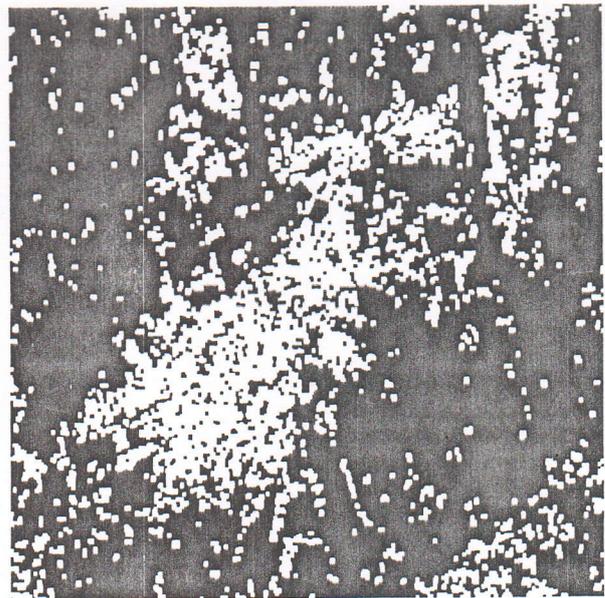


(a) Image de la figure 4.26.c

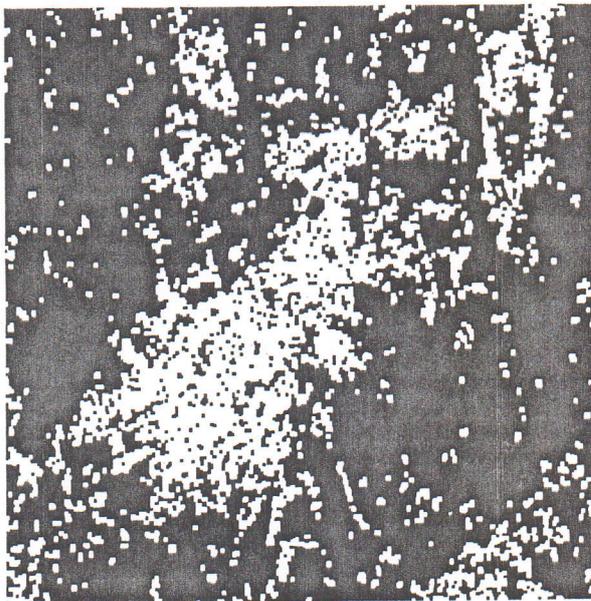
Figure 4.29 : Extraction des agglomérations de la zone de Blida
(Version b de l'algorithme).



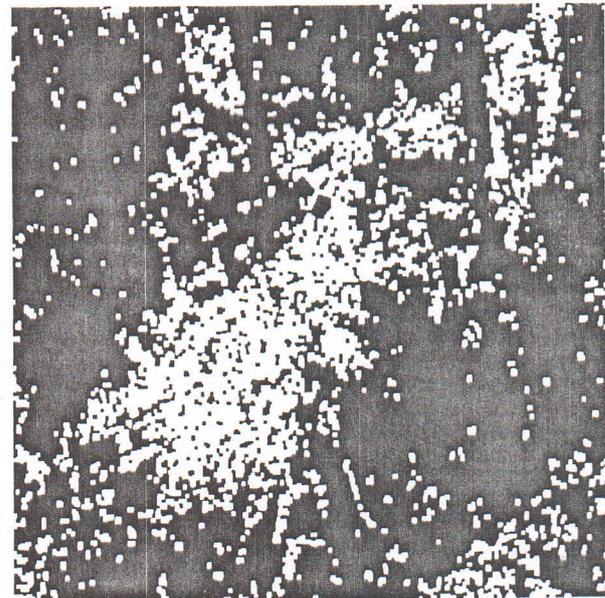
(b) Fermeture de taille 2



(c) Ouverture de taille 1



(d) Fermeture de taille 3



(e) Ouverture de taille 2

Figure 4.29 : Extraction des agglomérations de la zone de Blida (suite)
(Version b de l'algorithme).

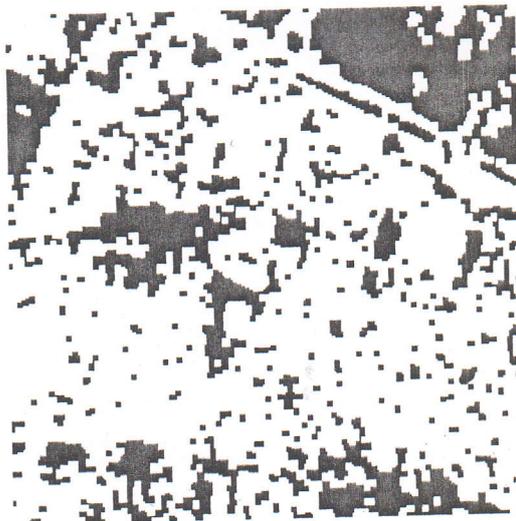
Les images de la figure 4.29 montrent le résultat obtenu par la version (b) du traitement de bas niveau utilisant la FAS décrit sur l'organigramme de la figure 4.13.

Sur l'image seuillée de la transformation du chapeau haut de forme, on effectue successivement une fermeture binaire de taille 2, une ouverture de taille 1, une fermeture de taille 3 et une ouverture de taille 2.

4.2.3.3 Remplissage des trous

- Grenoble

- Première approche



(a) Image de la figure 4.27.c



(b) Silhouette après remplissage

Figure 4.30 : Remplissage des trous de la silhouette des agglomérations de la zone de Grenoble (Version a de l'algorithme).

L'application de l'opération de remplissage des trous n'est pas utile dans ce cas, car elle introduit dans la silhouette finale des zones ne correspondant pas à de l'habitat, image 4.30.b. La silhouette finale des agglomérations de la zone de Grenoble, en utilisant la première approche, est donc l'image 4.27.c.

- Deuxième approche



(a) Image de la figure 4.28.d



(b) Silhouette après remplissage

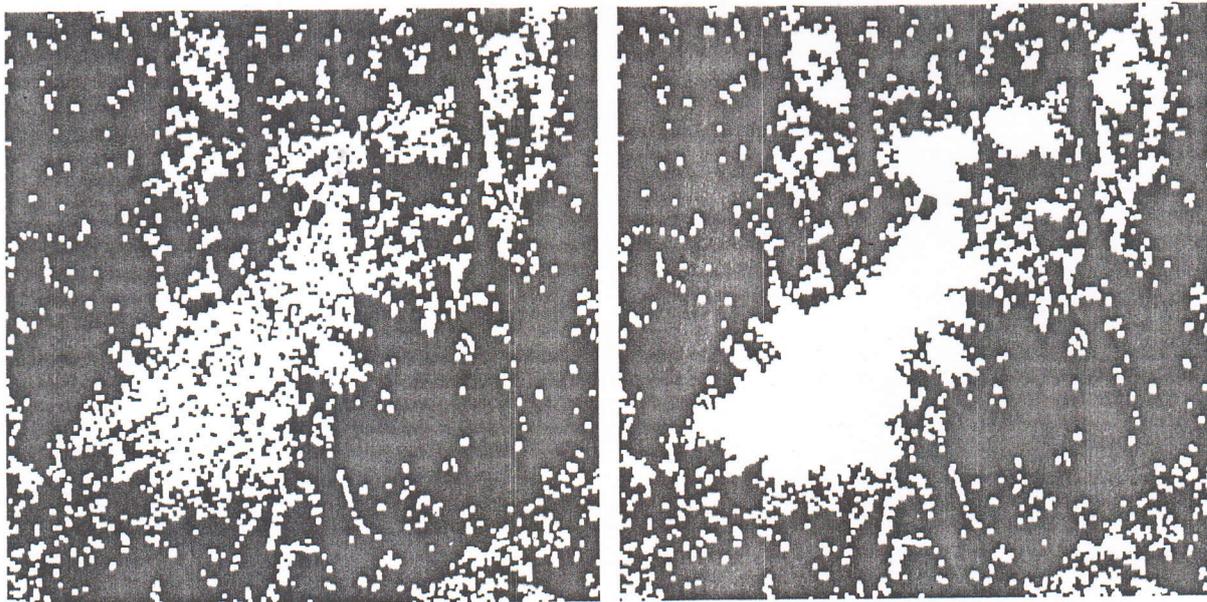
Figure 4.31 : Remplissage des trous de la silhouette des agglomérations de la zone de Grenoble (Version b de l'algorithme).

Le meilleur endroit pour effectuer le remplissage des trous se situe entre les étapes (d) et (e) de la figure 4.28.

L'image 4.31.b montre la silhouette finale des agglomérations de la zone de Grenoble, après remplissage des trous en utilisant la deuxième approche.

- **Blida**

- **Deuxième approche**



(a) Image de la figure 4.29.d

(b) Silhouette après remplissage

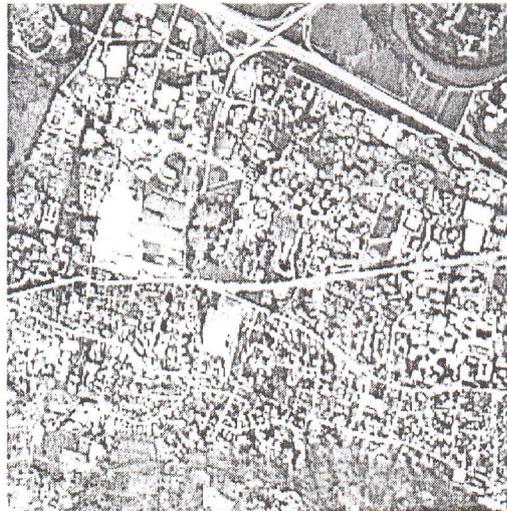
Figure 4.32 : Remplissage des trous de la silhouette des agglomérations de la zone de Blida (Version b de l'algorithme).

Le meilleur endroit pour effectuer le remplissage des trous se situe entre les étapes (d) et (e) de la figure 4.29.

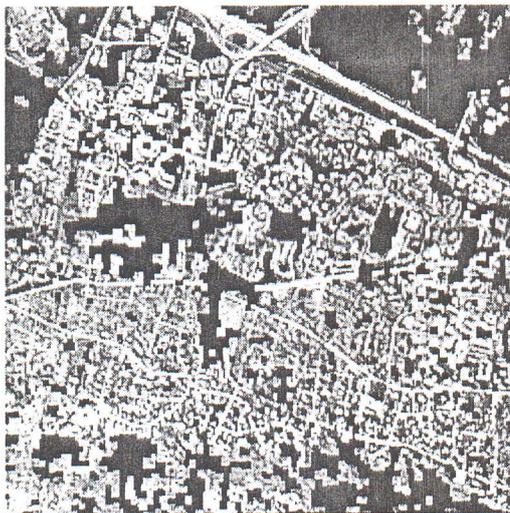
L'image 4.32.b montre la silhouette finale des agglomérations de la zone de Blida, après remplissage des trous en utilisant la deuxième approche.

4.2.3.4 Discussion

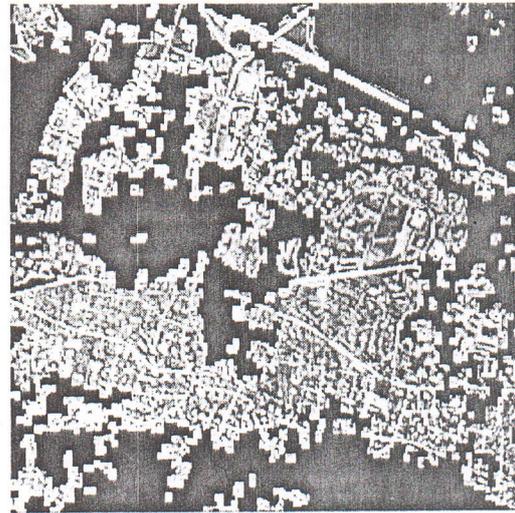
La première approche qui correspond à la version (a) de l'organigramme du traitement des agglomérations, est très rapide. La silhouette des agglomérations ainsi obtenue est bonne mais pas très précise (cf. figure 4.30.a).



(a)



(b)



(c)

Figure 4.33 : Silhouettes des agglomérations détectées sur la zone de Grenoble

- (a) : Image d'origine.
- (b) : Silhouette des agglomérations obtenue à la figure 4.30.a superposée à l'image d'origine.
- (c) : Silhouette des agglomérations obtenue à la figure 4.31.b superposée à l'image d'origine.

La deuxième approche qui correspond à la version (b), utilise un filtre alterné séquentiel FAS. La silhouette des agglomérations ainsi obtenue est très bonne et plus fine que celle obtenue précédemment (cf. figure 4.31.b).

Pour mieux apprécier les résultats, nous avons superposé les silhouettes des agglomérations obtenues sur l'image d'origine (cf. figures 4.33 et 4.34).

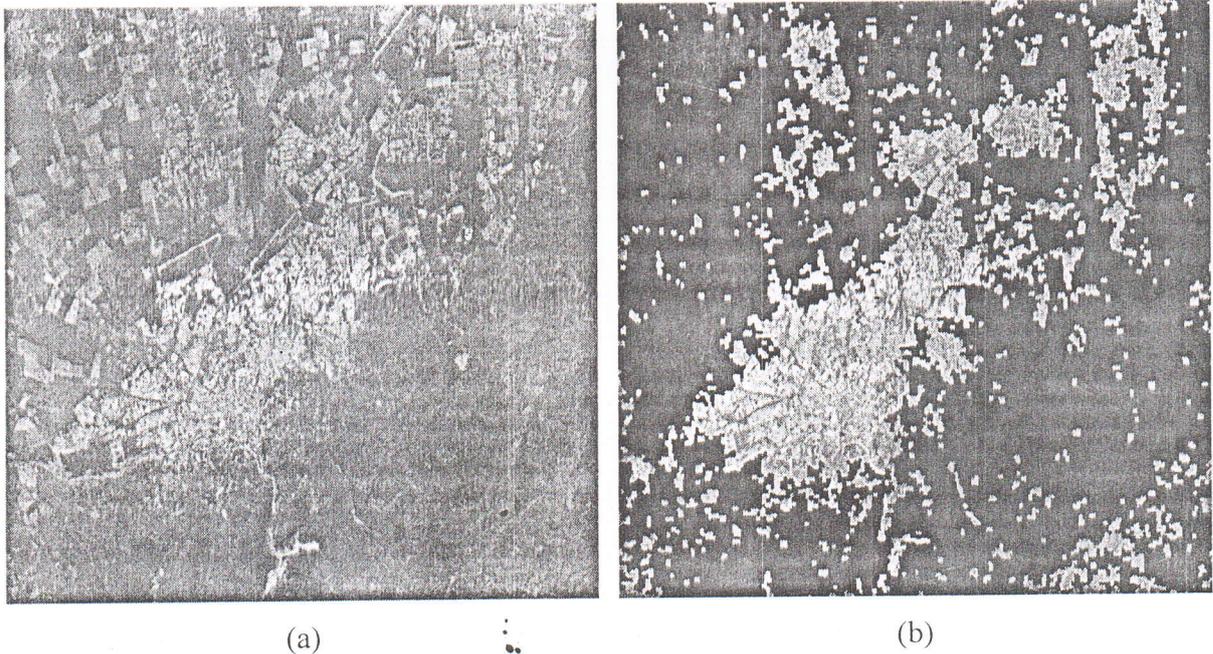


Figure 4.34 : Silhouette des agglomérations détectées sur la zone de Blida (Version b de l'algorithme).

- (a) : Image d'origine.
- (b) : Silhouette des agglomérations obtenue à la figure 4.32.b superposée à l'image d'origine.

Le jugement se base sur une appréciation visuelle des résultats obtenus. Pour valider ces résultats, nous devons disposer d'une information externe à l'image, par exemple, une carte topographique. Un thématicien peut quantifier les résultats obtenus grâce à sa connaissance du terrain et des informations dont il dispose.

4.3 Conclusion

Ce chapitre décrit le système interactif pour l'extraction d'informations symboliques. L'application de ce système dans le domaine de la télédétection a permis l'extraction des réseaux et des agglomérations.

L'extraction des réseaux est composé de trois étapes : détection de bas niveau, chaînage et prolongement. La détection de bas niveau conduit à une première esquisse du réseau, assez bruitée. La chaînage permet d'éliminer tout alignement de pixels de longueur insuffisante. La stratégie du choix du seuil que nous avons adopté, assure la fiabilité des amorces, pour les prolonger par la suite.

A partir des résultats obtenus, et grâce au pouvoir discriminant de l'œil humain, on peut dire qu'une grande partie du réseau a été détecté. L'objectif fixé au préalable, qui était de mettre en évidence des réseaux divers a été atteint.

Pour donner une évaluation quantitative des résultats d'extraction de réseaux, nous devons disposer d'une information à priori de l'image, par exemple, un masque de référence de l'image d'origine. L'évaluation se fait en comparant ce masque avec le réseau obtenu après traitement. L'ensemble des pixels détectés par le traitement et appartenant au masque correspond aux "bonnes détections". L'ensemble des pixels détectés par le traitement et n'appartenant pas au masque correspond aux "fausses détections".

La localisation des agglomérations est composée de trois étapes : détection des petites structures, colmatage des zones denses et élimination du bruit et enfin un traitement optionnel, le remplissage des trous.

On remarque que la localisation est bonne pour les zones où l'habitat est dense. L'objectif fixé au préalable, qui était de mettre en œuvre une méthode rapide et efficace de localisation des agglomérations, a été atteint.

Pour donner une évaluation quantitative des résultats de localisation des agglomérations, nous devons disposer d'une information à priori de l'image, par exemple, une carte topographique de la zone à étudier. L'évaluation se fait en comparant la silhouette des zones urbaines détectées automatiquement, et l'agglomération indiquée sur la carte topographique.

**CONCLUSION GENERALE
ET PERSPECTIVES**

Dans ce mémoire, nous avons abordé le problème d'extraction d'informations symboliques en nous intéressant plus particulièrement au domaine de l'imagerie satellitaire. Cette réflexion s'est concrétisée par la réalisation d'un système interactif appelé 'MicroMorph' pour la détection des agglomérations et l'extraction des lignes visibles sur les images issues de la télédétection.

Le fort potentiel de la morphologie mathématique réside dans la diversité des transformations morphologiques. Le système développé permet d'accroître le dit potentiel, en diversifiant les éléments structurants. L'utilisateur peut ainsi constituer une bibliothèque d'éléments structurants.

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 transformation 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. Ces deux étapes peuvent être faites l'une après l'autre (version a de l'algorithme de la figure 4.13) ou bien conjointement par affinements successifs (version b de l'algorithme de la figure 4.13). Cette dernière version utilise un filtre alterné séquentiel et donne une meilleure silhouette.

Cette méthode qui donne de bons résultats sur des zones urbaines dans de nombreuses régions d'aspect varié, ne s'applique pas aux images perturbées par des éléments texturés tels que les zones de parcellaire resserré et fin caractérisé par une géométrie rectiligne. Le traitement de ce type d'images passe par une étude texturale plus approfondie. Une amélioration de la méthode consisterait à affiner la silhouette des agglomérations par un opérateur de texture qui élimine les zones fortement texturées caractérisées par une géométrie rectiligne.

La localisation de zone urbaine est exacte, mais une autre amélioration pourrait porter sur la fidélité du contour de la silhouette obtenue car les opérateurs utilisées arrondissent les contours.

La *méthode de détection de réseaux* se fait en deux étapes : une détection de bas niveau qui conduit à la génération d'amorces, fragments fiables du réseau puis un prolongement de ces amorces dans le but 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 de notre approche la priorité est mise sur l'élimination du bruit, ou fausses détections, au détriment du pourcentage de réseau 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. 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. La fonction *coût* possède également un facteur directionnel qui, dans le cas où le contraste est faible permet de continuer le prolongement en s'appuyant sur la direction de l'amorce traitée.

Les résultats dépendent de la nature géographique de la zone étudiée. Ils remplissent l'objectif fixé au préalable qui était de détecter les lignes visibles à l'œil malgré un faible contraste ou des manques peu importants de visibilité.

Nous avons mis au point un outil qui présente des arguments de fiabilité et d'efficacité pour détecter les réseaux d'une image satellitaire. Cependant le problème se pose pour une extraction de l'*intégralité* du réseau. Ce problème ne pourra être résolu 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. La gestion de cette collaboration doit tenir compte de l'environnement (analyse contextuelle) et des connaissances a priori sur l'image.

Au delà de ces difficultés, l'un de nos objectifs consiste à démontrer les potentialités de 'MicroMorph' dans d'autres applications, telles que l'analyse des structures vasculaires provenant d'angiographie 2D.

Les travaux futurs peuvent aussi porter sur une automatisation du système, c'est à dire, la mise au point de méthodes automatiques d'extraction d'informations. Ces travaux de recherche peuvent s'orienter ainsi vers la mise au point d'un système à base de connaissances, utilisant la connaissance explicite sur les réseaux et la connaissance externe à l'image.

BIBLIOGRAPHIE

- [AJ94] S. Airault, O. Jamet
Détection et restitution automatiques du réseau routier sur des images aériennes.
AFCET, 9^{ème} Congrès Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle, Vol. 1,
pp. 519-531, Paris, Janvier 1994.
- [ARJ94] S. Airault, R. Ruskoné, O. Jamet
Road detection from aerial images: a cooperation between local and global methods.
Proc. SPIE, Vol. 2315, pp. 508-518, Roma, September 1994.
- [Bel98] A. Belhadj-Aissa
Contribution au Logiciel d'Analyse et de Traitement d'Images Satellitaires (L.A.T.I.S.)
Analyse Spatiale-Spectrale d'Images Satellitaires Appliquée à la Cartographie
Thématique.
Thèse de Doctorat, USTHB, Avril 1998.
- [Beu92] S. Beucher
Recent Advances in Mathematical Morphology.
Proc. SPIE Congress, San Diego, CA, 1992.
- [CC89] M. Coster, J.L. Chermant
Précis d'Analyse d'Images.
Editions CNRS, Paris, 1989.
- [CCH91] E. Chotin, P. Chotin, M. Hadkaoui
Apport de l'imagerie SPOT à l'étude de la nature, texture et structure de la Glace en Terre
Adélie.
C. R. Académie des Sciences Paris, tome 312, série II, pp. 827-834, 1991.
- [CF86] F.S. Cohen, Z. Fan
Unsupervised Textured Image Segmentation.
Dept. of Electrical Engineering, University of Rhode Island, Technical Report,
June 1986.
- [CM95] P. Cornic, A. Michel
De la détection d'images composites à la coopération d'algorithmes en contexte
multicapteurs.
Traitement du signal, Vol. 12, No. 5, pp. 495-507, 1995.
- [CP95] J.P. Cocquerez, S. Philipp
Analyse d'Images : Filtrage et Segmentation.
(Ouvrage Collectif), Editions Masson, Paris, 1995.
- [Der87] R. Deriche
Using Canny's Criteria to Derive a Recursively Implemented Optimal Edge Detector.
International Journal of Computer Vision, Vol. 1, No. 2, pp. 167-187, 1987.
- [DH98] A. Deruyver, Y. Hodé
A morphological Method for Automated Edge Detection : Comparison with Ad-hoc
Hysteresis Thresholding.
IEEE 8186-8821, No. 1, 1998.

- [DL86] I. Destival, H. Le Men
Detection of linear networks on satellite images.
IEEE CH2342, No. 4, pp. 856-858, 1986.
- [DL87] M.L. De Keersmaecker, E. Lambin
Réflexions sur l'utilisation à des fins thématiques de l'imagerie satellitaire.
Int. J. Remote Sensing, Vol. 8, pp. 1277-1287, 1987.
- [DMP88] F. Debaine, C. Mering, Y. Poncet
La Morphologie Mathématique en Teintes de Gris Appliquée à la Mise en Evidence de Réseaux.
Revue « photo-interprétation » N° 1988-5, fascicule 2, pp. 17-26, 1988.
- [FEE95] R.A. Fournier, G. Edwards, N.R. Eldridge
A catalogue of potential spatial discriminators for high spatial resolution digital images for individual crowns.
Canadian Journal of Remote Sensing, Vol. 21, No. 3, pp. 285-298, August 1995.
- [FL91] J. Fairfield, P. Leymarie
Drainage Networks from Grid Digital Elevation Models.
Water Resources Research, Vol. 27, No. 5, pp. 709-717, May 1991.
- [FTW81] M.A. Fischler, J.M. Tenenbaum, H.C. Wolf
Detection of Roads and Linear Structures in Low-Resolution Aerial Imagery Using a multisource Knowledge Integration Technique.
Computer Graphics and Image Processing 15, pp. 201-223, 1981.
- [Gag83] A. Gagalowicz
Vers un modèle de textures.
Thèse d'état, Université Pierre et Marie Curie, Paris VI, 1983.
- [Gro87] L. Grouche
Traitement d'Images par Morphologie Mathématique : Applications aux Domaines Médical et Industriel.
Thèse de Doctorat, Université de Blaise Pascal (Clermont Ferrand II), Décembre 1987.
- [Jul62] B. Julesz
Visual pattern recognition.
IEEE Trans. On information theory, 1962.
- [KW94] P.D. Kunte, B.G. Wagle
Analysis of Space-Borne Data for Coastal Zone Information Extraction of Goa Coast, India.
Ocean and Coastal Management, Vol. 22, pp. 201-227, 1994.
- [LFM98] C. Lemaréchal, R. Fjortoft, P. Marthon
SAR Image Segmentation by Morphological Methods.
Proc. European Symposium on Remote Sensing, SAR Image Analysis, Modelling, and Techniques III, Vol. SPIE 3497, Barcelona, Spain, 21-25 Sep 1998.

- [Mar76] A. Martelli
An Application of Heuristic Search Methods to Edge and Contour Detection.
Ass. Comput. Mach., Vol. 19, pp. 73-83, February 1976.
- [Mar87] A. Marion
Introduction aux techniques de traitement d'images.
Editions Eyrolles, Paris, 1987.
- [Mat83] G. Matheron
Filters and lattices.
Rapport interne CGCM n° 851, Ecole des Mines de Paris, 1983.
- [NDG95] J.M. Norman, M. Divakarla, N.S. Goel
Algorithms for Extracting Information from Remote Thermal-IR Observations of the Earth's Surface.
Remote Sensing Environ., Vol. 51, pp. 157-168, 1995.
- [Ney82] H. Ney
Dynamic Programming as a Technique for Pattern Recognition.
Proc. IEEE, 6th Intern. Conf. on Pattern Recognition, pp. 1119-1125, Munich, 1982.
- [Nil71] N.J. Nilsson
Problem-solving methods in artificial intelligence.
McGraw-Hill, 1971.
- [Rao90] A.R. Rao
A taxonomy of texture description and identification.
Springer series in perception engineering, Springer-Verlag, Heidelberg, 1990.
- [Rei98] H. Reisdorph
Le programmeur, apprenez C++ Builder 3.0 en 14 jours.
Simon & Schuster Macmillan (France), Paris, 1998.
- [Rob95] M. Robin
La Télédétection : des Satellites aux Systèmes d'Informations Géographiques.
Editions Nathan, Paris, 1995.
- [SA90] P.J. Soille, M.M. Ansault
Automated Basin Delineation from Digital Elevation Models using Mathematical Morphology.
Signal Processing Elsevier, Vol. 20, No. 2, pp. 171-182, June 1990.
- [SC87] J.F. Silverman, D.B. Cooper
Bayesian Clustering for Unsupervised Estimation of Surface and Textures Models.
IEEE trans. On Pattern Anal. And Mach. Intell., 1987.
- [Ser82] J. Serra
Image Analysis and Mathematical Morphology.
Academic Press, London, 1982.
- [Ser88] J. Serra
Image Analysis and Mathematical Morphology, part II : Theoretical Advances.
Academic Press, London, 1988.

- [Ser89] M.A. Serendero
Extraction d'Informations Symboliques en Imagerie SPOT : Réseaux de Communication et Agglomérations.
Thèse de Doctorat, Université de Nice, Décembre 1989.
- [SM94] M. Schmitt, J. Mattioli
Morphologie Mathématique.
Editions Masson, Paris, 1994.
- [Tou90] J.J. Toumazet
Traitement de l'image par l'exemple.
Editions Sybex, Paris, 1990.
- [VFS90] J. Van Cleynenbreugel, F. Fierens, P. Suetens
Delineating Road Structures on Satellite Imagery by a GIS-Guided Technique.
Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, Vol. 56, No. 6, pp. 893-898, June 1990.
- [Vin99] A. Vincent
Segmentation d'images par coopération contours-régions.
Rapport de stage LSIIT CNRS, 1999.
- [YBR93] H. Yesou, Y. Besnus, J. Rolet
Extraction of spectral information from Landsat TM data and merger with SPOT panchromatic imagery – a contribution to the study of geological structures.
Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, Vol. 48, No. 5, pp. 23-36, 1993.

ملخص

إن الدقة العالية لصور القمر الاصطناعي تجعل من الممكن ملاحظة عدة معلومات متعلقة بالخرائط: المناطق الحضرية و مختلف الشبكات (الطرق، الأنهار، خطوط السكك الحديدية). هذا العمل يقدم منهجية لاستخراج هاذين النوعين من المعلومات: الشبكات و كتل المباني و ضواحيها.

إن تعيين موقع المناطق الحضرية التي تظهر على شكل بنيات صغيرة متجاورة ذات كثافة الطاقة الإشعاعية مختلفة، ينجز بواسطة عوامل التشكيل الرياضي. النتائج على مناطق مختلفة تظهر فعالية هذه الطريقة.

استخراج الشبكات يكون على مرحلتين: اكتشاف على مستوى منخفض الذي ينتج براعم، قطع موثوقة من الشبكات؛ ثم تمديد هذه البراعم من أجل ربطهم. عدة نتائج تجريبية قدمت.

مفاتيح: استخراج العناصر الخطية، اكتشاف المناطق الحضرية، القمر الاصطناعي، معالجة الصور، رؤية بواسطة الحاسوب، التحسس عن بعد، التشكيل الرياضي.

Résumé

La résolution remarquable des images satellitaires permet de percevoir un grand nombre d'informations, en particulier celles qui constituent les fonds de cartes : zones urbaines et réseaux divers (routiers, ferroviaires, hydrographiques). Ce mémoire présente une méthodologie pour l'extraction de ces deux types d'informations : les agglomérations et les réseaux.

La localisation des zones d'agglomérations, composées d'un amas de petites structures de radiométrie différente, est réalisée par des opérateurs de morphologie mathématique. Des résultats sur différentes zones montrent l'efficacité de la méthode.

La méthodologie pour l'extraction des réseaux de communication comporte deux étapes : une détection de bas niveau qui conduit à la génération d'amorces dans le but de les connecter. De nombreux résultats expérimentaux sont présentés.

Mots clés : extraction d'éléments linéaires, détection d'agglomérations, satellite, traitement d'images, vision par ordinateur, télédétection, morphologie mathématique.

Abstract

The high resolution of satellite images makes it possible to perceive many cartographic information : urban areas and various networks (roads, rivers, railways). This work presents a methodology to extract these two kinds of features : built-up areas and networks.

The localisation of urban areas which appear as the juxtaposition of small structures of different radiometry, is realized by mathematical morphology operators. Results on different areas show the efficiency of the method.

The network extraction is performed in two steps : low-level detection generates sprouts, reliable chunks of roads; then extension of the sprouts in order to connect them. Many experimental results are presented.

Keywords : linear feature extraction, urban areas detection, satellite, image processing, computer vision, remote sensing, mathematical morphology.