

UNIVERSITE DE YAOUNDE I - FACULTE DES SCIENCES
DEPARTEMENT D'INFORMATIQUE
B.P 812 Yaoundé - Cameroun

INSTITUT DE RECHERCHE POUR LE DEVELOPPEMENT
LABORATOIRE DE GEODYNAMIQUE INTERNE
32 rue Henry Varagnat, 93143 Bondy - France

RAPPORT DE STAGE DOCTORAL EN TELEDETECTION

RESEAU TELEDETECTION - AUPELF/ UREF
AGENCE UNIVERSITAIRE DE LA FRANCOPHONIE
4 Place de la Sorbone Paris - France

**Contribution de la Morphologie Mathématique à la Cartographie
de l'Occupation du Sol à partir d'Images SPOT
(Région de l'Extrême - Nord Cameroun)**

Eric FOTSING

*DEA en Informatique fondamentale
Département d'Informatique - Université de Yaoundé I*

Annick LEGELEY PADOVANI

*Ingénieur de Recherche
Laboratoire de Géodynamique Interne - I.R.D*

Bondy, Janvier - Avril 1999

Fonds Documentaire ORSTOM

Cote: *Ax 17077* Ex: *unique*

Remerciements

A la fin de ce séjour de recherche, je tiens à exprimer ma profonde gratitude aux institutions et aux personnes qui ont facilité l'avancement de ce travail.

- En ce qui concerne les institutions, il faut citer :

- l'Agence Universitaire de la Francophonie qui a, à travers le programme de bourse doctoral du Réseau Télédétection, assuré le financement du séjour et les frais du titre de transport,
- l'Institut de Recherche pour le Développement pour l'accueil et la mise à disposition de la logistique. Le stage s'est effectivement déroulé au sein des laboratoires de Géodynamique Interne, de Cartographie Appliquée et à l'atelier d'Informatique dirigés respectivement par Jacques VASSAL, Pierre PELTRE et Bruno BUISSON que je tiens à remercier particulièrement. Les images satellites utilisées ont été fournies par la Maison de la Télédétection à Montpellier.

Quant aux personnes, mes sincères remerciements vont à :

- Mon directeur de thèse, le Pr. Maurice TCHUENTE pour le choix du laboratoire d'accueil et l'orientation de la problématique de recherche,
- Mme Annick LEGELEY PADOVANI, qui a bien voulu assurer l'encadrement du travail,
- Eric OPIGEZ et Yves BLANCA du Laboratoire de cartographie dont l'assistance a été déterminante pour la numérisation et l'assemblage des cartes topographiques.
- Mme Annick AING qui a bien voulu mettre à ma disposition le catalogue des images SPOT / LANDSAT et m'a fourni quelques conseils pour l'interprétation visuelle des compositions colorées,
- Mme Françoise PELLETIER de l'atelier Informatique qui a toujours bien voulu résoudre tous mes problèmes liés à l'administration du réseau informatique.

Je remercie également tous les chercheurs de l'Institut qui m'ont accordé une tranche de leur temps pour discuter de ma problématique de recherche. Je pense en particulier à Jean-Pierre TREUIL du Laboratoire d'Informatique Appliquée et à Georges GRANDIN du programme de recherche 2, Ressources Minérales.

Enfin, je voudrais dire merci au Seigneur pour la persévérance qui m'a caractérisée durant ces 4 mois de stage et qui m'a permis d'éviter de nombreuses difficultés, qui pourtant gravitaient autour de moi.

SOMMAIRE

Introduction Générale	1
1. Contexte	2
2. Objectifs	3
3. Plan de stage	3
Chapitre 1 Généralités sur l'utilisation de la télédétection pour l'étude de la végétation	4
1. Introduction	5
2. Méthodes d'identification des groupements végétaux	6
2.1. La nature des données pour l'étude de la végétation et des espaces agricoles	6
2.2. Méthode de traitement et algorithmes	7
2.3. Propriétés spectrales de la végétation et des sols	9
3. Etude des indices de végétation	10
3.1. Les principaux indices	10
3.2. Les limites des indices de végétation	11
4. Suivi de l'évolution des groupements végétaux	13
4.1. Correction des données satellites	13
4.2. Méthode de correction des données numériques brutes	14
4.3. Correction des effets et indices de végétation	15
Chapitre 2 Traitements d'images de base sous les logiciels OSIRIS et PLANETES	17
1. Introduction	18
2. Visualisation des images	18
3. Création d'une composition colorée	18
4. Classification multispectrale d'une image	19
4.1. La méthode de classification non dirigée	20
4.2. Méthode de classification dirigée	22
5. Les filtres	23
5.1. Les filtres de fréquence	23
5.2. Les filtres statistiques	23
5.3. Les filtres morphologiques	24
5.4. Les filtres directionnels	24

6. L'analyse en composantes principales	24
7. Les indices de végétation	25
8. Le recalage géométrique des images	26
Chapitre 3 Les traitements de Morphologie Mathématiques : concepts et algorithmes	27
1. Introduction	28
2. Morphologie Mathématique appliquée aux images binaires	28
2.1. Erosion et dilatation	28
2.2. Ouverture et fermeture	30
2.3. La reconstruction géodésique	30
2.4. Bouchage des trous par la méthode d'inversion-reconstruction-inversion	31
3. La morphologie mathématique appliquée aux images en teintes de gris	31
3.1. Erosion et dilatation en teinte de gris	32
3.2. Ouverture et fermeture en teinte de gris	32
3.3. Résidus des transformations morphologiques en teintes de gris : les chapeaux haut de forme morphologiques	34
3.4. Application du Chapeau Haut de Forme blanc à l'extraction du réseau hydrographique	35
4. Les filtres connexes et les résidus associés	35
4.1. Les filtres connexes	35
4.2. Résidus des filtres connexes	37
4.3. Application du Chapeau Haut de Forme connexe noir à l'extraction d'une faille	39
Chapitre 4 Application à la cartographie automatique de l'occupation du sol dans une région de l'extrême Nord Cameroun	40
1. La zone d'étude et les données	41
2. L'interprétation des compositions colorées	41
3. Classification non dirigée	44
3.1. Classification par la méthode des nuées dynamiques	44
3.2. Nettoyage par reconstruction	46
3.3. Fermeture et bouchage des trous.	46
3.4. Réunion des images binaires	46
3.5. Reclassement des zones non pures par généralisation	48
4. Recalage des images	50
5. L'analyse en composantes principales	54
5.1. Interprétation visuelle et composition colorée	54
5.2. Classification d'images avec les composantes principales	54

6. Classification dirigée	58
6.1. Choix des zones d'entraînement	58
6.2. Classification dirigée	58
6.3. Les traitements	60
7. Utilisation des indices de végétation	65
8. Automatisation du traitement des classes	70
Conclusion générale	71
1. Remarques générales	74
2. Perspectives	75
Références bibliographiques	76
Annexe 1 : Environnement Unix	80
1. Quelques Commandes Unix	81
2. Alias	81
3. Programmation	82
Annexe 2 : Caractéristiques des données satellitales	83
Annexe 3 : Numérisation et assemblage des fond topographiques	86
1. Les données cartographiques de base	87
2. La numérisation et le traitement	88
3. L'assemblage des planches	88

INTRODUCTION GENERALE

1. Contexte

Dans le cadre des activités de recherche, de formation et d'échange entre les utilisateurs de la télédétection, le Réseau Télédétection de l'AUPEL-UREF (Agence Universitaire de la Francophonie), offre chaque année, depuis 1988 des bourses de stage doctoral et post doctoral. Ce programme de bourses doctorales vise ainsi à contribuer à l'avancement des travaux de thèse des étudiants qui effectuent leur doctorat dans une université reconnue, d'un pays francophone en voie de développement.

Notre projet de recherche qui porte sur l'étude des dynamiques agro-écologiques par la télédétection et les SIG dans une région de la province de l'Extrême Nord Cameroun a été retenu parmi les trois projets acceptés par le comité du réseau, sur les onze candidatures enregistrées, suite à l'appel d'offre lancé pour l'année académique 1999. Ce stage de recherche fait donc suite à une recherche que nous avons engagée dans le cadre du projet « Bois de feu » financé par le gouvernement Néerlandais et dont les résultats sont publiés dans (Fotsing E. et Madi A., 1999).

Les travaux réalisées dans le cadre de notre projet visent à proposer des méthodes et outils pour la caractérisation des dynamiques spatiales des paysages ruraux durant les 25 dernières années, dans une zone en pleine évolution en utilisant la télédétection et les systèmes d'information géographique. Pour atteindre cet objectif, nous avons orienté notre travail suivant les trois axes de recherche :

- la proposition d'une méthode de cartographie à partir des images multimodales des satellites d'observation de la terre LANDSAT et SPOT.
- l'intégration des cartes d'occupation du sol avec des données secondaires sur les paramètres qui influencent les changements agricoles et l'occupation du sol au sein d'un système d'information géographique
- l'analyse des formes d'organisation spatiale et la modélisation en vue de la détermination et de la caractérisation des forces du changement en milieu rural.

En collaboration avec le laboratoire d'accueil, nous avons défini un programme de travail visant à contribuer à notre premier axe de recherche relatif à la cartographie automatique à partir d'images spatiales. Notre travail a donc été orienté en majorité vers l'étude des traitements de Morphologie Mathématique et leur contribution à l'élaboration d'une méthode de cartographie automatique de l'occupation du sol. Cette nouvelle approche d'analyse numérique d'images a été appliquée par les chercheurs de l'Institut aux domaines suivants : la cartographie des coulées de lave, l'extraction des failles et du réseau hydrographique.

Ces travaux ont ainsi donné lieu à plusieurs publications parmi lesquelles on peut citer : (Debaine F. et al., 1988), (Simonneaux V., 1995), (Legeley-Padovani. A. et al., 1995) et (Legeley-Padovani. A. et Mering C., 1997).

2. Objectifs

Le but de ce stage étant essentiellement de contribuer à l'avancement de notre travail de thèse, nous nous sommes fixé des objectifs pouvant se situer à trois niveaux :

- Compléter nos références bibliographiques sur le sujet de recherche et approfondir sa problématique,

- Tester les différents traitements d'images de base en utilisant un logiciel de recherche en télédétection développé par les chercheurs de l'institut et pouvoir interpréter efficacement les résultats obtenus,

- Etudier en particulier les traitements de Morphologie Mathématique en vue de leur exploitation pour la proposition d'une méthode de cartographie de l'occupation du sol.

3. Plan de stage

Nous nous sommes intéressés dans une première étape à une connaissance de l'environnement du travail (système d'exploitation UNIX, logiciels OSIRIS et PLANETE) qui s'est effectuée simultanément avec une importante recherche bibliographique sur le sujet. Le chapitre 1 présente à cet effet les généralités sur l'utilisation des techniques de télédétection en cartographie et en agriculture. Le chapitre 2 présente quelques traitements de base d'images implantés sous les logiciels OSIRIS et PLANETE.

Dans une deuxième étape, nous avons étudié les principaux opérateurs de Morphologie Mathématique appliquées aux images binaires, puis aux images en teintes de gris. Cette étude nous a permis d'aborder les résidus de ces transformations et nous montrons dans le chapitre 3 comment ceux-ci peuvent être exploités pour extraire le réseau hydrographique ou une faille.

La troisième étape du stage, décrite dans le chapitre 4 a été consacrée à l'étude de cas sur la cartographie de l'occupation du sol à partir d'images SPOT. Elle inclut l'acquisition et la lecture des images SPOT, l'élaboration d'une méthode de cartographie semi automatique, le traitement des images et une première approche d'interprétation des résultats avant la confirmation de ceux-ci par les vérités de terrain.

CHAPITRE 1

GENERALITES SUR L'UTILISATION DE LA TELEDETECTION

POUR L'ETUDE DE LA VEGETATION

1. Introduction

Plusieurs références situent les débuts de la télédétection dans les années 1783 avec le premier vol en ballon. On y note également des événements historiques marquants de cette discipline en pleine évolution tels que : la première photographie aérienne (1858), la réalisation des photos en couleur (1855) et le développement des capteurs radar à des fins militaires pendant la deuxième guerre mondiale. Ce n'est qu'à partir de 1972, date du lancement du satellite LANDSAT que la télédétection est devenue un outil d'observation, d'inventaire des ressources naturelles, de modélisation et de prévision des risques utilisé par les chercheurs en science de l'environnement.

Aujourd'hui, on distingue trois grands secteurs d'application de la télédétection à la biosphère terrestre : l'étude des zones de végétation herbacée, l'étude des espaces forestiers et l'étude des paysages agricoles. Les botanistes et biogéographes distinguent plusieurs types de végétation selon l'origine climacique¹ (Delpech et al., 1985) ou non de ces formations. L'existence de divers groupements végétaux et les utilisations variées qui en sont faites donnent lieu à diverses applications de la télédétection, mais les informations recherchées dans chacun des cas par les utilisateurs concernent généralement l'identification, l'évaluation et la prévision de l'évolution dynamique des groupements.

Malgré quelques limites signalées (Bariou et al., 1985) de cet outil liées notamment à la nature (images multimodales) et à la complexité des procédures de traitement, les méthodes de cartographie développées (Girard C.M. et Benoît M., 1990) et les expériences des chercheurs (Achard F. et Blasco F., 1990) montrent et illustrent des points d'intérêts où la télédétection peut apporter une contribution intéressante.

Ce premier chapitre constitue un bref état de l'art sur les techniques d'utilisation de la télédétection pour l'étude de la végétation. Nous étudions les méthodes d'identification des groupements végétaux en abordant successivement la nature des données et les contraintes, les tendances actuelles sur le plan des algorithmes et des traitements. Nous abordons ensuite les indices de végétation qui fournissent des informations pertinentes quant à l'estimation du couvert et la prévision des récoltes bien que la plupart de ces indices restent encore au niveau des laboratoires. Nous terminons cet état de l'art par la problématique liée à la comparaison de données satellitaires multimodales qui nous intéresse dans le cadre du suivi de la dynamique des paysages agricoles et ruraux de notre zone d'étude.

¹ Climax : état d'un écosystème ayant atteint un stade d'équilibre, conditionné par les seuls facteurs climatiques et édaphiques.

2. Méthodes d'identification des groupements végétaux

2.1. La nature des données pour l'étude de la végétation et des espaces agricoles

Les trois sources de données de télédétection les plus utilisées pour l'étude de la végétation et l'agriculture sont les photographies aériennes, les images des satellites d'observation de la terre et des satellites météorologiques.

a) Les photographies aériennes

Les photographies aériennes couvrent de petites surfaces et ne se prêtent pas à des traitements informatiques. La confection est plus facile mais plus coûteuse comparée à une image SPOT. A titre d'illustration, il faut 400 photos au 1/30 000 pour couvrir une surface équivalente à celle d'une image SPOT HRV (Guyot G., 1996). Les photos sont préférables aux images satellitaires si on veut : identifier des petits objets, localiser des points d'échantillonnage, inventorier des cultures dans les régions possédant des très petits parcellaires, ou inventorier des plantations fruitières où la couverture du sol est voisine de 20% et qu'on confond facilement sur les images satellitaires.

b) Les images des satellites d'observation de la terre

Ces images ont une résolution spatiale adaptée aux besoins de la cartographie des sols et du couvert végétal. La résolution temporelle théorique est de 26 jours pour SPOT et 16 jours pour LANDSAT, mais la coïncidence avec des journées claires nécessaires pour la prise des images ne permet d'obtenir plusieurs images. Les études ont montré que 90% de l'information sur un couvert végétal est contenu dans les canaux rouge et proche infrarouge (Baret et al, 1988). Ce sont dans ces bandes qu'on note un plus grand contraste entre le sol et la végétation. Les bandes TM5 et TM7 en particulier donnent beaucoup plus d'informations sur : le développement de la surface foliaire, sur le port des plantes et sur l'humidité de la surface du sol sous-jacent. (Guyot G., 1996) estime que la bande 6 du capteur MSS était mal adaptée au suivi de la végétation. En Annexe 2, sont présentées les caractéristiques spectrales des capteurs Landsat MSS, Landsat TM et Spot HRV, ainsi qu'un tableau indiquant les plages spectrales de quelques régions spectrales usuelles (visible, Proche Infrarouge, Moyen Infrarouge et Infrarouge Thermique). Ces données permettent de faire une correspondance entre les canaux de ces différents capteurs (tableau A2.1 et A2.2).

c) Les images des satellites météorologiques

Elles fournissent aussi des données dans le visible, le proche infra rouge et l'infrarouge thermique mais, ont une faible résolution spatiale (5km pour Météosat et 1km pour NOAA) et

une grande résolution temporelle (30 minutes pour Météosat, 4 passages par jour pour NOAA). Ils sont donc utilisés pour étudier les phénomènes globaux à l'échelle d'un pays (Achard F. et Blasco F., 1990).

Les formations végétales ne présentant pas la même texture et la même composition à toutes les périodes de l'année compte tenu des changements saisonniers et climatiques (Lepart J. et Escarre J., 1983), le choix de la date d'observation est un critère important pour l'identification des groupes. Il est vrai que ce souhait n'est pas toujours réalisé en particulier dans les zones à climat tempéré ou humide où les capteurs visible ou infrarouge sont obstrués par la couverture nuageuse.

L'identification des groupements végétaux par l'imagerie SPOT ou LANDSAT peut être limitée par les bandes spectrales utilisées ou la dimension du pixel. Les zones tests doivent de préférence être de l'ordre de 30 pixels avec un contenu homogène (Girard C. et Blasco F., 1996). Puisque ceci est en général difficile, il est intéressant de choisir des pixels de dimension plus grande de manière que l'hétérogénéité soit atténuée avec la perte de la résolution. Les données AVHRR de NOAA deviennent plus indiqués pour l'identification des végétaux car le pixel est plus gros (1,1x1,1Km) et la répétitivité plus grande (toutes le 12 heures) permet de suivre les comportements spectraux. De plus, l'infrarouge thermique apporte des informations complémentaires sur l'évolution des principaux stades phénologiques.

2.2. Méthode de traitement et algorithmes

a) Tendances actuelles en analyse d'image

Le paragraphe précédent montre que les données de télédétection utilisées pour l'étude de la végétation et l'inventaire agricole sont multiéchelles, multibandes, et multimodales. L'extraction de l'information qui en résulte devient de plus en plus compliquée car elle nécessite non seulement une bonne connaissance de la nature de ces données mais nécessite également une méthode de cartographie adaptée aux informations que l'on désire extraire.

Parmi les méthodes récentes et innovatrices d'analyse d'images développées en réponse à ce besoin on peut citer l'analyse de texture, l'analyse fractale et la Morphologie Mathématique (Bonn F. et Rochon G., 1996). Ces approches d'analyses d'images sont basées sur des fonctions mathématiques qui exigent énormément de temps de calculs et leur intégration à une méthode de cartographie peut devenir très fastidieuse pour l'utilisateur. On s'intéresse dans ce travail à l'automatisation de certaines procédures en laissant la latitude à l'utilisateur de choisir les paramètres indiqués et même d'effectuer des traitements intermédiaires. Malgré le développement des méthodes d'analyse automatique des images numériques, on a toujours recours à une interprétation visuelle qui est certes fastidieuse mais

simple, moins coûteuse et plus pertinente. Plusieurs expériences d'application de télédétection illustrent la richesse de l'interprétation visuelle d'une composition colorée en vue d'une cartographie.

b) Notre approche

Dans cette étude nous nous intéressons donc à une méthode de cartographie semi automatique de l'occupation du sol qui combine les traitements de base d'image aux traitements de Morphologie Mathématique. Les traitements de morphologie mathématique exploités se situent en aval d'une classification d'image multispectrale non supervisée et pseudo supervisée qui utilise la méthode des Nuées Dynamiques. L'algorithme de cette classification est présentée au chapitre suivant qui est consacré aux traitements de base.

Les cartes obtenues constituent un document de base qui doit être confirmé par la vérité de terrain et on peut ainsi estimer les erreurs liées à une telle approche. Pour réduire les erreurs d'estimation lors de l'évaluation des surfaces, il est préconisé de conserver par masquage les seuls pixels correspondants aux groupements étudiés. Les erreurs seront d'autant réduites que le nombre de classes à l'intérieur d'une formation végétale sera réduit. (Girard C. et Blasco F., 1996).

c) Conclusions

En général, les formations végétales sont identifiables s'ils présentent à une date donnée (saison), un comportement spectral qui les distingue des autres groupes. L'information obtenue est d'un intérêt d'autant plus grand si les espèces identifiées sont indicatrices. Les travaux de l'INRA de Paris-Grignon (Girard C. et Blasco F., 1996), sur la mise en évidence des comportements spectraux des groupes de prairie a mené aux recommandations pratiques suivantes pour l'identification des groupements végétaux :

- Connaître à l'avance les groupements existants (relevés botaniques et observations de terrain),
- Identifier les dates de différenciation des groupes par des comportements spectraux grâce à des campagnes radiométriques sur le terrain,
- Disposer des images ou photographies correspondant aux dates de différenciation,
- L'utilisation des classifications dirigées est préférable aux classifications non dirigées ou l'ACP,
- La création des classes à partir des zones d'entraînement n'est efficace que si ces zones ont une dimension de 30 pixels avec un contenu homogène,
- L'interprétation visuelle des compositions colorées est conseillée à la classification automatique lorsque l'on ne dispose pas de moyens informatiques.

2.3. Propriétés spectrales de la végétation et des sols

L'étude des propriétés spectrales des végétations montre qu'au niveau des feuilles, l'énergie solaire reçue dans le visible est fortement absorbée car il existe deux bandes d'absorption (bleu, rouge) et un maximum de réflectance est observé dans le vert (figure 1.1), ce qui justifie la couleur verte des feuilles vivantes.

Par contre, on note une très forte réflectance dans le PIR et la transition avec le rouge est très abrupte. Ce contraste est exploité pour construire divers indices de végétations (Bariou et al, 1985) qui mesurent la quantité de végétation dans une région. Dans le MIR, les bandes d'absorption de l'eau commandent l'absorption de la feuille. On note donc dans cette plage des pics de réflectances sur lesquels sont centrés les canaux 5 et 7 du capteur TM de Landsat.

La réflectance des sols croît de façon linéaire lorsqu'on se déplace des longueurs d'ondes visibles vers les celles de l'infrarouge. Dans tous les cas, les sols secs sont plus réfléchissants que les sols humides.

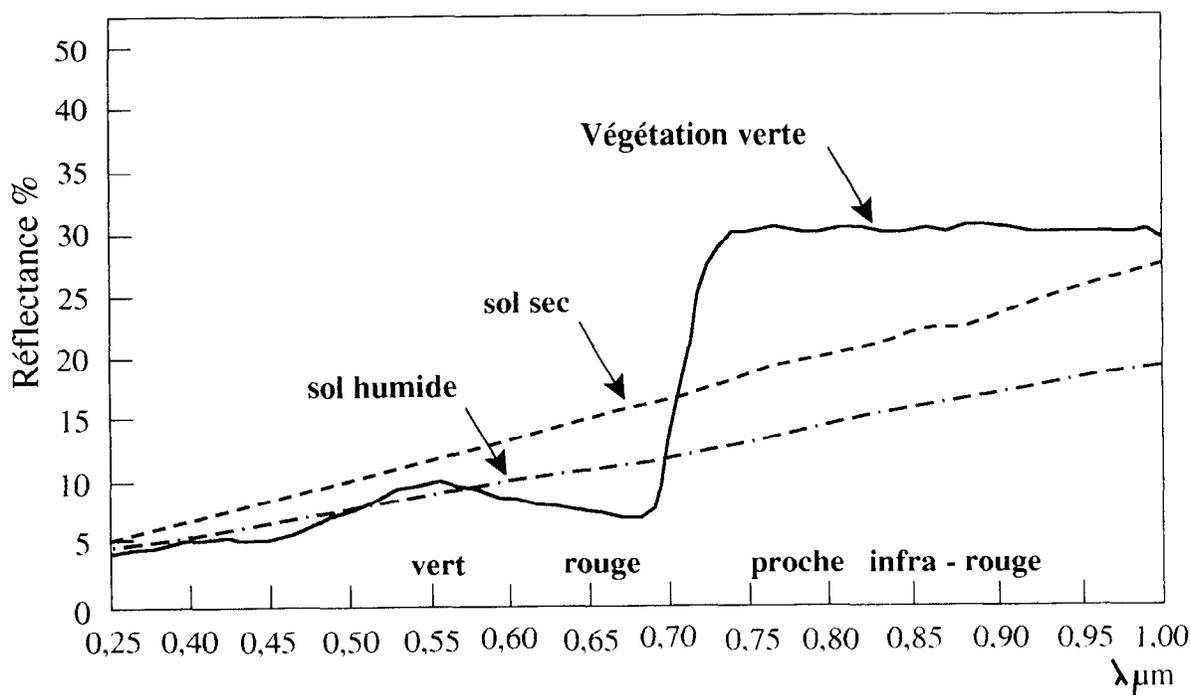


Figure 1.1 : Courbes de réflectance d'un végétal vert et d'un sol sec ou humide d'après (Bariou et al., 1985)

3. Etude des indices de végétation

Un indice de végétation est une combinaison linéaire des canaux qui est utilisée principalement pour estimer la densité du couvert végétal, différencier les grandes unités naturelles ou culturelles et entreprendre dans certains cas la prévision des récoltes. Les travaux consacrés à formulation et à l'évaluation des indices de végétation montrent d'une part leur intérêt indéniable pour la cartographie de l'occupation du sol et en particulier pour l'étude des changements de la végétation. D'autre part, ils révèlent les insuffisances et les limites liées à leur utilisation qui se traduit par le nombre sans cesse croissant des indices qui ont été développés ainsi que par les contradictions dans les résultats obtenus (Bariou R. et al., 1985). Si on prend le cas particulier de la prévision des récoltes, on remarque par exemple que la plupart des indices conçus à cet effet ne sont réalisables le plus souvent qu'au laboratoire à partir des données de radiomètres portables ou d'avions et non sur des images satellites.

Dans le cadre de cette étude, l'utilisation des indices de végétation est menée à titre exploratoire afin d'apprécier leur contribution à l'évaluation de la densité du couvert végétal (ligneux), la discrimination entre les principales cultures et la détection des changements dans l'utilisation du sol à partir des images satellitaires multimodales. Le calcul des indices de végétation est une étape intermédiaire de la méthode de cartographie devant fournir des connaissances a priori sur les paysages pour guider les classifications.

3.1. Les principaux indices

Plusieurs indices de végétation ont été proposés par les chercheurs en télédétection et on peut les regrouper en fonction de plusieurs critères parmi lesquels : l'utilisation qui en est faite, le nombre de bandes combinées et les opérations de bases appliquées aux canaux.

3.1.1. Les indices foliaires

On peut citer :

- Indice de développement foliaire LAI mesure la surface totale des feuilles par unité de surface dans un couvert. C'est l'un des meilleurs indicateurs des potentialités de récolte,
- Indice foliaire chlorophyllien (GLAI) est un cas particulier de LAI où on ne prend en compte que les feuilles vertes. Cet indice ne peut donc être mesuré qu'en période de végétation verte et constitue un meilleur indicateur de production que le LAI,
- Indice de recouvrement foliaire LOI détermine le taux de recouvrement des feuilles dans un couvert végétal,
- Indice d'interception de la radiation solaire SRI détermine la proportion de radiation solaire interceptée par un couvert végétal en fonction de l'indice foliaire,

3.1.2. Les Indices de végétation dans le visible et l'infrarouge

En observant la courbe de réflectance d'un végétal vert et d'un sol nu (figure 1.1), on remarque que les plus grandes différences de réflectance entre deux bandes s'observent dans les longueurs d'ondes correspondant au rouge et à l'infrarouge. On perçoit donc l'intérêt de l'utilisation de ces canaux pour différencier les sols des végétations vertes et estimer ainsi la biomasse. Baret F. et Guyot G. (1991) expliquent ce choix en disant que le canal rouge et le canal proche infrarouge contiennent 90% de l'information spectrale sur la couvert végétal. Cette propriété a donc été exploitée pour formuler de nombreux indices de végétation qui sont regroupés dans le tableau 1.1 en fonction des opérations de base appliquées aux canaux.

3.2. Les limites des indices de végétation

3.2.1. La sensibilité aux conditions atmosphériques

Les nuages non détectés dans les images nécessitent que les canaux soient corrigés afin d'augmenter la corrélation entre les composantes images.

3.2.2. La sensibilité aux conditions (géométrie) de visée

Les conditions de visée incluant l'angle d'élévation solaire, l'angle solaire zénithal, l'angle zénithal et l'angle azimutal de visée conduisent également au besoin de normaliser les données de sorte que les valeurs absolues ne soient pas proportionnelles à l'illumination. A titre d'illustration, les effets de l'angle de visée sont estimés plus importants dans la bande rouge que dans la bande proche-infrarouge mais la différence normalisée $NDVI = (PIR-R)/(PIR+R)$ et l'indice de densité $VIN=PIR/R$ réduisent considérablement cette différence alors que d'autres indices (Perpendicular Vegetation Index) restent sensibles aux changements de géométrie.

3.2.3. La réflectance du sol.

La réflectance du sol influence également sur les indices mais on ne sait pas encore exactement les canaux sensibles. Toutefois, on sait que les sols clairs (grande réflectance) influencent plus que les sols sombres (Huete A. R. et al., 1985). Le NDVI ou la différence normalisée est le plus utilisé des indices de végétation car il est simple à mettre en oeuvre, mais, il dépend des propriétés optiques du sol sous-jacent.

De nombreux autres indices de végétation ont donc été développés afin de combler les limites de la NDVI notamment le PVI ou l'indice perpendiculaire de végétation. Le SAVI et le TSAVI sont plus complexes, mais réduisent considérablement les perturbations dues au sol. (Kauth et Thomas, 1976) proposent la transformation des composantes image d'entrée au moyen d'indices de brillance et de végétation.

Catégorie	Indices	Formules	Remarques
Soustraction entre les bandes du R et du PIR	Colour Vegetation Index ou CVI	$CVI = MSS5 - MSS7$	donne directement les niveaux d'activité chlorophylliennes et la densité du couvert végétal
	Ashburn Vegetation Index ou AVI	$AVI = 2 * MSS7 - MSS5$	le facteur 2 minimise les résultats négatifs et rend compatible cette bande (6bits) avec les autres (8bits)
	Environmental Vegetation Index, est une variante du AVI	$EVI = MSS7 - MSS5$	
	Droite des sols	$MSS7 - 2,40 MSS5$	permet de séparer les sols nus à forte réflectance des sols couverts ou humides
	Difference Vegetation Index	$DVI = 2,40 MSS7 - MSS5$	$DVI < 0$: eau, $DVI = 0$: sol nu, $DVI >$: végétation
Addition entre les bandes R et du PIR	Indice de brillance	$IB = \sqrt{(IR)^2 + (R)^2}$	utilisé en pédologie
	Droite du domaine terrestre	$MSS5 + MSS6$	
	Droite du domaine aquatique	$MSS5 + 2 MSS6$	
Rapport utilisant les canaux R et du PIR	Ratio végétation index	$RVI = R/PIR$ ou $MSS5/MSS7$	discriminateur médiocre pour la végétation verte lorsque le taux de recouvrement est inférieur à 50 %
	Vegetation Index number	$VIN = PIR/R$ ou $MSS7/MSS5$	
	Vegetation Index Difference (Angelici G., L, et Bryant N. A. 1977)	$VIN (t1) - VIN (t2)$,	détection des changements survenus entre deux dates
	Normalised Difference Vegetation Index	$NDVI = (PIR - R)/(PIR + R)$,	Très utilisé, mais application exclusive aux végétations chlorophylliennes
Rapport utilisant les canaux R et du PIR	Transform Vegetation Index ou TVI est une variance du NDVI	$\sqrt{\frac{MSS7 - MSS5}{MSS7 + MSS5} + 0,5}$	0,5 permet d'éviter des valeurs négatives sous la racine. Bonne corrélation avec la biomasse, permet de comparer la biomasse des plantes sous diverses conditions de localisation
Utilisation des autres bandes	Indice de rougeur	$RI = R - V/R + V.$	Estimation de la saturation d'un sol
	Indice de coloration	$IC = (R - B)/R$	
	Indice de densité de végétation	$MSS5 - MSS4$	Forte différence positive synonyme de sol nu et forte différence négative synonyme de végétaion
	Indicateur des sol nus	$(MSS4 - 2MSS5) / 3$	
	Autres rapports de canaux	Vert/Rouge, Rouge/Vert, Bleu/Rouge, PIR/Vert, Vert/PIR, $MSS6/MSS7$ (PIR/PIR)	
Combinaison de 3 ou 4 canaux		$(MSS7 - MSS5)/(MSS5 - MSS4)$	
	Indice de brillance	$IB = \sqrt{(R)^2 + (V)^2 + (B)^2}$	Estimation de la clarté d'un sol

Tableau 1.1 : Classification et comparaison de quelques indices de végétation

Cette transformation a été appliquée aux données LANDSAT/MSS et a été appelée Tasseled Cap Transform. L'indice de brillance tient compte pour des végétations de recouvrement inférieur à 15% de la présence du sol nu.

4. Suivi de l'évolution des groupements végétaux

L'influence des activités humaines sur l'environnement se traduit par des abandons ou des sous exploitations d'espaces, des changements de mode d'exploitation (Lepart J. et J. Escarre, 1983). Les données de télédétection constituent déjà un puissant document d'archives permettant d'identifier les formations végétales présentes dans une région à une époque donnée, mais la principale difficulté reste l'exploitation de données multisources, d'échelles variées et de résolutions différentes pour une analyse diachronique. Comment obtenir des données parfaitement comparables et intégrables ? Quelques solutions envisageables sont :

- l'utilisation d'un SIG (intégrateur de données),
- l'utilisation des photographies numérisées,
- la réalisation des corrections géométriques et radiométriques (homogénéisation des données) de façon à obtenir des données superposables ou comparables,
- l'interprétation séparée des diverses données et report de chacune sur un fond topographique unique,
- la réalisation d'image d'évolution par simple différence entre des classifications dirigées effectuées séparément.

4.1. Correction des données satellites

Comment corriger et disposer des données comparables d'une date d'acquisition à une autre ou d'un capteur à un autre ? C'est en ces termes que se pose le problème de l'utilisation des images satellites multimodales. Pour passer des données satellitaires aux paramètres thématiques, deux approches sont couramment utilisées : une empirique et l'autre analytique (Guyot et al., 1996).

L'approche empirique utilise directement les données numériques fournies par le satellite pour produire la classification ou la cartographie d'une seule image. Cette approche présente les inconvénients suivants :

- on n'obtient de bons résultats que s'il y a des différences accentuées de niveaux radiométriques entre les unités à cartographier,
- la méthode de traitement ou de classification n'est pas valable pour une image d'une autre date ou d'un autre satellite,

- des facteurs perturbateurs peuvent conduire à des confusions ou à de mauvaises interprétations,
- on ne peut donc prétendre avoir des données quantitativement comparables.

L'approche analytique est basée sur les propriétés optiques des objets à cartographier et nécessite donc une correction préalable des données numériques brutes qui permet d'obtenir la réflectance ou la luminance des objets aux sol. On peut donc facilement établir une relation entre ces propriétés optiques et les paramètres thématiques d'intérêts. Cette approche présente l'avantage de fournir des données quantitatives exploitables et comparables entre elles d'une date à une autre ou d'un satellite à un autre. L'inconvénient majeur réside dans la complexité du processus et des techniques de correction.

4.2. Méthode de correction des données numériques brutes

La correction des défauts suit le processus suivant, qui est l'inverse de celui de la formation des images.

4.2.1. Elimination des perturbations dues aux capteur :

Parmi la série d'altérations subies par les données et dues au capteur, il est possible de corriger les effets de la fonction de transfert de modulation (FTM) et la sensibilité spectrale des détecteurs.

La valeur de la FTM représente la capacité du capteur à transférer à l'image enregistrée la modulation spatiale du signal provenant de l'objet cible. Elle peut être modélisée comme un coefficient variant de 0 à 1 par lequel on multiplie le contraste de luminance entre l'objet cible et les objets voisins. Cette valeur est donc une fonction de la valeur relative de la fréquence spatiale par rapport à la fréquence d'échantillonnage f_c du capteur. Cette fonction décroissante est approchée par une variation linéaire entre $0,1 f_c$ et $0,5 f_c$. La limite $f_c/2$ de la fréquence spatiale est donnée par le théorème de Nyquist. Dans (Guyot et al, 1996) on montre que plus la fréquence spatiale est grande, moins la valeur de la FTM est grande et plus l'image est affectée par des perturbations. Il montre également que l'effet de la FTM s'accroît sur la superposition de plusieurs signaux.

Procédure de correction de la FTM

- Déterminer la transformée de Fourier bidimensionnelle de l'image brute
- Corriger le spectre de Fourier en divisant les valeurs réelles et imaginaires pour chaque paire de fréquences correspondant aux lignes et aux colonnes par les valeurs correspondantes de la FTM. Celles des capteur TM et HVR mesurées avant la lancement et vérifiées en orbite sont disponibles en Annexe (tableau A2.3).

- On applique ensuite la transformation inverse au spectre corrigé de l'image et on obtient l'image corrigée des effets de la FTM

La correction de la FTM des satellites est nécessaire lorsque l'on travaille sur une zone agricole avec un petit parcellaire et des cultures très diversifiées car la FTM réduit le contraste entre pixels en fonction de la fréquence de variation de la luminance et étale spatialement les variations radiométriques.

On remarque que les bandes spectrales de SPOT et LANDSAT ne coïncident pas et en considérant les mesures effectuées sur des cibles étendues et homogènes (800 à 4000 pixels), on peut déterminer le coefficient de proportionnalité permettant de passer des données d'un capteur à l'autre. Cette expérience a montré que les capteurs HRV sont plus sensibles que les capteurs TM.

4.2.2. Etalonnage absolu et prise en compte des conditions d'acquisition

Cette étape permet d'obtenir des données exprimées sous forme de grandeur physique (réflectance ou luminance apparente au niveau du capteur) en introduisant un coefficient d'étalonnage et en prenant en compte les conditions d'acquisition.

4.2.3. Correction des effets atmosphériques

On élimine les effets de l'atmosphère en considérant le rayonnement de l'environnement et la luminance du trajet optique qui s'ajoute au rayonnement de la cible. On obtient une réflectance apparente qui est relative à une surface fictive plane et horizontale où on suppose un éclairage uniforme.

4.2.4. Correction des effets topographiques et directionnels

Les capteurs SPOT peuvent dépointer leur axe de visée de -27° à $+27^\circ$ par rapport à la verticale pour pouvoir accéder fréquemment à une cible. Cette étape permet de passer aux propriétés optiques réelles de la surface. On corrige les effets produits par les variations d'éclairage dues à la topographie.

4.3. Correction des effets et indices de végétation

La différence normalisée est affectée par la sensibilité radiométrique du capteur, son étalonnage et les effets atmosphériques. Il est par conséquent difficile de comparer des indices de végétation calculés à partir de données brutes. D'autre part les seules valeurs de NDVI qui soient parfaitement comparables d'un jour à l'autre et d'un satellite à l'autre sont celles calculées à partir des réflectances au niveau du sol (Guyot G et Gu X. F., 1994).

Or, puisqu'il est aussi difficile de corriger les effets atmosphériques, il est conseillé de calculer le NDVI à partir des réflectances apparentes au niveau du satellite car on tient compte de l'éclairement solaire et des coefficients d'étalonnage des capteurs.

Le passage des données de $NDVI_{DC}$ obtenu à partir de données brutes (comptes numériques) à celles de $NDVI_r$ calculé à partir des données de réflectance apparente est définie par une relation linéaire :

$$- NDVI_r(HRV) = 0.961 NDVI_{DC} + 0.182 \quad (r=0.998)$$

$$- NDVI_r(TM) = 0.975 NDVI_{DC} + 0.100 \quad (r=0.994) \text{ où } r \text{ est le coefficient de corrélation.}$$

Cette correction approchée est valable lorsque NDVI est compris entre -0,5 et 0,4. Sinon on il est conseillé d'utiliser la formule suivante :

$$- NDVI_r = (A_R E_R DC_{PIR} \times A_{PIR} E_{PIR} DC_R) / (A_R E_R DC_{PIR} + A_{PIR} E_{PIR} \times DC_R)$$

où les A sont les étalonnages du capteur, les E sont les éclairagements solaires et les DC les comptes numériques. Les paramètres d'étalonnage des instruments HRV1 de Spot et TM de Landsat sont données en Annexe 2 (tableau A2.4).

CHAPITRE 2

TRAITEMENTS D'IMAGES DE BASE SOUS LES

LOGICIELS OSIRIS ET PLANETE

1. Introduction

OSIRIS (Outil et Système Intégré de Recherche en Imagerie Spatiale) est un logiciel de traitement d'images satellites et de cartographie développé par les chercheurs de l'ORSTOM. Cet outil disponible sur station SUN sous l'environnement UNIX, intègre des modules issus de PLANETE et OPAL qui sont également des logiciels de traitement d'images de télédétection de l'ORSTOM. L'utilisateur dispose de toute la panoplie des traitements d'images de base : la visualisation et la modification d'image, l'Analyse en Composantes Principales (ACP) et la création des compositions colorées, l'acquisition d'images de sources différentes et la création de sorties graphiques, la classification et le filtrage, les opérateurs de morphologie mathématique, calculs statistiques, transformations géométriques et radiométriques...

PLANETE offrent également des possibilités de macroprogrammation (scripts) qui permettent d'automatiser certains traitements (Voir chapitre 3). Ce chapitre présente les traitements d'image de base exploités et les exemples illustrant ces traitements sont données dans le chapitre 4.

2. Visualisation des images

Les images peuvent être visualisées en niveau de gris ou en utilisant une palette de couleurs. Il suffit d'indiquer le nom de l'image (88-239), le numéro de canal (1, 2, ou 3) et la palette à utiliser si c'est nécessaire. OSIRIS permet d'améliorer automatiquement la qualité de l'affichage en modifiant la dynamique des niveaux de gris.

L'affichage de l'histogramme permet d'autre part de visualiser graphiquement la répartition des valeurs des pixels. Les nouveaux canaux peuvent être obtenus par transformation d'histogramme. On peut ainsi améliorer le contraste d'une image, la binariser ou effectuer un seuillage quelconque.

3. Création d'une composition colorée

Une composition colorée est une combinaison de trois bandes spectrales dans laquelle on associe une bande à chacune des couleurs rouge, vert et bleu. De nombreuses applications montrent l'intérêt de l'interprétation visuelle d'une composition colorée en vue d'une cartographie (Girard C. M. et Blasco F., 1996). La création d'une composition colorée avec OSIRIS passe par deux étapes.

Première étape : On choisit le type de palette qui sera créée parmi les trois proposés (666, 884 ou 766). Chaque chiffre détermine le niveau de chaque canal qui dépend de la largeur des histogrammes des canaux. Le produit des trois niveaux devant être inférieur à 256. On utilise

ensuite la fonction cumul pour obtenir les valeurs minimales et maximales pour chaque canal (tableau 2.1) et on peut dès lors visualiser le résultat correspondant. Cette étape, appelée test graphique permet à l'utilisateur de modifier itérativement les valeurs jusqu'à obtenir un résultat visuel satisfaisant. Ce test graphique n'est pas intégré dans la dernière version d'OSIRIS fonctionnant sous SOLARIS 2.

		Valeurs estimées sur histogramme		Valeurs calculées avec la fonction cumul		Valeurs retenues	
Spect.	N°Canal	Min	Max	Min	Max	Min	Max
B	1	58	114	0	102	40	105
V	2	50	131	0	114	48	120
R	3	65	120	0	112	38	118

Tableau 2.1 : Valeurs radiométriques minimales et maximales à chaque étape

Deuxième étape : L'utilisateur fournit en entrée les canaux utilisées, les valeurs minimales et maximales retenues à l'étape précédente et le niveau pour l'adaptation de la dynamique de chaque canal avant la composition colorée.

4. Classification multispectrale d'une image

L'objectif de la classification est de produire à partir de mesures radiométriques, une image thématique qui est une interprétation et une catégorisation des objets associés aux mesures. Il s'agit d'obtenir des classes telles que deux pixels de la même classe se ressemblent le plus possible et deux pixels de deux classes distinctes se ressemblent le moins possible.

Le processus de classification passe par l'établissement des classes de signature et la classification de chacun des pixels en fonction des signatures. Lorsque la nature des objets de l'image est à priori connue et qu'on l'utilise pour l'établissement des classes (algorithme d'apprentissage), on dit que la classification est dirigée. Dans l'autre cas, si aucune information sur la signature des objets n'est connue, l'algorithme de classification doit alors rechercher par association entre les pixels, les signatures les plus communes de la scène afin de déduire des signatures d'objets virtuels. On dit alors que la classification est non dirigée.

Puisqu'une classe est en général représentée par une région spectrale et qu'il y a presque toujours un chevauchement des signatures, les règles de décision pour le découpage de l'espace spectral constituent un problème central des algorithmes de classification. Il existe à cet effet plusieurs fonctions de décision ou fonctions discriminantes. Certaines exploitent les paramètres statistiques des classes (fonctions paramétriques) et d'autres ne s'appuient sur aucune connaissance préalable des paramètres statistiques (figure 2.1).

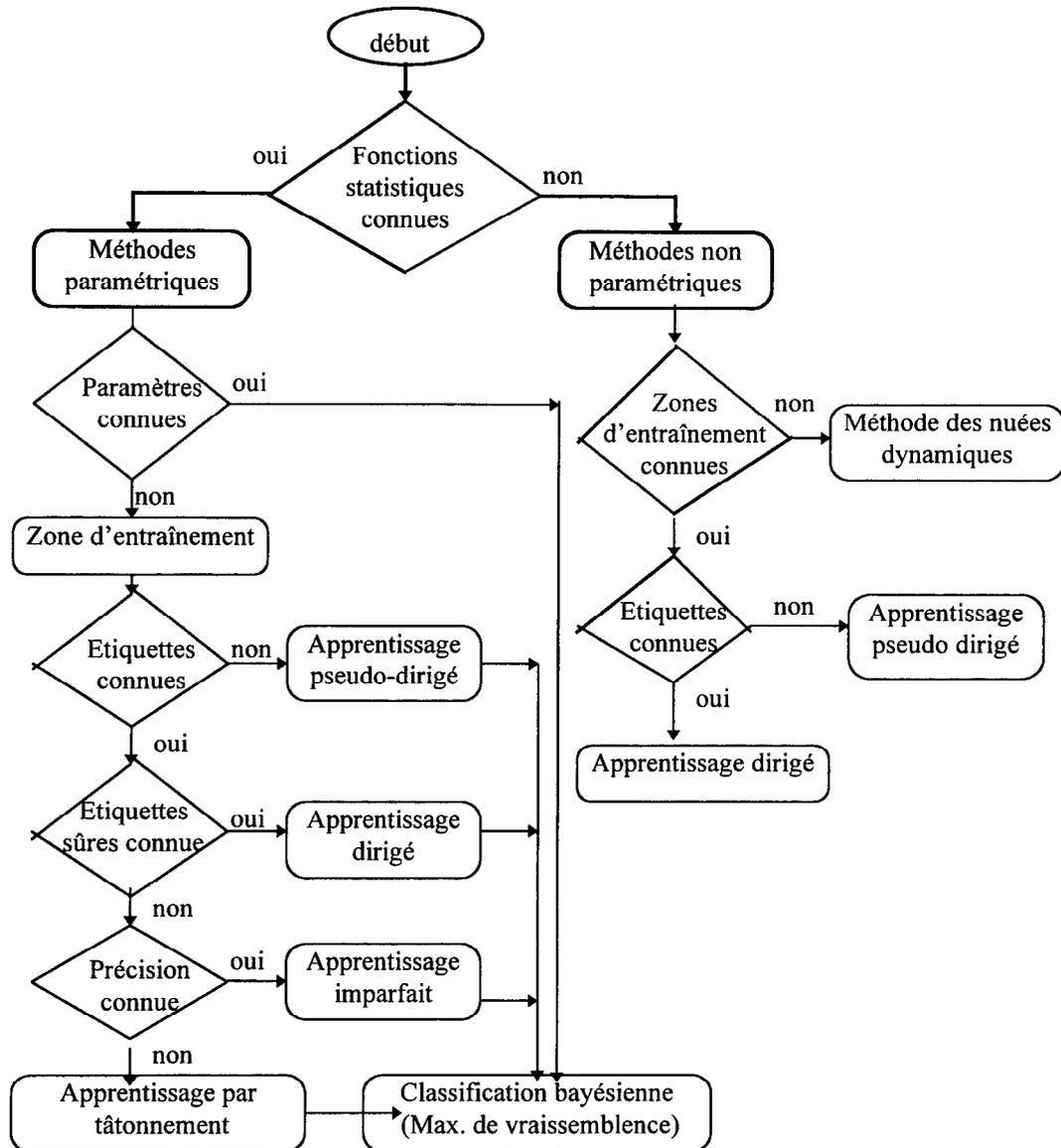


Figure 2.1 : Méthodes de classifications paramétriques et non paramétriques (Bonn F et Rochon G., 1996).

Dans le cadre de cette étude, nous nous sommes intéressés essentiellement aux méthodes non paramétriques et deux méthodes ont été testés sur les images disponibles : la méthode des nuées dynamiques et une méthode d'apprentissage pseudo dirigée.

4.1. La méthode de classification non dirigée

L'histogramme de la composition colorée est visualisé et le choix du nombre de classe est décidé en fonction des modes observés. Nous utilisons ensuite la classification par les Nuées Dynamiques sous OSIRIS. Les étapes sont les suivantes :

- création d'un fichier des n-uplets (.clu)
- classification des n-uplets (création d'un fichier de nuages .ng)
- production d'une carte thématique à partir du fichier de nuages

Cette technique appartient aux méthodes de classification non dirigée. Ce qui suppose que l'on calcule une partition d'un ensemble de données (les pixels) sans émettre d'hypothèse à

d'hypothèse à priori sur les propriétés des classes. Cette méthode de classification est basée sur l'agrégation de groupes de points que l'on améliore itérativement contrairement aux autres méthodes qui sont basées sur le choix d'un seuil, ou qui recherchent la partition qui minimise un certain critère. On peut citer dans cette dernière catégorie les algorithmes de programmation dynamique (Jensen R. E., 1969) et les algorithmes utilisant la logique floue (Ruspini E. H., 1970).

La méthode des nuées dynamiques a été appliquée avec succès dans plusieurs domaines tels que la reconnaissance des formes (Diday E., 1978) et la neurologie (Diday E., 1971) pour dissocier des objets en se basant sur un ensemble de paramètres caractéristiques.

En traitement d'image cette technique est utilisée pour classer des pixels d'une image I à x lignes et y colonnes en K classes (C_1, C_2, \dots, C_K) en se basant sur ses valeurs dans les bandes spectrales (I_1, I_2, \dots, I_m) qui sont utilisées pour la classification. On note successivement :

- $P(E)$ l'ensemble des parties de E , d une distance définie entre E et P ($d : E \times P \rightarrow \mathbb{R}^+$).
- $P_i(E)$ l'ensemble des parties de E ayant n_i objets
- E_1, E_2, \dots, E_k : K parties de E avec $E_i \in P_i$
- $L_K = P_1 \times P_2 \times \dots \times P_K$
- $T = \{k \in \mathbb{N} / 1 \leq k \leq K\}$
- $r : E \times T \times L_K \rightarrow \mathbb{R}$ une fonction d'agrégation - écartement. On peut par exemple prendre un cas simple où $r(x, k, L) = d(x, C_k)$ avec $L \in L_K$.

L'algorithme de classification d'une image multispectrale par la méthode des nuées dynamiques adaptée de (Diday E., 1971) peut être résumé par les étapes suivantes :

L'ensemble $E = \bigcup_{i=1}^x \bigcup_{j=1}^y \{(I_1(i, j), I_2(i, j), \dots, I_m(i, j))\}$ des m -uplets définis par $I_1 \times I_2 \times \dots \times I_m$

est d'abord calculé. Des étalons de départ ($n=0$) définis par $L^{(0)} = (E_1^{(0)}, E_2^{(0)}, \dots, E_K^{(0)})$ sont ensuite choisis pour chaque classe. Ils peuvent être obtenus par un tirage au hasard, par un algorithme de classification hiérarchique ou une analyse factorielle (Diday E., 1971).

De façon itérative (figure 2.2), on calcule un tableau de distance entre les éléments x de E et les $E_i^{(n)}$ qui permet de créer une partition de E en K classes en regroupant les éléments plus proches de $E_i^{(n)}$.

On calcule de nouveaux étalons $L^{(n+1)} = (E_1^{(n+1)}, E_2^{(n+1)}, \dots, E_K^{(n+1)})$ où $E_i^{(n+1)}$ est l'ensemble des n_i m -uplets qui minimisent $r(x, i, L^{(n)})$ pour $i \in T$. On prend $n_i = (3/4) \text{card}(E)$. L'algorithme s'arrête lorsque $L^{(n+1)} = L^{(n)}$. Diday E. (1978) a montré que $L^{(n)}$ converge et que sa limite L est un optimum local. C'est à dire que la classification obtenue ne peut être

améliorée à ce niveau par le même principe d'agrégation écartement. Chaque pixel de l'image peut ensuite être aisément associé à une classe de la partition (C_1, C_2, \dots, C_K) de E obtenue.

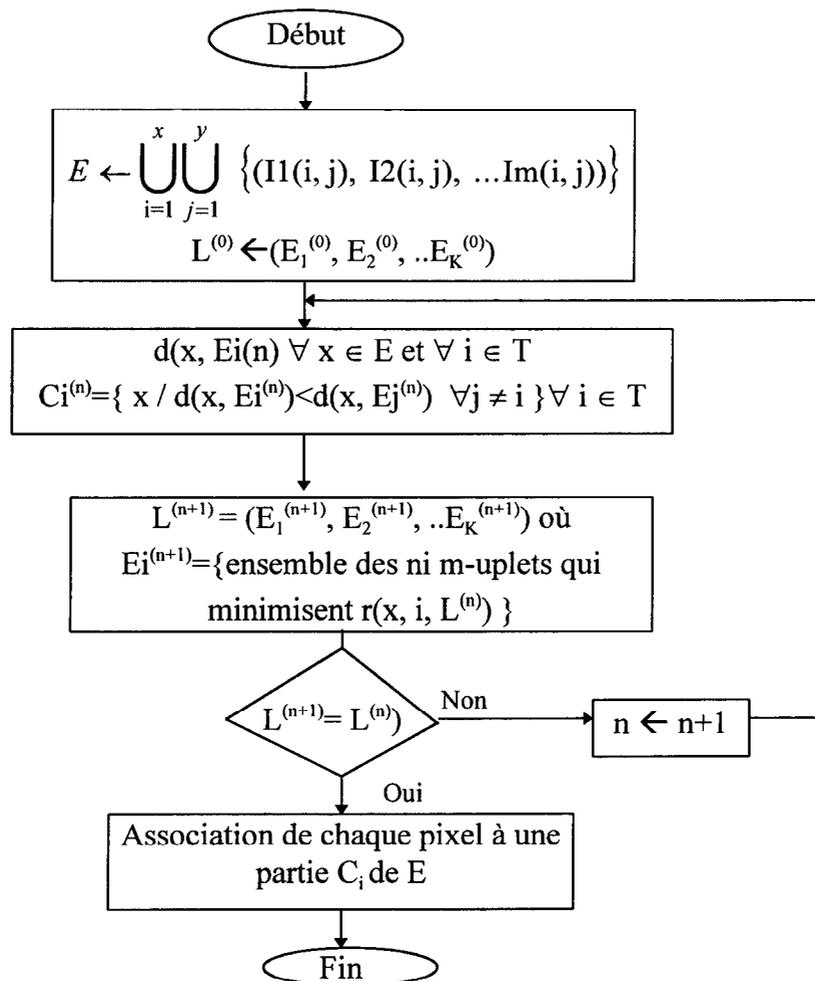


Figure 2.2 : Algorithme de classification par les Nuées Dynamiques

4.2. Méthode de classification dirigée

Dans cet approche, l'algorithme de classification utilise les étalons créés à partir des zones d'entraînement qui sont fournies par l'utilisateur ainsi des paramètres statistiques associés.

Si les étiquettes des zones d'entraînement ne sont pas connues, on dit que l'apprentissage est pseudo-dirigé (Bonn F. et Rochon G., 1996). Dans le but de produire une carte thématique exploitable, les cartes des sols et des potentialités agricoles (Brabant P. et Gavaud M., 1984 et 1985) au 1/500 000 sont utilisées pour identifier les zones réputées invariantes. On arrive ainsi à attribuer une étiquette plus significative aux zones d'entraînement en tirant également profit de notre connaissance préalable du terrain (Fotsing E. et Madi A., 1999). Toute fois, une vérification systématique devra être effectuée plus tard sur le terrain. Les principales étapes du processus de classification sont les suivantes :

- Interprétation visuelle des composition colorées en vu du choix des zones d'entraînement,
- Identification des unités agricoles et pédologiques à partir de la carte des ressources en terres (Brabant P. et Gavaud M., 1984 et 1985),
- Création des zones d'entraînement
- la classification peu ensuite être effectuée par l'algorithme des distance euclidiennes, des distances de Sebestyen ou la méthodes hypercubes disponible sous OSIRIS.

5. Les filtres

Les techniques de filtrage d'image visent en général à éliminer le bruit qui peut être considéré comme un défaut du détecteur ou une information différente de celle étudiée. Nous exploitons les filtres dans cette étude pour homogénéiser les résultats des classifications. On distingue plusieurs types de filtres conduisant à différents effets.

5.1. Les filtres de fréquence

Ils sont basés sur la notion de fréquence spatiale et sont utilisés soit pour éliminer le bruit, soit pour faire ressortir des structures, des linéaments ou des textures dans les images. La courbe du profil d'une ligne image peut être associée à des composantes sinusoïdales ayant chacune une longueur d'onde et une amplitude. On peut donc distinguer des zones de hautes et de basse fréquences. L'ensemble des fréquences qu'on peut ainsi définir pour toute l'image représente le spectre des fréquences spatiales. Cet ensemble de fréquence correspond en dimension deux à la transformée de Fourier définie par :

$$(1) : F(u, v) = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} I(i, j) A(i, j; u, v) \text{ où :}$$

- I est la fonction image et F est la transformée de Fourier ou encore l'amplitude de l'onde de fréquence u, v.
- m est le nombre de ligne et n le nombre de colonnes de l'image
- A est une séries de fonctions orthogonales

Selon la fréquence spatiale que ceux ci transmettent, on distingue des filtres passe-haut et les filtres passe-bas. Les filtres passe-haut permettent de rehausser les arêtes des zones assez homogènes alors que les filtres passe-bas conserve les larges zones homogènes.

5.2. Les filtres statistiques

Ils utilisent les données statistiques (moyenne, médiane, maximum, minimum) des pixels voisins pour changer la valeur du pixel central. On peut citer le filtre médian et le filtre majoritaire. Nous avons appliqué des filtres majoritaires avec un élément structurant 3x3, puis 5x5 pour améliorer le résultat des classification car on remarque des hétérogénéités locales ou

des pixels isolés dans de grandes zones homogènes et ceux ci sont indésirables pour la cartographie.

5.3. Les filtres morphologiques

Les opérateurs de Morphologie Mathématique que nous étudions en détail au chapitre 4 sont des cas particuliers de filtre statistique. Les opérations de base de la morphologie mathématique repose sur le minimum et le maximum des pixels voisins. On combine ensuite ces opérations pour définir des filtres plus complexes tels que les chapeaux haut de forme et les filtres connexes.

5.4. Les filtres directionnels

Le filtre gradient est un exemple de filtre directionnel qui consiste à effectuer une dérivation de la fonction des niveaux de gris suivant une direction donnée. Cette opération peut être effectuée en appliquant à l'image un masque de convolution convenablement choisi (Akono A., 1996).

6. L'analyse en composantes principales

L'Analyse en composantes principales (ACP), encore appelée transformée de Hotelling est l'une des nombreuses techniques utilisées pour améliorer la qualité des images en vue de leur interprétation. Etant donnée la difficulté de visualiser simultanément plus de trois bandes spectrales d'une image, on cherche à se ramener à trois composantes sans perdre beaucoup d'information. La transformée de Hotelling est une transformation orthogonale qui suit la même équation que celle de la transformée de Fourier (1). Elle s'applique à une matrice carrée de taille N et A vérifie la condition suivante :

$$\lambda(u, v) A(m, n; u, v) = \sum_{m=0}^{N-1} \sum_{n=0}^{N-1} K(m, n, m1, n1) A(m1, n1, u, v) \text{ où } K \text{ est la fonction de covariance}$$

de la série des composantes image et λ sont les valeurs propre de K.

On suppose, et c'est en général le cas, que les points représentant les valeurs dans les différentes bandes d'une image ont tendance à se regrouper en un nuage voisin d'un ellipsoïde (**figure 2.3**). Ceci explique qu'il existe une corrélation entre les composantes d'une image. La transformée de Hotelling réduit cette corrélation en opérant une rotation des axes (**figure 2.4**) de l'espace spectral et les nouveaux axes ou composantes principales sont définis par les vecteurs propres des composantes initiales

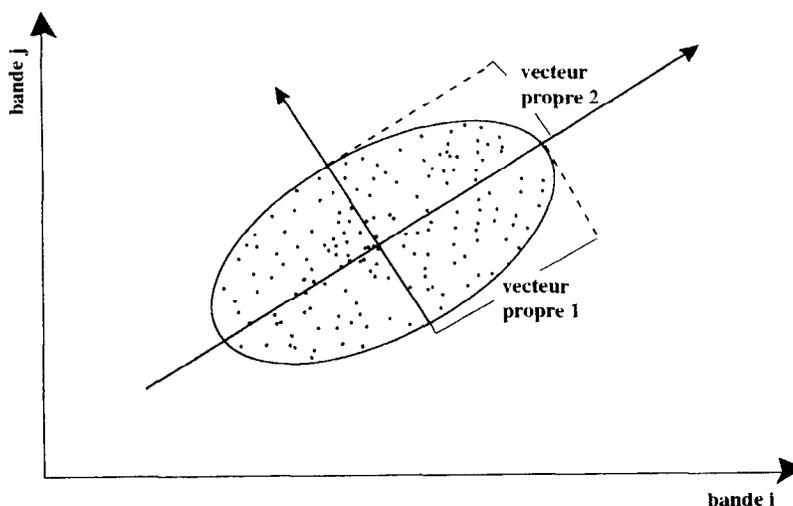


Figure 2.3 : Distribution des données spectrales dans un espace à 2 dimensions (Bonn F. et Rochon G., 1996).

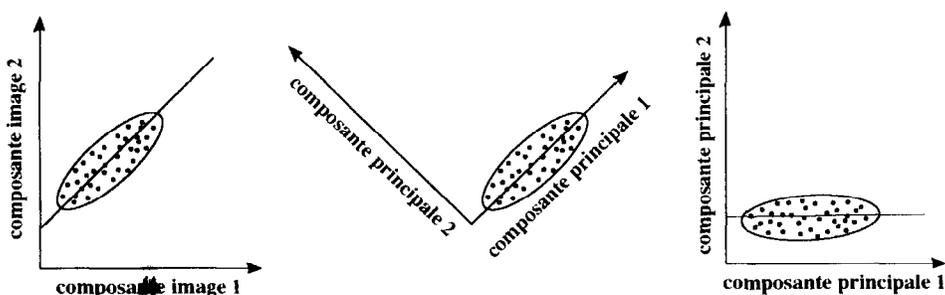


Figure 2.4 : Rotation d'axes suivant les vecteurs propres de 2 composantes principales (Bonn F. et Rochon G., 1996).

7. Les indices de végétation

Au regard de la grande diversité des indices de végétation qui ont été développés, il est assez difficile de trouver des outils de traitements d'image de télédétection qui les intègrent entièrement. Les chercheurs en télédétection effectuent en général des choix qui peuvent être guidés par le type de données ou d'application qui a motivé la mise en place de l'outil. Sous le logiciel OSIRIS, le choix s'est porté sur les indices suivants :

- Vegetation Index Number : Puisque cet indice n'est qu'un simple rapport de canaux, il peut être exploité pour créer les autres indices basés sur les rapports de canaux,
- l'indice brillance généralisé qui utilise un nombre de canal fourni par l'utilisateur : les plus connus (tableau 1.1) utilisent 2 canaux (IR et R) ou 3 canaux (R, V et B).

$$IB = \sqrt{(IR)^2 + (R)^2} \text{ ou } IB = \sqrt{(R)^2 + (V)^2 + (B)^2} ,$$

- le Normalised Difference Vegetation Index (NDVI = (PIR-R)/(PIR+R) qui est l'un des plus utilisés,

- les indices plus simples tels que la somme et la soustraction de canaux sont faciles à réaliser.

Application des indices :

De nombreux travaux (Belghith A., 1990, Bonn F. et Rochon G., 1996) ont montré qu'en présence de recouvrement de végétaux verts inférieur à 25%, les indices de brillance fournissent une meilleure corrélation que l'indice de végétation car la réponse spectrale fournie par les données des satellites dans cette région dépend essentiellement du sol.

Nous calculons l'indice de brillance sur l'image de KJ 88-329 du 04-04-1986 correspondant à la saison sèche où les paysages sont dominés par les brûlis et les sols nus, avant les périodes culturales. L'indice de végétation normalisée est ensuite calculé sur l'image de KJ 87-329 du 11-10-88 qui correspond à la saison de pluie où on observe les paysages les plus verdoyants de l'année. Un exemple d'exploitation combinée de ces deux indices pour la classification d'images est donné au chapitre 4.

8. Le recalage géométrique des images

L'analyse diachronique des images multi-temporelles et multimodales nécessite que celles ci soient directement superposables afin de pouvoir créer une image multitemporelle. En particulier, pour localiser et interpréter les structures d'une scène d'image, on effectue un recalage de cette dernière avec une carte topographique qui a été préalablement numérisée et traitée (Annexe 3) dont on a une connaissance un peu plus précise, mais qui a une projection et un système de référence différent de celui de l'image.

Le processus permettant d'effectuer cette correction géométrique sous OSIRIS utilise une transformation polynomiale ou une méthode de triangulation. Dans les deux cas, il faut au préalable effectuer une saisie des points d'amer : on identifie des points de référence sur la carte topographique et on leur associe un correspondant sur l'image à rectifier

La rectification polynomiale suit les étapes suivantes :

- le calcul du modèle : les coefficients du polynôme sont déterminés par la méthode des moindres carrés et les erreurs quadratiques moyennes sont affichés à l'écran.
- OSIRIS permet d'ajouter ou supprimer des points d'amer afin de minimiser les erreurs
- la rectification de l'image peut ensuite être effectuée

L'utilisation d'un polynôme d'ordre 1 (Fotsing E. et Madi A. 1999) exige la saisie d'un minimum de 3 points d'amer et celle d'ordre 2 exige la saisie d'un minimum de 6 points. On choisit en général un nombre de points plus élevé mais il faut préciser que la qualité du recalage dépend plus de la précision de saisie que du nombre de points.

CHAPITRE 3

LES TRAITEMENTS DE MORPHOLOGIE MATHÉMATIQUE

CONCEPTS ET ALGORITHMES

1. Introduction

La création d'une carte thématique suppose en général une certaine généralisation spatiale qui consiste à ignorer les hétérogénéités locales au profit de la classe des objets dominants (Bonn F. et Rochon G., 1996). En effet les résultats bruts des classifications sont le plus souvent inexploitable à cause de ces hétérogénéités qui peuvent être un reflet de la structure de l'occupation réelle du sol mais sont considérés comme du bruit. L'objectif de la cartographie est d'obtenir des zones plus homogènes et de supprimer les petites zones par rapport à l'échelle de la carte finale.

Mieux que les filtres, une utilisation judicieuse des opérateurs de Morphologie Mathématique appliquée aux images binaires permet de réduire ou d'éliminer dans certains cas ces imperfections (hétérogénéités et petites zones). Les expériences décrites par Debaine F. et al. (1988) puis par Legeley Padovani A. et Mering C. (1997) montrent qu'en étendant la Morphologie Mathématique aux images en teintes de gris on arrive à extraire des éléments linéaires tels que les failles ou le réseau hydrographique.

La Morphologie Mathématique est une théorie très complète et cohérente constituée d'un ensemble d'opérations de traitement d'images basés sur les formes. Le principe qui repose sur la théorie des ensembles consiste à comparer les objets d'une image avec un objet de référence, de forme et de taille données qu'on appelle élément structurant. Nous présentons d'abord les traitements morphologiques en montrons leurs effets sur des images binaires. On s'intéresse ensuite à l'application de ces traitements aux images en teintes de gris et on étudie les résidus de ces transformations.

2. Morphologie Mathématique appliquée aux images binaires

Les opérateurs de *Morphologie Mathématique* de base sont l'*érosion* et la *dilatation*. Ceux ci sont à la base des autres opérateurs plus complexes tel que l'*ouverture*, la *fermeture*, la *squeletisation*, le *reconstruction géodésique*.

2.1. *Erosion et dilatation*

On considère une image binaire I en entrée qui sera transformée en une image S en appliquant un élément structurant M qui sera défini convenablement. On note respectivement :

- $E^{Mn}(I) = S$, une *érosion* de taille n
- $D^{Mn}(I) = S$, une *dilatation* de taille n

Algorithme de l'érosion

Pour $i = 1$ à n

Pour $j = 1$ à m

Si $M1 = I(i-1:i+1, j-1:j+1)$ alors $S(i, j) = 1$

Sinon $S(i, j) = 0$

$$\text{Avec } M1 = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

FinPour

On remarque que les régions homogènes de l'image érodée (figure 3.1c) restent inchangées. De même lorsque le pixel en entrée représente le fond (pixel à 0), il reste inchangé indépendamment de ses voisins. Par contre, lorsque le pixel en entrée représente l'objet (pixel à 1) il passe à 0 si au moins un de ses voisins est à 0. On dit que ce pixel s'érode de l'objet et devient le fond.

Algorithme de la dilatation

Pour $i = 1$ à n

pour $j = 1$ à m

Si $M0 = I(i-1:i+1, j-1:j+1)$ alors $S(i, j) = 0$

Sinon $S(i, j) = 1$

$$\text{Avec } M0 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

FinPour

De même, on remarque que les régions homogènes de l'image dilatée (figure 3.1b) restent également inchangées mais, lorsque le pixel en entrée est un objet (pixel à 1), il reste inchangé indépendamment de ses voisins. C'est plutôt les pixel à zéro qui passent à 1 lorsque leur voisinage contient au moins un pixel à 1. On dit que ce pixel se dilate pour augmenter la taille de l'objet.



Figure 3.1 : Erosion (c) et dilatation (b) d'une image binaire (a)

L'érosion permet donc de séparer les objets qui sont faiblement connectés et diminue uniformément la taille des objets en relation avec le fond alors que la dilatation permet de combiner des objets qui sont proches et élargit uniformément la taille des objets. Toute fois, il faut remarquer que d'autres éléments structurants de taille et de forme différentes de celles de $M0$ et $M1$ peuvent être utilisés. On trouve à cet effet des éléments structurants de forme hexagonale et d'autres qui sont carrés mais qui érodent dans une direction donnée (Diagonale, Nord-Sud ou Ouest-Est).

2.2. Ouverture et fermeture

Une *ouverture* de taille n est une composition de n érosions suivies de n dilations et on note : $O^{Mn}(I) = D^{Mn} \circ E^{Mn}(I)$. L'*ouverture* (figure 3.2b) permet d'éliminer les pixels isolés et contribue à la déconnexion des objets faiblement connectés. Ni la taille, ni la forme des objets n'est altérée.

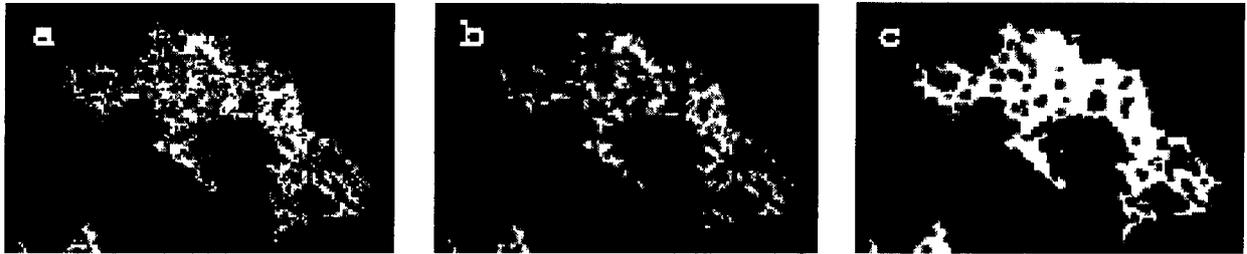


Figure 3.2 : Ouverture (b) et Fermeture (c) d'une image binaire (a).

La *fermeture* de taille n est l'inverse d'une ouverture de taille n c'est à dire que c'est une composition de n dilations suivies de n érosions et on note $F^{Mn}(I) = E^{Mn} \circ D^{Mn}(I)$. La *fermeture* (figure 3.2c) a pour but de fermer les trous uniques dans les objets et rend connexe les entités voisines.

2.3. La reconstruction géodésique

La *reconstruction géodésique* vise à éliminer les petites composantes connexes sans modifier la taille ou la forme des objets. L'image originale I est appelée masque et on utilise en général comme marqueur, une érosion de taille n donné. Le marqueur est successivement dilaté et on effectue l'intersection avec le masque. L'opération s'arrête lorsque deux intersections sont égales (figure 3.3). On obtient ainsi une image R où toutes les petites zones ont été éliminées. La figure 3.4 illustre les résultats de chaque étape de l'algorithme.

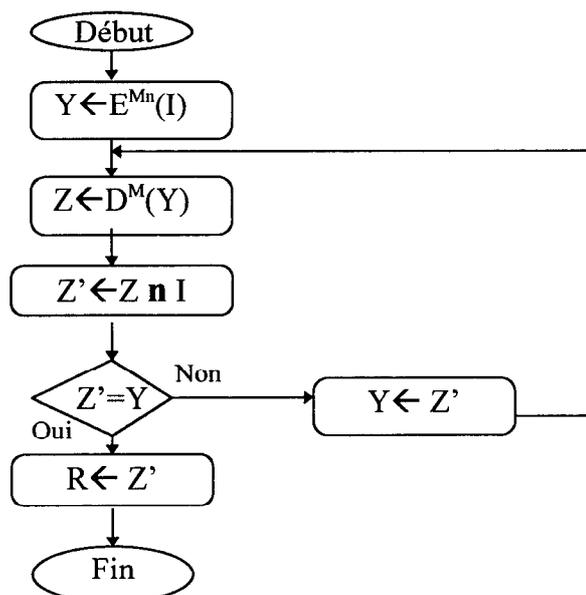


Figure 3.3 : Algorithme de la reconstruction géodésique

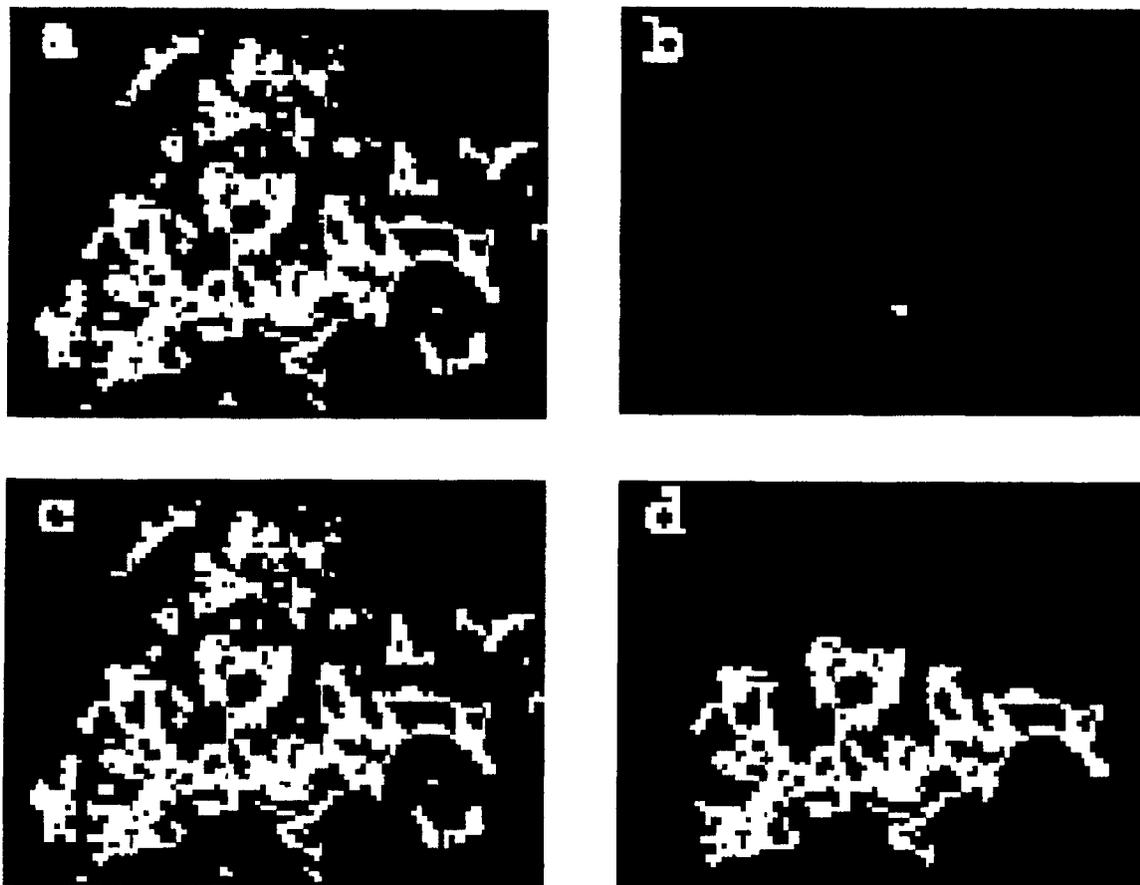


Figure 3.4 : La reconstruction géodésique (d) d'une image binaire (a) utilisant une érosion de taille 2 comme marqueur (b), masque + marqueur (c).

On remarque sur la figure 3.4d que seuls les pixels connexes à un point de l'intersection du marqueur et de l'image initiale sont reconstruits.

2.4. Bouchage des trous par la méthode d'inversion-reconstruction-inversion

La reconstruction géodésique est exploitée pour boucher de façon efficace les petits trous qui apparaissent dans une zone homogène (figure 3.5a). Il suffit d'inverser l'image, d'appliquer une reconstruction géodésique et d'inverser à nouveau l'image. Lorsque l'image est inversée (figure 3.5b), les petits trous sont considérés comme du « bruit ». En appliquant une reconstruction géodésique, on élimine ce bruit (figure 3.5c). On inverse ensuite l'image résultante pour obtenir une image où les trous sont bouchés (figure 3.5d).

3. La morphologie mathématique appliquée aux images en teintes de gris

On s'intéresse dans ce cas aux images en teintes de gris c'est à dire que les niveaux de gris sont répartis entre 0 et 255. Il peut s'agir d'une image SPOT panchromatique, un canal d'une image multispectrale ou un néocanal (indice de végétation, ACP...). Pour nos illustrations, nous utilisons la première composante d'une ACP.

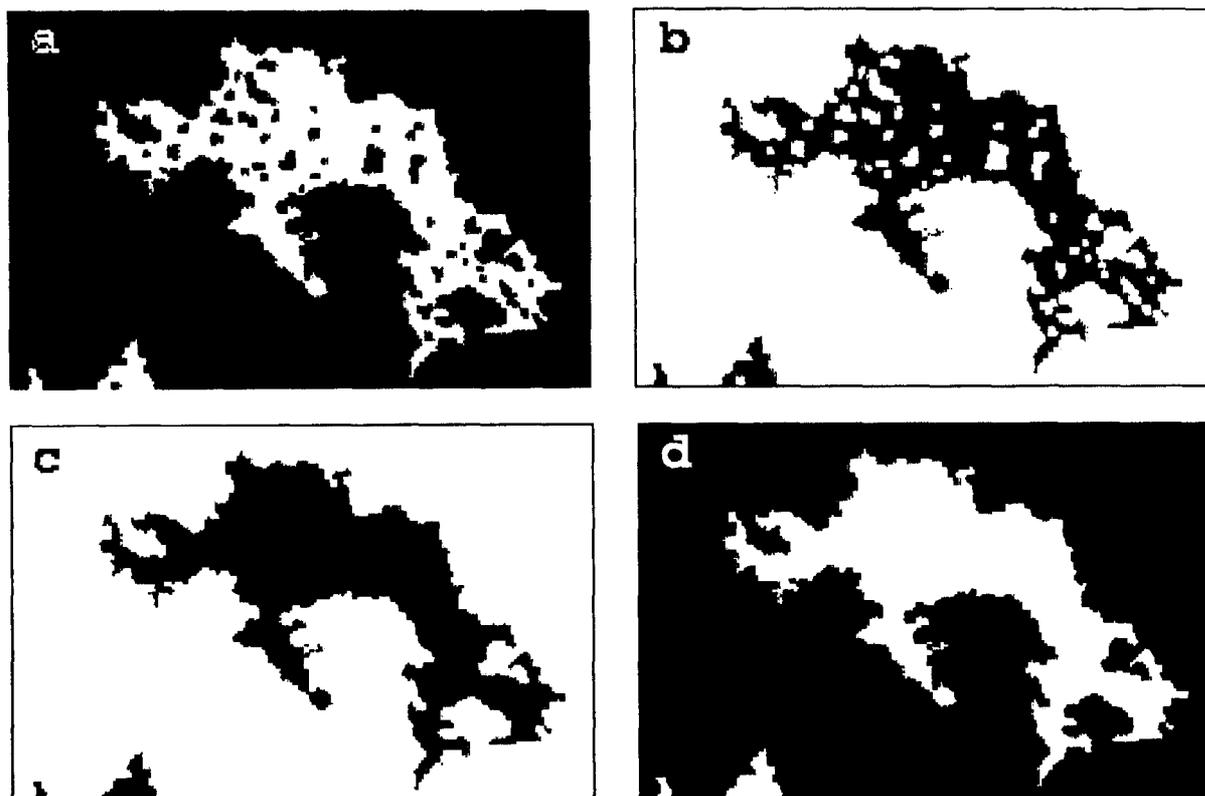


Figure 3.5 : Le bouchage des trous sur une image (a) par inversion (b), reconstruction de l'image inversée et une nouvelle inversion (d).

3.1. Erosion et dilatation en teinte de gris

Soient $x=(i, j)$ un point d'une image, f la fonction qui à x associe son niveau de gris et B_x le voisinage de x défini par l'élément structurant B centré en x . On définit l'*érosion* et la *dilatation* en teinte de gris de la façon suivante :

- l'*érosion* : $E^B f(x) = \inf \{f(u) ; u \in B_x\}$
- la *dilatation* : $D^B f(x) = \sup \{f(u) ; u \in B_x\}$

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

En traduisant autrement les algorithmes d'*érosion* et de *dilatation* binaires écrits dans la partie précédente de ce chapitre, on remarque que l'*érosion* et la *dilatation* binaires sont donc des cas particuliers d'opérateurs morphologiques appliqués aux images en teintes de gris.

3.2. Ouverture et fermeture en teinte de gris

L'*ouverture* et la *fermeture* d'une image conservent les mêmes définitions que celles données dans le cas des images binaires, soient respectivement :

- l'*ouverture* : $f_b(x) = D^B (E^B f(x))$
- la *fermeture* : $f^B(x) = E^B (D^B f(x))$

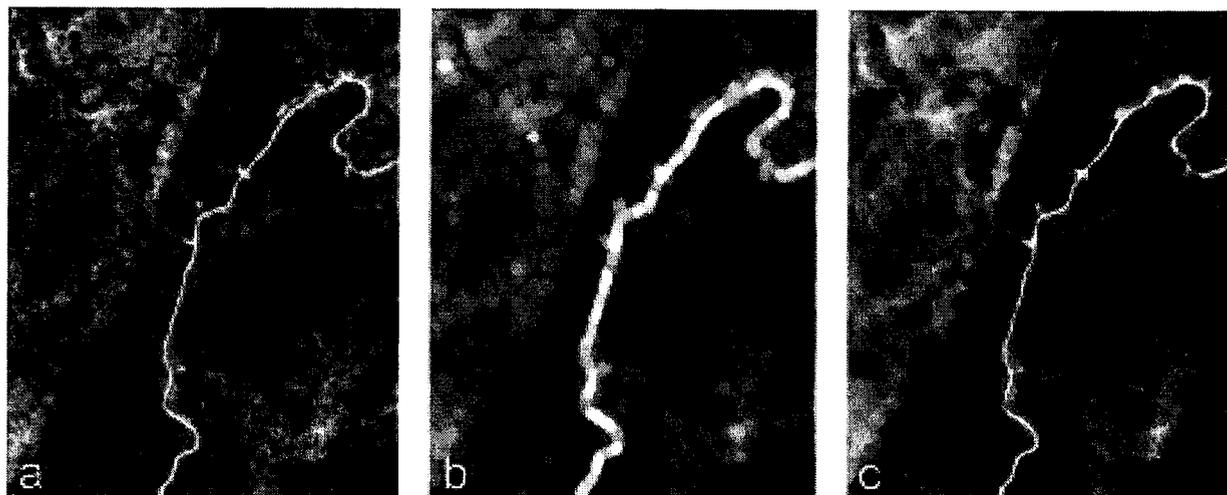


Figure 3.6 : Dilatation (b) et érosion (c) d'une image en teintes de gris (a : composante 1 de l'ACP)

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

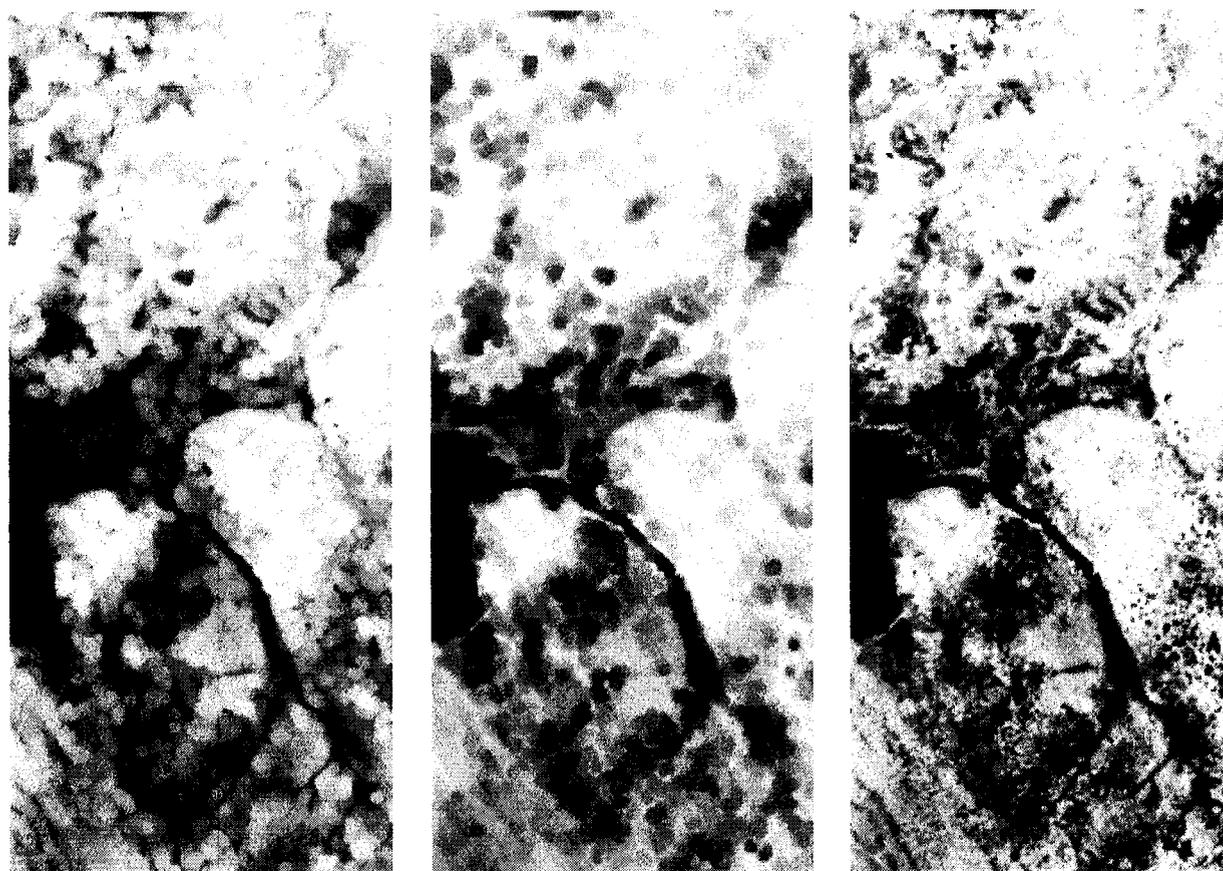


Figure 3.7 : Fermeture (b) et ouverture (c) d'une image en teinte de gris (a : composante 1 de l'ACP).

3.3. Résidus des transformations morphologiques en teintes de gris : les chapeaux haut de forme morphologiques

Les propriétés de la *fermeture* et l'*ouverture* en teintes de gris permettent de définir des filtres permettant d'extraire les pics de la fonction $f(x)$ correspondant aux petites zones claires de l'image ou aux vallées correspondant aux petites zones sombres (Debaine et al., 1985). Ces filtres sont appelés Chapeaux Haut de Forme et consistent à effectuer une simple différence entre l'image d'origine et l'ouverture (ou la fermeture). L'appellation Chapeau se justifie par le fait que ces zones sont représentées sur le graphe de la fonction $f(x)$ par des pics (resp. des vallées étroites). Pour extraire des pics d'épaisseur inférieure à n il faut utiliser un élément structurant B_n de taille n . On définit ces filtres ainsi :

- le Chapeau Haut de Forme Blanc ou White Top Hat : $WTH(X) = f(X) - f_{B_n}(X)$
- le Chapeau Haut de Forme Noir ou Black Top Hat : $BTH(X) = f^{B_n}(X) - f(X)$

Les Chapeaux Haut de forme blanc (figure 3.8b) et noir (figure 3.8c) sont des filtres dits morphologiques et sont adaptés pour l'extraction d'objets linéaires fins, d'une certaine épaisseur, qu'il soient sombres ou clairs. Ils ont été exploités à cet effet par Debaine F. et al., (1988) pour mettre en évidence le réseaux hydrographique sur les images LANDSAT, puis par Legeley-Padovani A. et Mering C., (1997) pour extraire les failles à partir d'images SPOT panchromatiques.

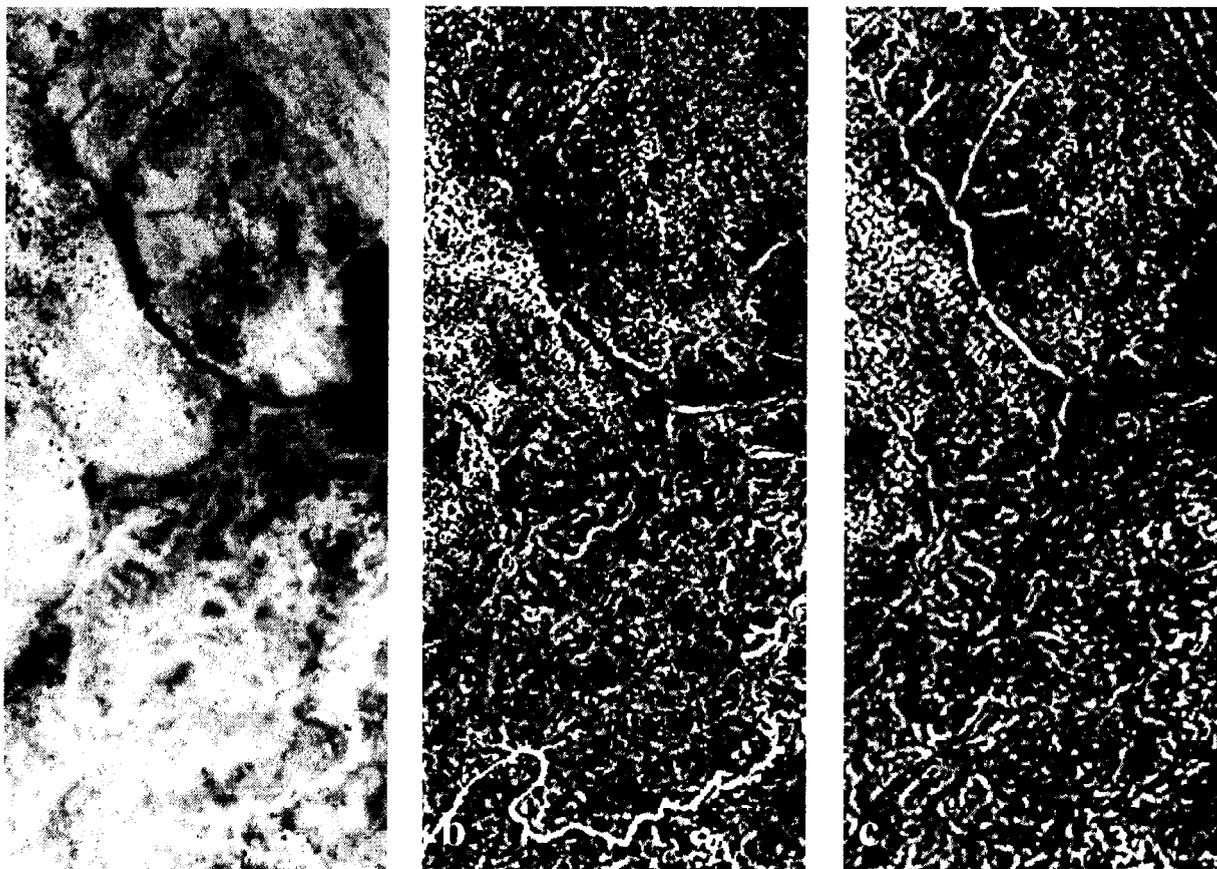


Figure 3.8 : Les Chapeaux Haut de forme blanc (b) et noir (c) sur la composante 1 de l'ACP (a)

3.4. Application du Chapeau Haut de Forme blanc à l'extraction du réseau hydrographique.

Nous avons appliqué une procédure combinant un filtrage en teinte de gris et des traitements de morphologie binaire sur un quart de l'image de KJ 88-329 afin d'extraire le réseau hydrographique.

Un chapeau haut de forme blanc de taille 1 avec un élément structurant 5 x 5 (figure 3.9a) est calculé sur la composante 1 de l'ACP et on obtient une image en teintes de gris où le réseau hydrographique est représenté par les plus hautes valeurs de gris. Cette image contient également d'autres objets dont les niveaux de gris sont voisins de ceux du réseau et que nous considérons comme du bruit.

Sur le Chapeau Haut de Forme blanc, nous effectuons deux seuillages avec un choix convenable d'un seuil bas (SB = 10) et d'un seuil haut (SH = 40). On remarque que le seuil bas (figure 3.9b) contient entièrement le réseau hydrographique et beaucoup d'autres détails alors que le seuil haut (figure 3.9c) contient une trace interrompue du réseau et un peu de bruit. On effectue donc une *reconstruction géodésique* du seuil bas en utilisant le seuil haut comme marqueur. Les deux principales rivières de l'image ressortent clairement comme le montre la figure 3.9d malgré quelques bruits qui persistent.

On procède au nettoyage en effectuant un étiquetage automatique des entités connexes. Cette technique permet de distinguer et de sélectionner les entités correspondant au réseau hydrographique des entités correspondant au bruit (Legeley-Padovani A. et al, 1995). On applique d'abord un étiquetage en 8 connexité (figure 3.9e) qui est ensuite amélioré par un étiquetage en 4 connexité qui donne un plus grand nombre d'entités connexes, permet d'éliminer les entités connexes au réseau qui correspondent au bruit et produit un réseau plus net (figure 3.9f).

4. Les filtres connexes et les résidus associés

4.1. Les filtres connexes

Les filtres connexes sont utilisés pour lisser les images en teintes de gris tout en conservant au mieux les formes des objets. Ils sont construits par *érosions* (respectivement *dilations*) itératives d'une fonction $g(X) \geq f(X)$ (respectivement. $g(X) \leq f(X)$) jusqu'à idempotence . On distingue :

- l'*ouverture* connexe f_{cB} qui est obtenue par *dilatation* géodésique sous la fonction de l'*érosion* morphologique initiale (figure 3.11c).
- la *fermeture* connexe f_c^B qui est obtenue par *érosion* géodésique de la dilatation morphologique initiale (figure 3.11b).

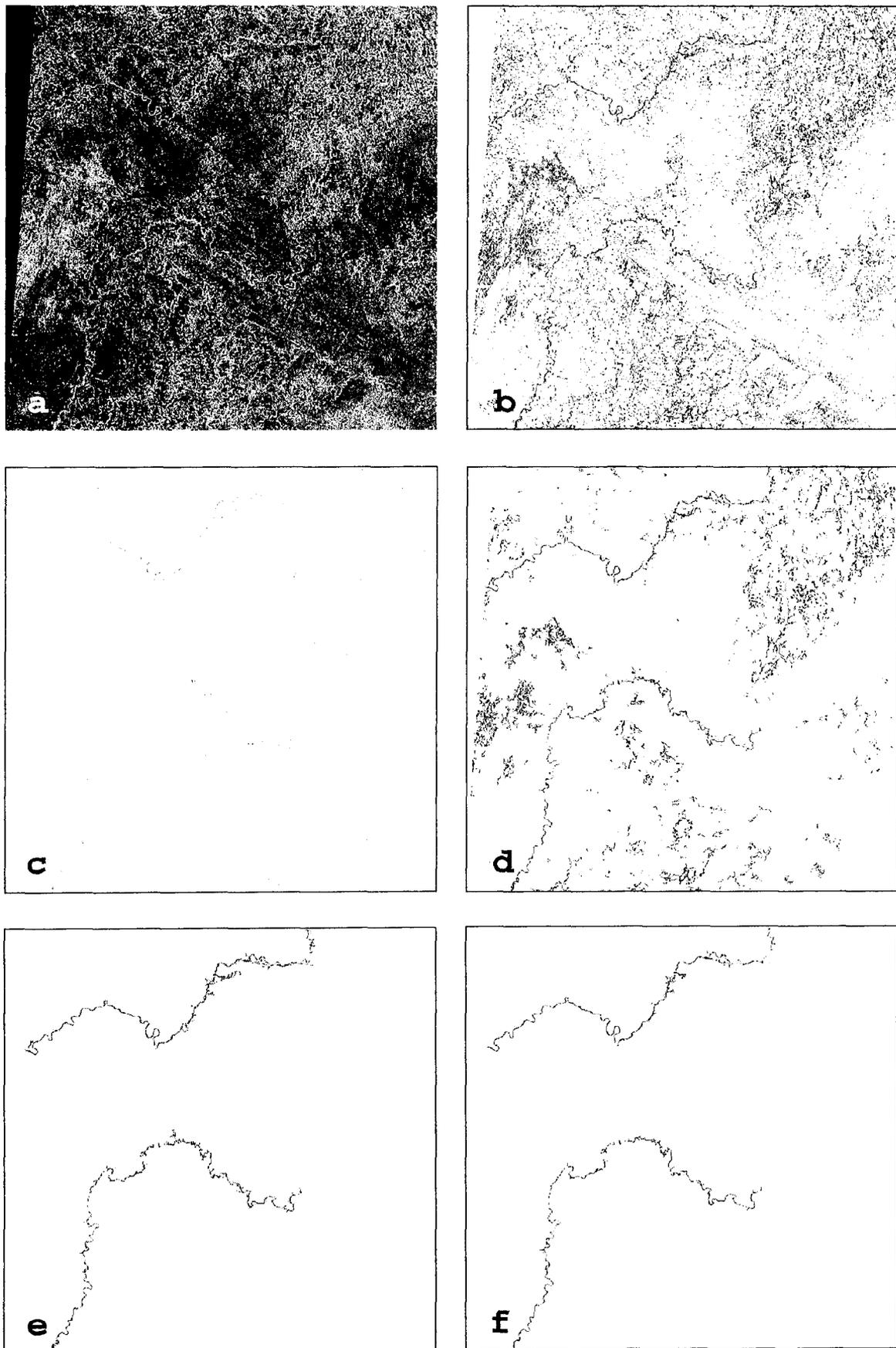


Figure 3.9 : Extraction du réseau hydrographique (f) à partir du Chapeau Haut de forme morphologique blanc WTH (a) par reconstruction géodésique (d) du seuil bas, $SB = 10$ (b) avec le seuil haut, $SH = 40$ (c) utilisé comme marqueur. Etiquetage en 8 connexité (e), puis 4 connexité et nettoyage (f).

Nous présentons à titre d'exemple de filtres connexes, l'algorithme de la fermeture connexe (figure 3.10) et nous illustrons sur la figure 3.11 le résultat des deux filtres connexes.

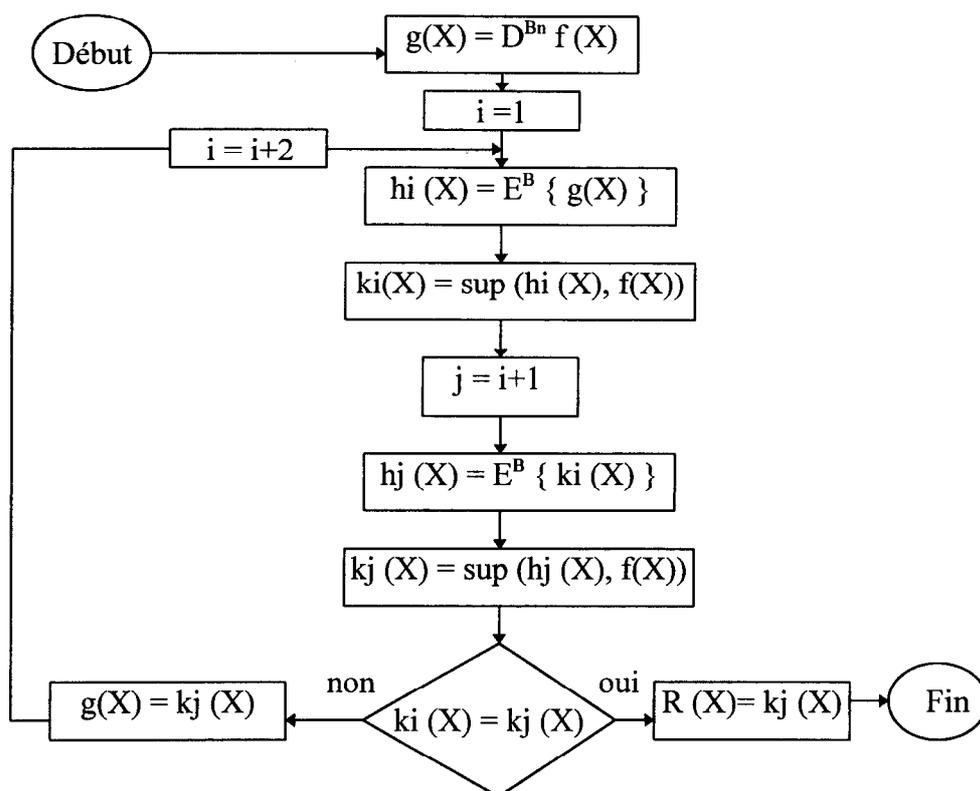


Figure 3.10 : Algorithme de la fermeture connexe

4.2. Résidus des filtres connexes

Les résidus des filtres connexes sont des Chapeaux Haut de Forme connexes qui sont également définis en effectuant une différence entre l'image originale et les filtres connexes. On distingue :

- le Chapeau Haut de forme blanc connexe : $WTHC(X) = f(X) - f_{cB}(X)$
- le Chapeau Haut de forme noir connexe : $BTHC(X) = f_c^B(X) - f(X)$

Ces deux Chapeaux Haut de forme connexes sont calculés sur une même image (figure 3.12a) présentant une rivière à texture blanche et une faille à texture noire. On remarque que le Chapeau Haut de forme connexe noir (figure 3.12c) fait ressortir clairement la faille et que le réseau hydrographique est mieux ressorti sur le Chapeau Haut de forme connexe blanc (figure 3.12b).

En fonction des images originales utilisées les filtres connexes peuvent ou non fournir des meilleurs résultats que les filtres morphologiques. A titre d'exemple, le Chapeau Haut de forme connexe noir (figure 3.12c) donne un meilleur résultat pour l'extraction de la faille noire alors que le Chapeau Haut de Forme morphologique blanc (figure 3.12b) donne un meilleur résultat pour l'extraction du réseau hydrographique.

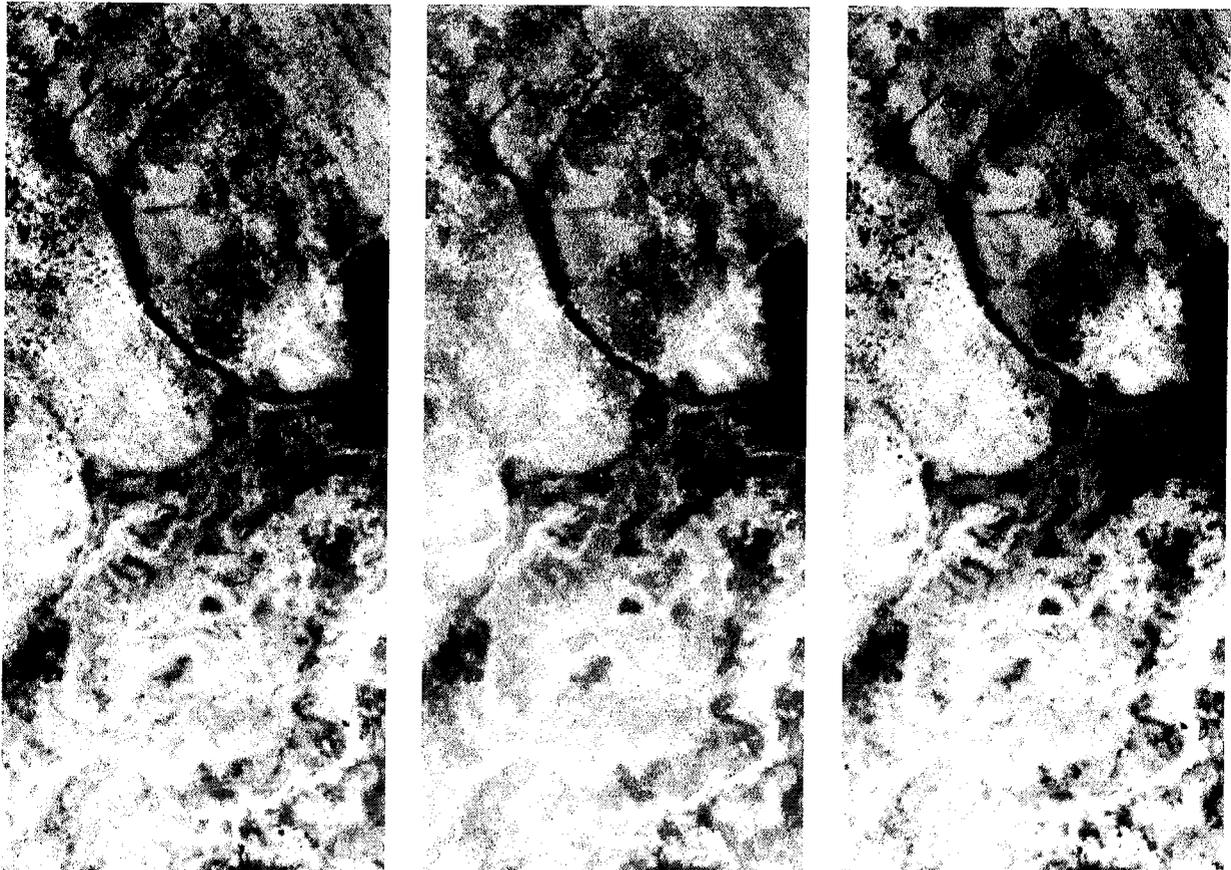


Figure 3.11 : La fermeture (b) et l'ouverture (c) connexes sur la composante 1 de l'ACP (a)

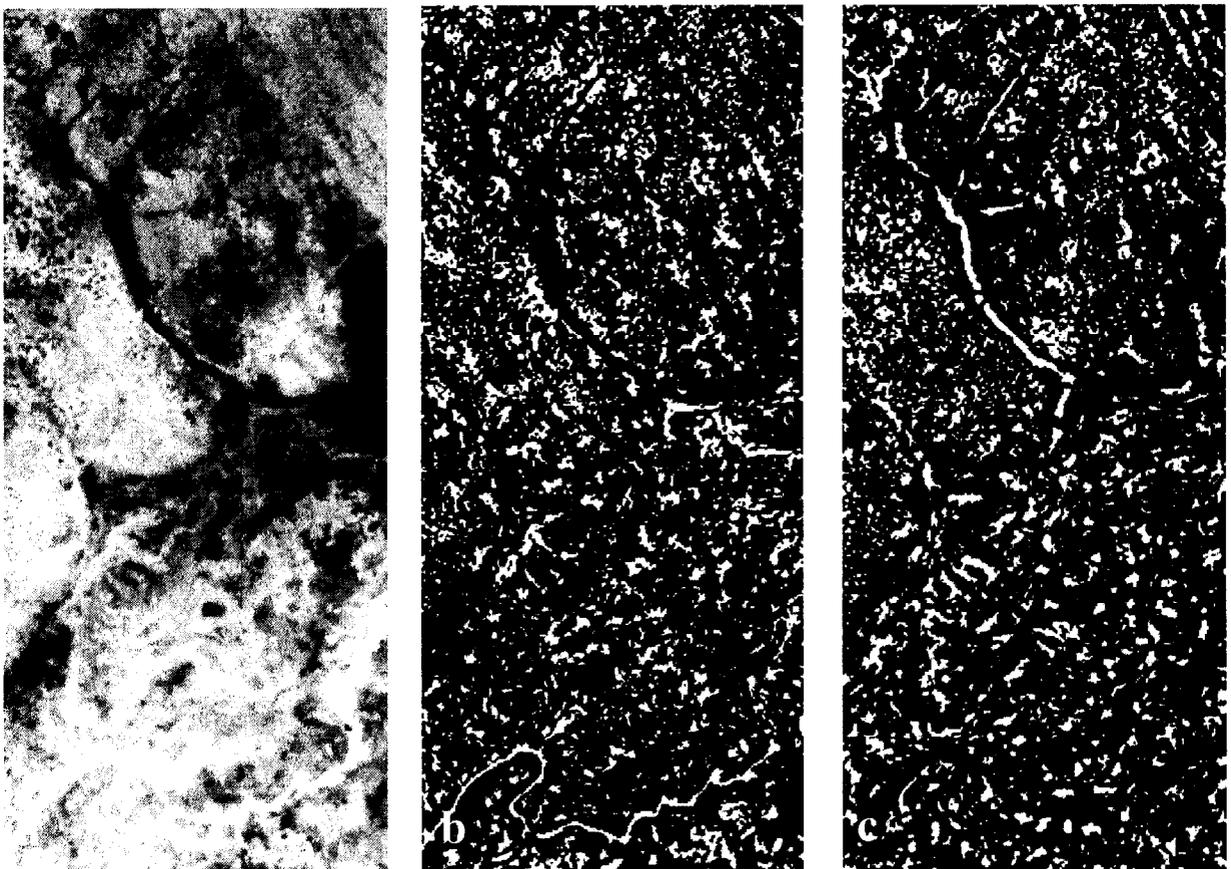


Figure 3.12 : Chapeaux Haut de Forme connexes blanc (b) et noir (c) sur la composante 1 de l'ACP (a)

4.3. Application du Chapeau Haut de Forme connexe noir à l'extraction d'une faille

Le Chapeau Haut de forme connexe noire (figure 3.13c) permet de bien différencier les petites structures linéaires à texture noire. On s'intéresse à l'extraction de la faille principale à partir du Chapeau Haut de forme connexe noir. Un seuillage (figure 3.13b) est effectué sur cette dernière image avec un seuil ($s = 4$) convenablement choisi.

Après un étiquetage automatique en 8 connexité et un nettoyage du bruit, on arrive à obtenir une image de la faille principale (figure 3.13c).

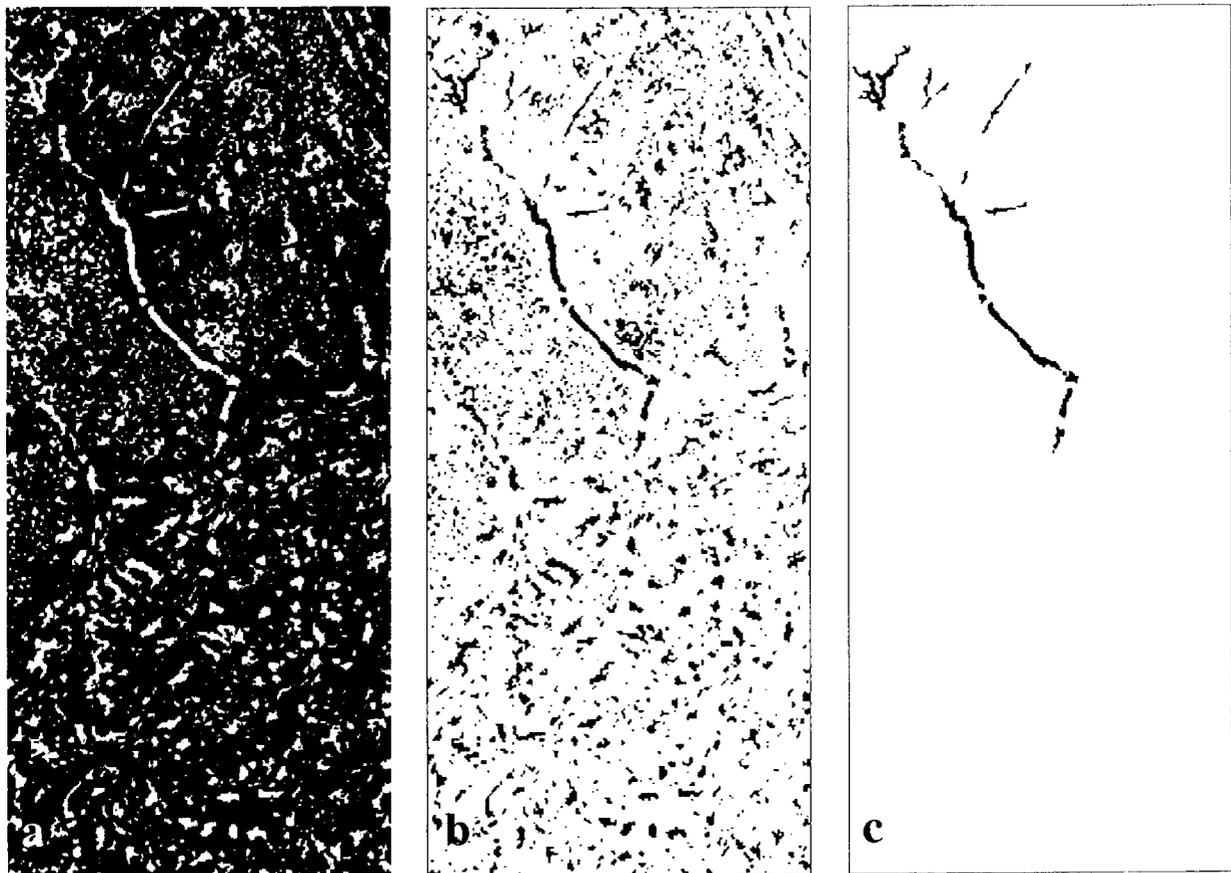


Figure 3.13 : Extraction d'une faille (c) à partir d'un seuillage (b) du Chapeau Haut de forme connexe noir (a)

CHAPITRE 4

**APPLICATION A LA CARTOGRAPHIE AUTOMATIQUE DE
L'OCCUPATION DU SOL DANS UNE REGION DE L'EXTREME
NORD CAMEROUN**

1. La zone d'étude et les données

Notre zone d'étude appartient à la zone soudano-sahélienne et est grossièrement située entre les méridiens 14°10 E et 15° 00 E et les parallèles 9°55 N et 10°50 N (figure 4.1). Elle est limitée à l'ouest par les hautes chaînes des monts Mandara (Mokolo) et à l'est par le cordon dunaire sableux qui s'étend de Bogo à Yagoua.

C'est une région de plaine qui a connu au cours de l'histoire de nombreuses mutations dues aux courants migratoires et à la forte pression de l'homme sur le milieu naturel. Triboulet C. (1995) estime que ces transformations se manifestent à travers les paysages pour justifier l'intérêt d'une étude par télédétection.

Aujourd'hui, on observe par exemple le déplacement des troupeaux venant des zones sahéennes, la difficulté d'accès au bois de feu ou encore les systèmes agricoles de plus en plus intensifs (Fotsing E. et Madi A., 1999) qui sont de nature à créer des conflits sur les ressources en terre. A titre d'exemple, la culture du Muskwari qui tend à être la principale culture vivrière dans cette région connaît un fort engouement des producteurs et celle-ci s'étend au delà des terres traditionnelles sur vertisols adaptés à cette culture. L'élaboration d'une méthode de cartographie vise à montrer les formes d'organisation spatiale et caractériser à terme ces transformations.

On dispose de deux scènes d'images SPOT XS en mode multispectrale dans le visible et l'infrarouge. La scène de KJ 88-329, dont le centre de la scène est situé à 10°31 N et 14°50 E, acquise le 04-04-1986 à 9 h 38mn dans les conditions suivantes : azimut de 102°09', élévation de 68°06', incidence de 02°17'L.

Le quart nord ouest a été extrait pour tester les différents types de traitements.

2. L'interprétation des compositions colorées

Une composition colorée est d'abord effectuée sur l'image de KJ 88-329 (figure 4.2). La lecture visuelle de celle-ci est assez difficile à cause d'une forte hétérogénéité des sites et d'une large couverture de l'image par les feux. Toutefois, elle fait ressortir quelques structures bien identifiables sur les cartes topographiques. Dans la partie nord-est de l'image, on peut localiser le lac de Maga avec une végétation verdoyante (en rouge) tout autour et le fleuve Logone à la frontière du Cameroun avec le Tchad entre lesquelles coule le mayo* Guerléo. Dans la partie nord ouest, cette composition colorée ressort le lit des mayos Boula (au dessous) et Tsanaga (au-dessus). La partie centrale montre une trace du cordon dunaire sableux qui s'étend en diagonale de Guingley à la plaine inondable de Kourou (juste avant la

* rivière à écoulement saisonnier

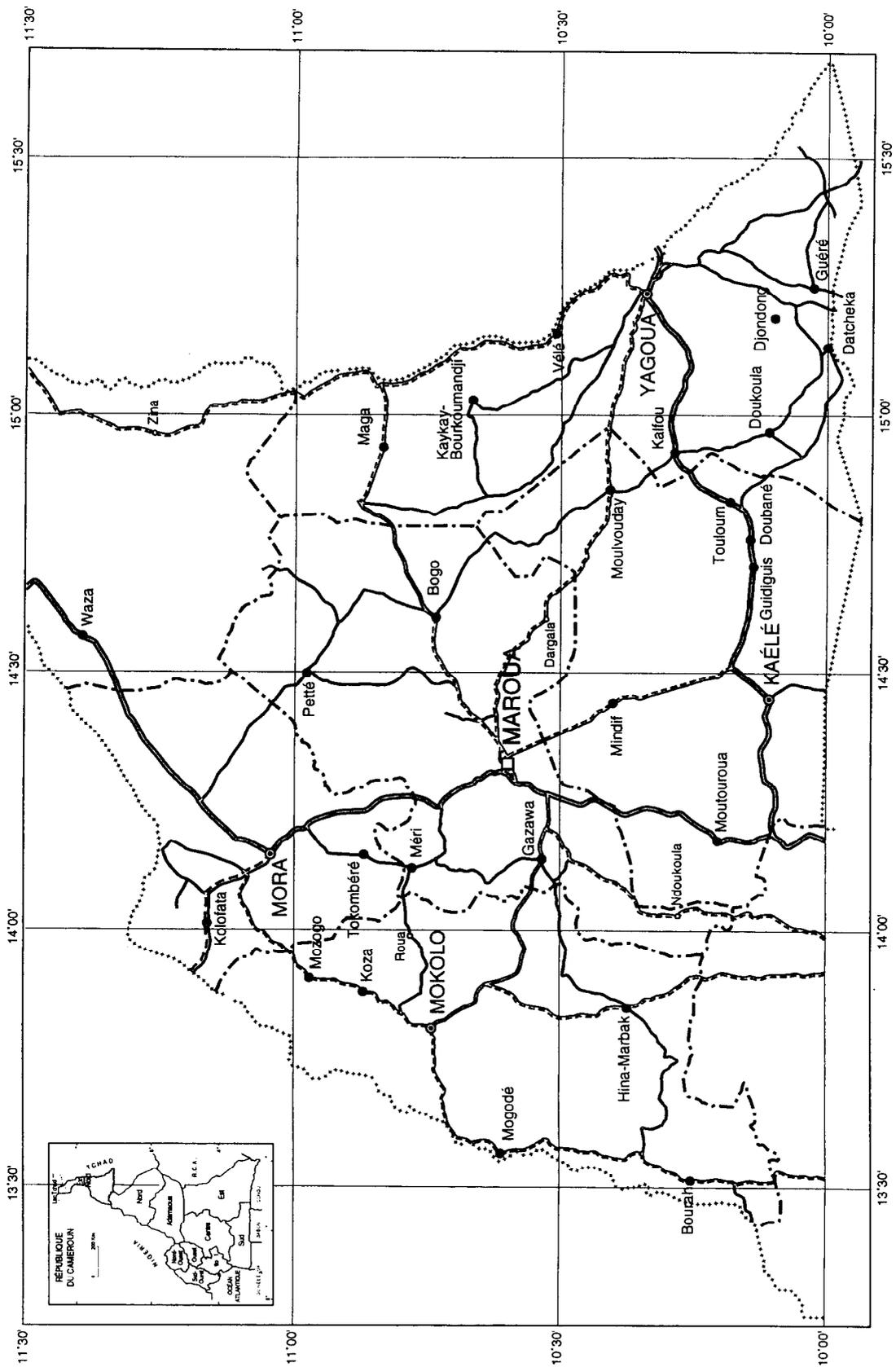


Figure 4.1. Localisation de la zone d'étude

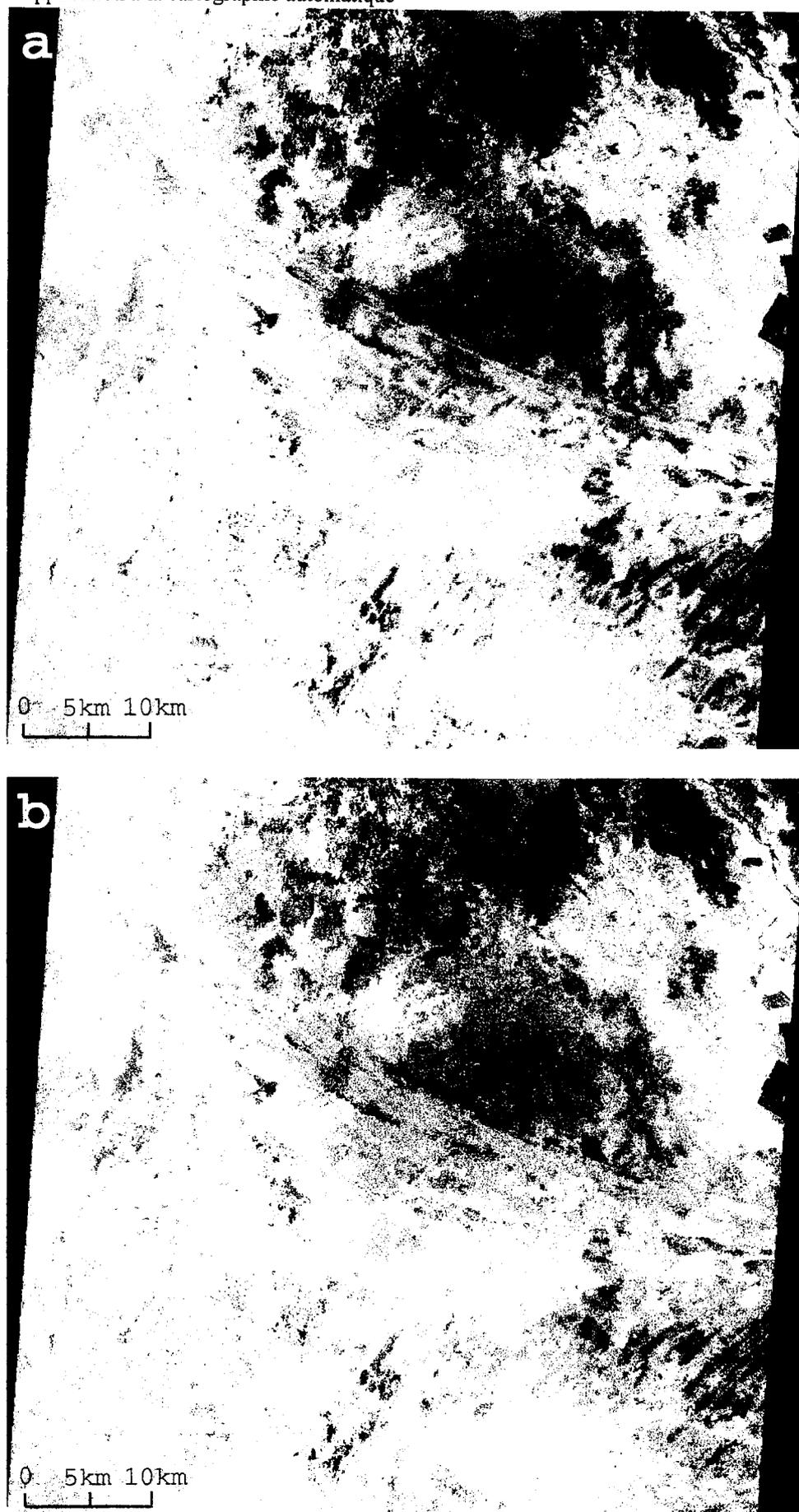


Figure 4.2 : Composition colorée standard de l'image de KJ 88-329 avec 2 palettes à différents niveaux pour chaque canal. **a** - R = 6, V = 6, B = 6 ; **b** - R = 8, V = 8, B = 4.

ville de Yagoua) où on observe clairement un peu plus au nord, les structures de casiers rizières dans la zone de Gabarey Merengue I (en rouge vif).

Le quart Nord ouest a ensuite été extrait (figure 4.3 a), une interprétation de celle-ci permet de localiser en plus, les principales zones d'agglomération urbaine : Bogo et Guingley situées aux abords du mayo Tsanaga, Sedek et Goudoum Goudoum localisées sur le cordon dunaire, caractérisées par un réseau de routes remarquable et une végétation verdoyante comprenant en général les neemiers ou les fruitiers (Fotsing E. et Madi A., 1999).

3. Classification non dirigée

3.1. Classification par la méthode des nuées dynamiques

Une analyse de l'histogramme de la composition colorée a permis de choisir 7 classes, où la classe codée à 0 représente la bordure (aucun pixel de la scène n'est codé à cette valeur) sur l'image correspondant au quart nord ouest de la scène de KJ 88-329. L'image obtenue (figure 4.3b) montrent une très grande hétérogénéité des classes. Dans la suite, chaque classe est extraite et traitée séparément en combinant convenablement les opérateurs de morphologie mathématique pour obtenir des plages les plus homogènes possible. Ces classes sont ensuite combinées pour obtenir une carte thématique. De nouvelles classes correspondant soit aux pixels non codés, soit à un mélange de classes initiales apparaissent et nécessite un nettoyage ultime. Les résultats sont comparés à la classification brute par analyse d'histogramme et visualisation des formes d'organisation spatiale afin d'apprécier l'efficacité de la méthode de généralisation.

Chacune des k classes est binarisée à partir de l'image classée. On applique à cette dernière une fonction de transfert d'histogramme b_i où la classe i à extraire est codée en une puissance de deux (2^{i-1}) et les autres classes sont codées à 0. Ce codage défini de la façon suivante, permet d'éviter des confusions entre classes pures et mélanges obtenus après réunion des classes traitées:

$$b_1(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x = 0 \\ 0 & \text{si } x \in [1, k-1] \end{cases}, \quad b_i(x) = \begin{cases} 2^{i-1} & \text{si } x = i-1 \\ 0 & \text{si } x \in [0, i-2] \cup [i, k-1] \end{cases} \quad \forall i \in [2, k-1]$$

$$\text{et } b_k(x) = \begin{cases} 2^{k-1} & \text{si } x = k-1 \\ 0 & \text{si } x \in [0, k-2] \end{cases}$$

La fonction de transfert b_i sous OSIRIS est définie en plaçant des jalons sur l'histogramme de l'image, on calcule ainsi la table de transfert qui permet de créer le nouveau canal binaire.

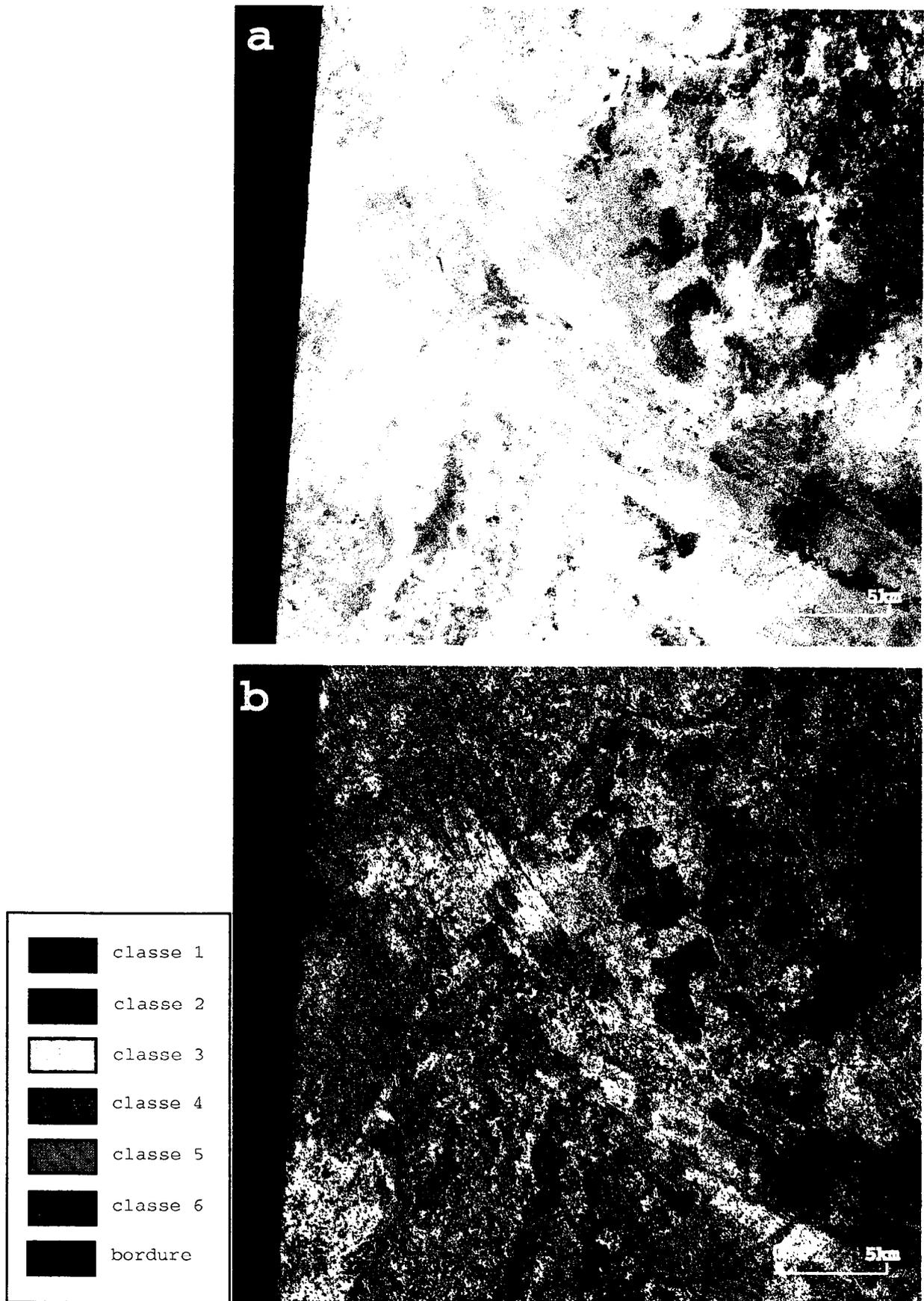


Figure 4.3 : Extrait du quart nord ouest de l'image. a - composition colorée ; b - classification non supervisée par les nuées dynamiques en 7 classes.

3.2. Nettoyage par reconstruction

L'algorithme de reconstruction géodésique est appliqué à chacune des images binaires représentant une classe (masque). Sur le plan pratique, on effectue des érosions successives et la taille n de l'érosion nécessaire à la reconstruction est déterminée en effectuant la somme du masque et de la dernière érosion. On peut apprécier visuellement les objets qui seront éventuellement reconstruits à ce stade (figure 3.4c). Le critère d'arrêt est basé sur le rapport entre la taille des unités qui seront reconstruites et la taille des plus petits éléments que nous souhaitons cartographier.

Nous avons effectué une érosion de taille 2 et un élément structurant 3x3 et la visualisation de la somme de la classe et de l'érosion donne un résultat satisfaisant. Les scripts de reconstruction *recons* et *rebin.sh* sont exécutés et on obtient l'image reconstruite dans laquelle de petits trous persistent.

3.3. Fermeture et bouchage des trous.

On applique une *fermeture* de taille p qui contribue à réduire les imperfections qui persistent. Nous nous sommes limités à l'application d'une *fermeture* de taille 1 avec un élément structurant 5x5. En augmentant progressivement la taille de la fermeture on bouche effectivement les trous, mais cette approche de bouchage introduit également des imperfections car, les zones deviennent plus grossières. Elle n'est donc pas conseillée.

On préfère appliquer la technique de bouchage par inversion, reconstruction et inversion qui s'avère très efficace au vu des résultats : on inverse l'image de telle sorte que les trous deviennent des « objets bruits » et on peut alors appliquer l'algorithme de reconstruction pour les éliminer. On inverse à nouveau le résultat de la reconstruction pour obtenir une image binaire homogène.

A titre d'exemple, nous donnons sur la figure 4.4, les étapes du traitement de la classe 5.

3.4. Réunion des images binaires

Les images binaires sont réunies pour obtenir une carte thématique. En adoptant le codage proposé à l'étape 1, on devrait théoriquement obtenir, pour une image classée ayant k classes initiales, une carte thématique ayant :

$\sum_{i=0}^{k-1} 2^i = 2^k - 1$ classes. Mais en pratique, on obtient un nombre plus petit, compris entre k et $2^k - 1$. Ce nombre dépend du niveau d'homogénéité de l'image classée et de la qualité du traitement des images binaires. Dans l'image, certaines zones sont codées à 0 à la suite des

traitements ; dans ce cas, nous les avons recodées à 60. Par ailleurs, la bordure reste codée à 0 évitant ainsi la confusion entre celles-ci et les pixels non codés (tableau 4.1, figure 4.5 a).

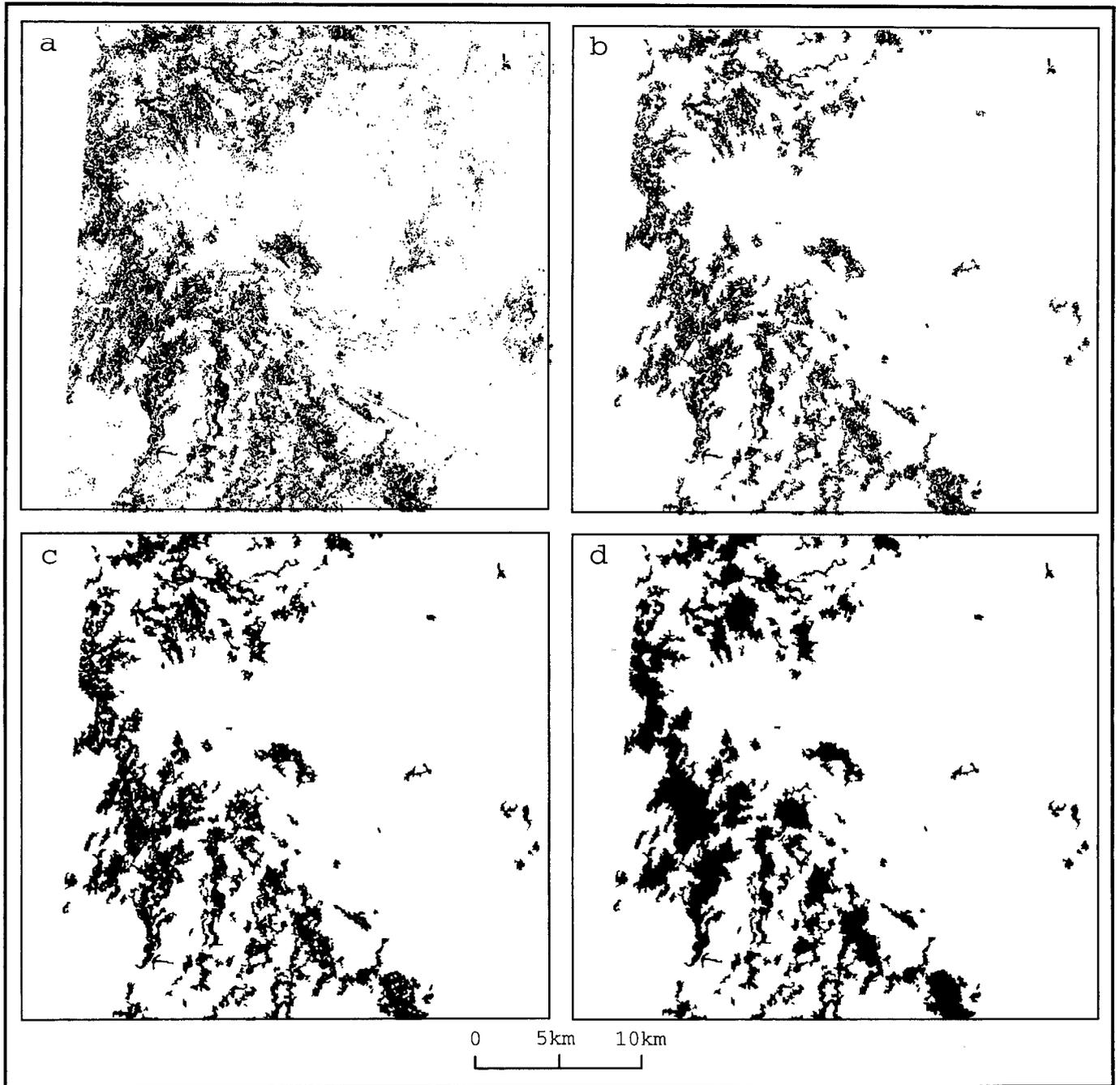


Figure 4.4 : Exemple de traitement des classes. a - classe 5 extraite ; b - reconstruction géodésique avec une érosion de taille 2 et un élément structurant 3x3 ; c - fermeture de taille 1 avec un élément structurant 5x5 ; d - bouchage des trous.

3.5. Reclassement des zones non pures par généralisation

Cette dernière étape est une suite de traitements automatiques combinée à une interprétation de l'analyste et guidée par la classification initiale. Elle vise à obtenir les 6 classes initiales et la bordure :

Classes	Code	réunion des classes		après L0E4
		Nb pixels	%	Nb pixels
bordure	0	227785	9,51	227785
1	1	236620	9,90	253168
2	2	393577	16,46	428930
1+2	3	67093	2,808	42468
3	4	427407	17,88	475011
3+1	5	310	0,01	69372
3+2	6	111386	4,66	
3+(1+2)	7	100	0,01	
4	8	324406	13,57	358860
4+2	10	791	0,03	
4+3	12	115344	4,82	76201
4+(3+2)	14	650	0,02	
5	16	199590	8,35	241582
5+2	18	160	0,00	
5+3	20	573	0,02	
5+4	24	96898	4,05	65929
5+(4+3)	28	434	0,01	
6	32	41881	1,75	47218
6+2	34	1	0,00	
6+4	40	192	0,00	
6+5	48	31056	1,30	20899
6+(5+4)	56	119	0,01	
Non codé	60	113387	4,76	82347

Tableau 4.1 : Comparaison des histogrammes de l'image obtenue par réunion des classes et de l'image après généralisation automatique.

On procède à une généralisation de l'image en utilisant une méthode automatique de simplification de l'image résultante qui combine un lissage et une reconstruction multi-classes. Ceci permet de supprimer les petites plages de recouvrement avec un lissage minimal des contours (Simonneaux V., 1995). Le script (bsimpli) prends 4 paramètres : l'image « à nettoyer », le nombre de lissages, le nombre d'érosion et une image de travail. Après quelques essais, nous avons retenu 0 lissage et 4 érosions ; l'image obtenue (après L0E4) contient encore quelques éléments composés de deux classes pures (tableau 4.1, figure 4.5b).

En s'aidant de la composition colorée et de l'image de la classification brute, pour chaque mélange, on décide de l'attribuer à l'une ou l'autres des classes pures composantes. Cette simplification est faite manuellement avec le module d'habillage d'OSIRIS.

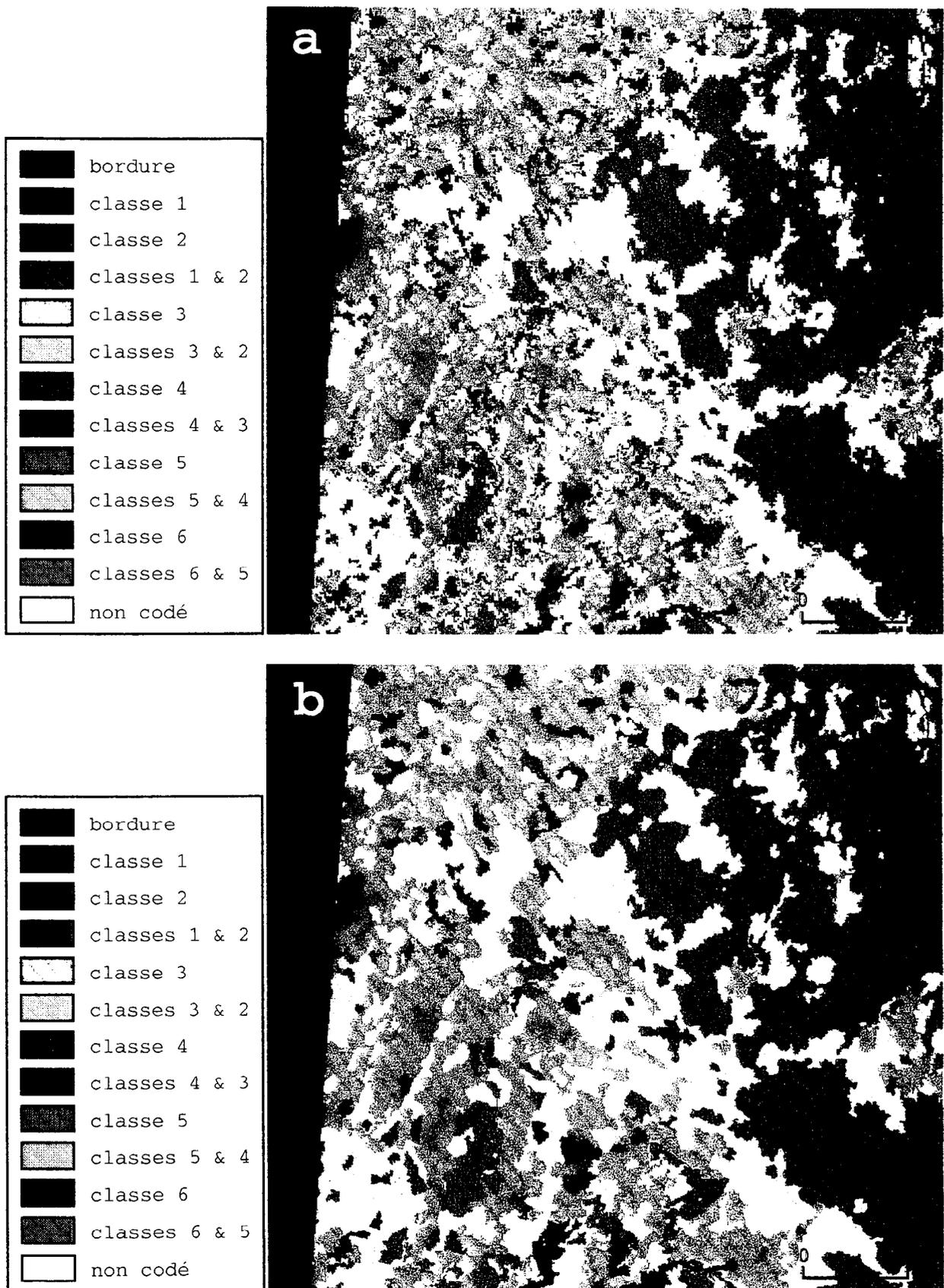


Figure 4.5 : Elimination des petites entités. a - image obtenue par réunion des classes ; b - image obtenue après généralisation automatique (0 lissage et 4 érosions).

On peut à priori penser que la suite des traitements appliqués à l'image classée la modifie et peut influencer son exploitation ultérieure, mais on peut remarquer dans le tableau 4.2 que le processus de généralisation ne change quasiment pas la représentativité des classes. De même, les formes des structures spatiales de l'image classée sont en général conservées (figure 4.3b et figure 4.6).

Classe	Classification brute			Classification généralisée		
	Code	Nb. de pixels	%	Code	Nb. de pixels	%
Bordure	0	227 785	9,5	0	227 785	9,53
1	1	271 819	11,37	1	281 881	11,80
2	2	505 233	21,14	2	516 933	21,63
3	3	555 959	23,26	4	557 042	23,31
4	4	448 791	18,77	8	435 413	18,22
5	5	287 631	12,03	16	294 959	12,34
6	6	92 552	3,87	32	75 793	3,17

Tableau 4.2 : Comparaison de la classification brute et la classification généralisée.

Toutefois le résultat de l'interprétation (figure 4.6) de la classification par les Nuées Dynamiques ne constitue qu'un document de travail qui va guider le travail de terrain qui à son tour permettra de valider ce résultat.

4. Recalage des images

Les scènes d'image disponible sont de niveau de traitement 1B : cela signifie que les corrections géométriques qui ont été effectuées permettent uniquement de compenser les distorsions internes de l'image dues aux conditions de prise de vue (variation d'altitude, courbure de la terre et rotation pendant la prise de vue...). L'orientation de cette image reste identique à celle de l'image brute (figure 4.2) car aucune rotation des lignes n'est faite.

La méthode de recalage utilisée est basée sur une transformation polynomiale d'ordre 1 et utilise des points de références sélectionnés sur la carte numérique et identifiés sur l'image afin de placer l'image dans un système de projection cartographique. On choisit les points de références sur un canal et ceux-ci sont utilisés pour la correction de tous les canaux de la même image.

Un extrait (figure 4.7) de l'assemblage des fonds de cartes topographiques numérisés (figure A3.4) a été effectué à cet effet sur la zone couverte par l'image. La figure 4.8 illustre l'orientation de l'image obtenue après le recalage.

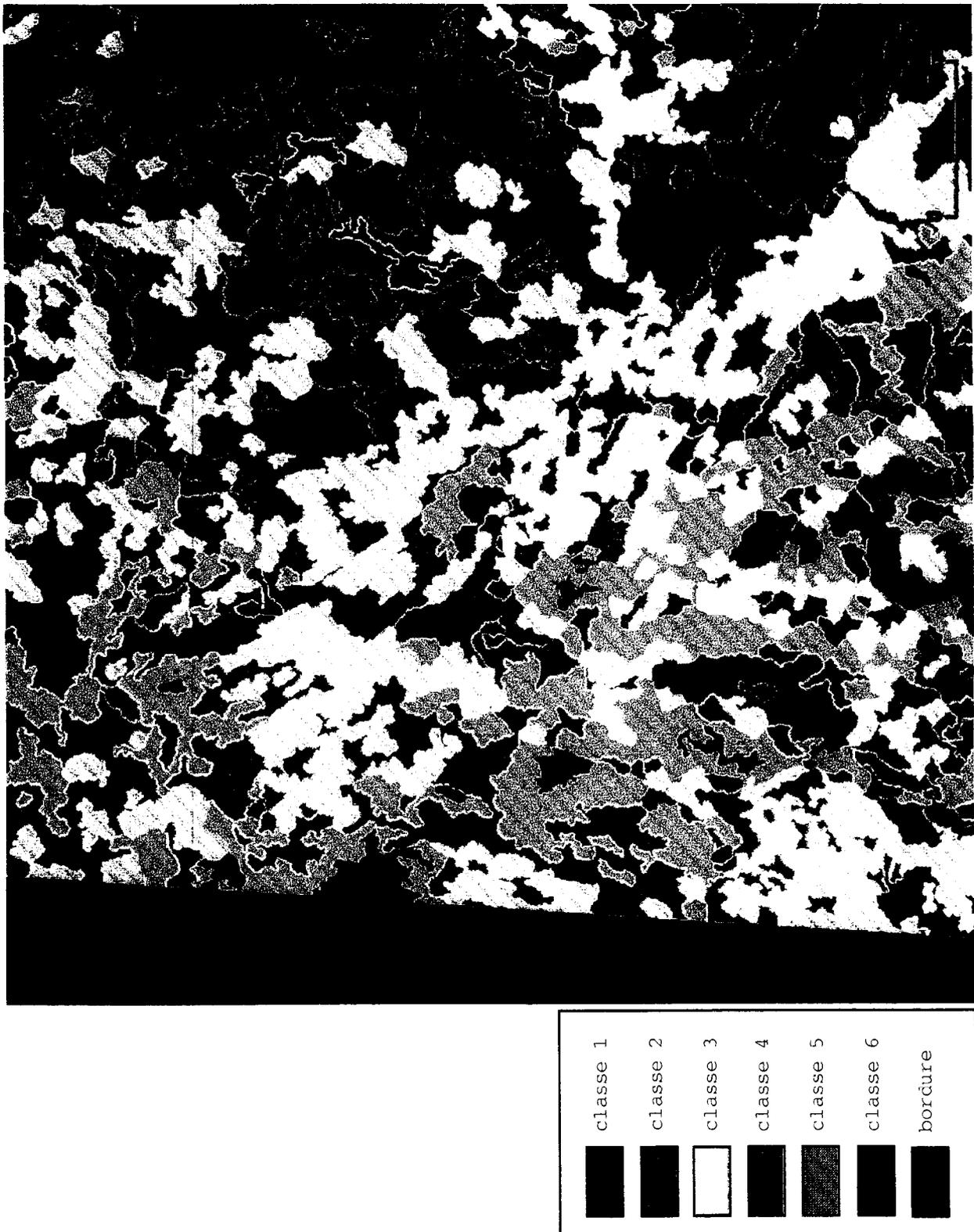


Figure 4.6 : Image obtenue après généralisation et interprétation de la classification par les nuées dynamiques.

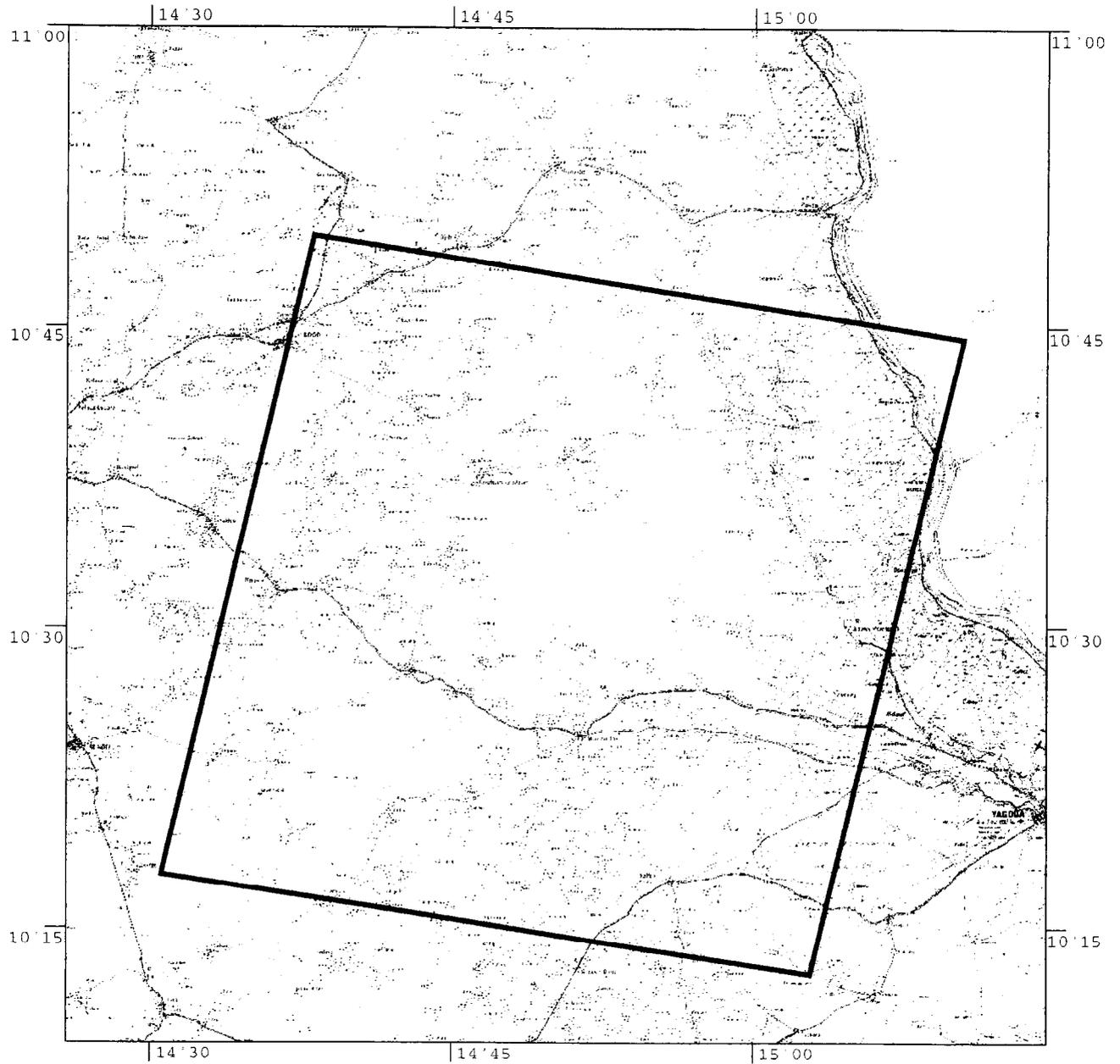


Figure 4.7 : Localisation de la scène de KJ 88-329 sur un extrait des cartes topographiques numérisées.

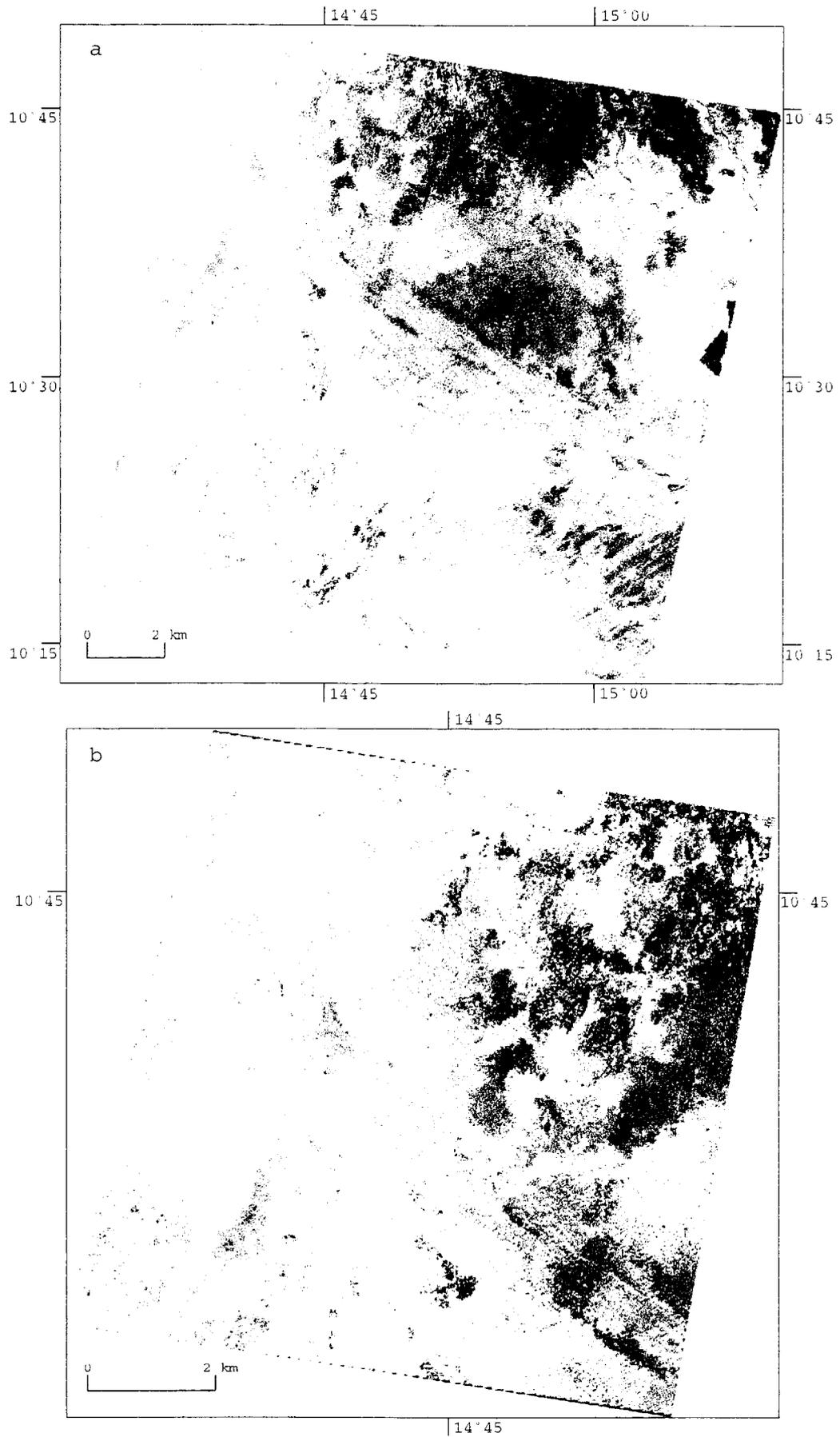


Figure 4.8 : Scène d'image ayant subi un recalage par transformation polynomiale d'ordre 1. a - Scène entière ; b - Extrait du quart nord-ouest.

5. L'analyse en composantes principales

5.1. Interprétation visuelle et composition colorée

Nous avons appliqué une analyse en composante principale sur le quart nord-ouest de notre image pour créer trois composantes nommées ACP1, ACP2 et ACP3. La visualisation de chacune de ces composantes montre effectivement que les composantes principales 1, 2 et 3 contiennent dans l'ordre décroissant le maximum de variance des données. La composante 1 (figure 4.9a) contient la brillance globale de la scène, la composante 2 (figure 4.9b) contient la différence spectrale majeure entre les canaux d'entrée alors que la composante 3 (figure 9c) ne contient que du bruit résiduel (Bonn F et Rochon G.,1996). Les auteurs précisent que dans le cas d'une analyse à plus de 3 composantes, les trois premières composantes principales représentent le choix optimal pour la réalisation d'une composition colorée. Nous avons à cet effet utilisé les trois composantes obtenues pour créer une composition colorée où on affecte les composantes 1, 2 et 3 respectivement aux couleurs rouge, vert et bleu. On remarque que le résultat obtenu est plus riche en information qu'une composition colorée standard (figure 4.12a et figure 4.3a). Il est plus indiqué de diviser les intensités des pixels de chaque composante par la variance associée afin de réduire davantage la corrélation et les valeurs peuvent ensuite être représentées dans un espace de couleur optimal (Taylor M., 1974). Cet espace est défini par les coordonnées chromatiques du système couleur L-a-b où L est la luminance, a est un axe rouge-vert et b est un axe jaune-bleu.

5.2. Classification d'images avec les composantes principales

Etant donné que la composante 2 contient la différence spectrale majeure entre les canaux d'entrée, on peut penser que cette différence reflète les différentes classes d'occupation du sol. Nous avons donc appliqué à cette composante une classification pseudo-dirigé utilisant l'algorithme des distances de Sebestyen (paragraphe 6). Les statistiques sur la composante principale utilisée sont calculées sur les mêmes zones d'entraînement que celles sélectionnées au paragraphe 6. L'image classée brute que l'on obtient est préférable à certaines classifications multibandes exploitant les canaux XS1, XS2 et XS3. La même procédure de classification est appliquée avec la composante 1 de l'ACP et les résultats obtenus sont différents (figure 4.10).

En utilisant la composante 1 (figure 4.10a), les classes 1 et 2 ne sont pas bien différenciées dans le nord-est de l'image, la classe 6 domine largement la partie centrale et le coin sud-ouest de l'image au détriment des classes 3 et 4 qui sont très faiblement représentées. La classe 7 est pratiquement inexistante.

Avec la composante 2 (figure 4.10b), on remarque une bonne discrimination entre les classes 1 et 2 que l'on peut également observer sur la composition colorée (figure 4.3a).



Figure 4.9 : Composantes principales du quart nord-ouest de l'image. a - composante 1 ; b - composante 2 ; c - Composante 3

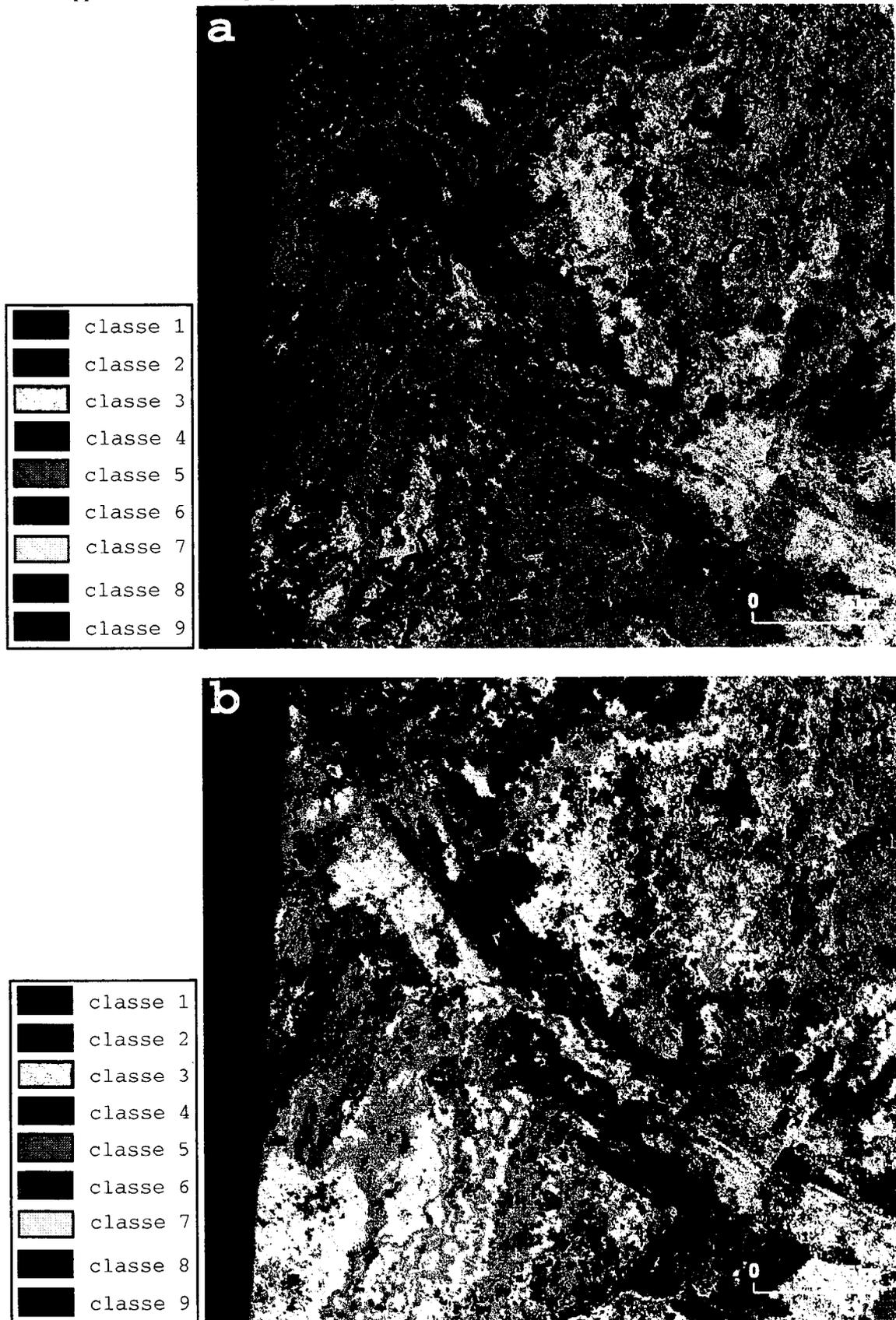


Figure 4.10 : Apports comparés des composantes principales en classification. a - Image classée brute avec l'ACP 1 ; b - Image classée brute avec l'ACP 2.

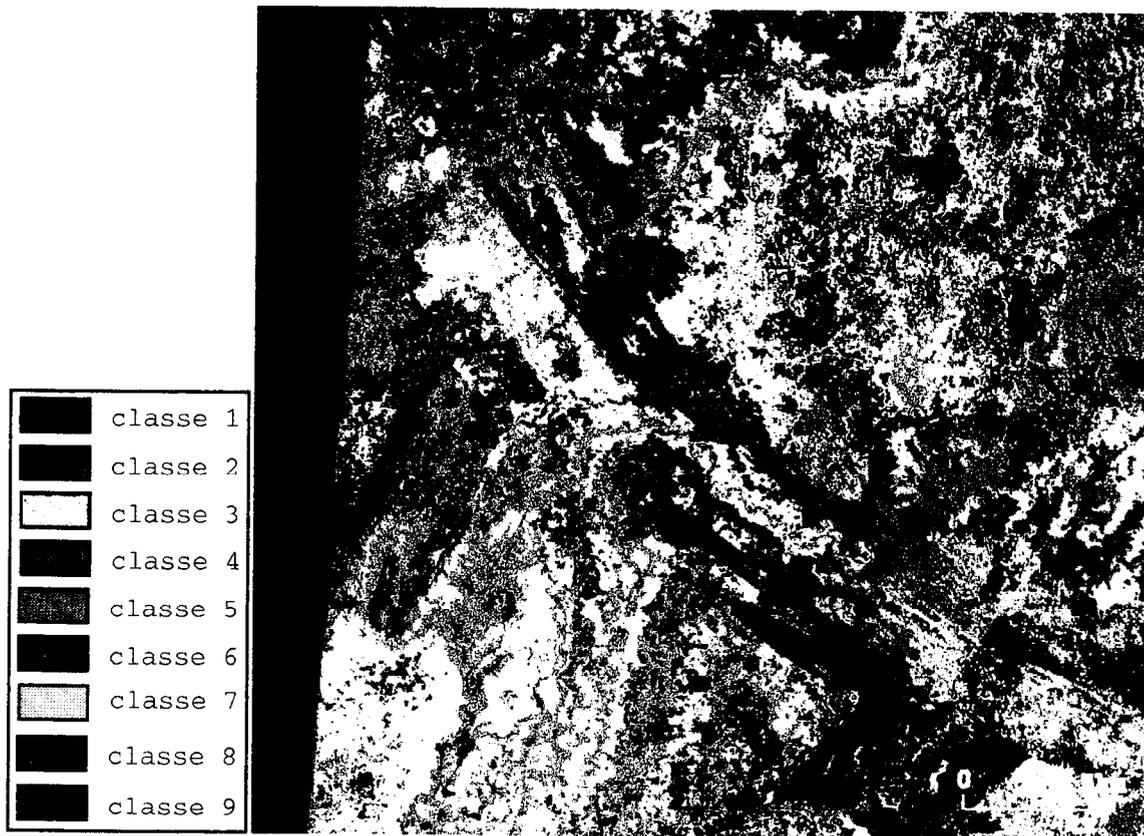


Figure 4.11 : Classification pseudo-dirigée utilisant les composantes 1 et 2 de l'ACP.

Si on compare le résultat avec celui obtenu par classification de la composante 1, on remarque que les classes 3 et 4 sont bien différenciées au détriment de la classe 6 qui est à peine représentée. La classe 8 domine également les espaces occupées par la classe 5 dans l'autre cas. La classe 7 reste pratiquement inexistante malgré quelques tâches que l'on aperçoit sur l'image.

Une classification avec deux bandes utilisant les composantes principales 1 et 2 a été testée. Dans le cas de notre image, la classification obtenue (figure 4.11) n'est pas très différente de celle obtenue en utilisant uniquement la composante principale 2, car les structures spatiales des classes et leur représentativité sont quasiment identiques.

Sur les trois classifications effectuées avec les composantes de l'ACP, les structures d'occupation du sol sont globalement conservées, mais il reste à identifier de façon précise leur nature par des campagnes de terrain.

Nous effectuons dans la suite, une classification multibande en utilisant les 3 composantes de l'ACP.

6. Classification dirigée

Des essais de classification sont effectués avec les canaux XS et les composantes de l'ACP et on remarque que la composition colorée avec les ACP présente un contraste plus élevé que la composition colorée standard et facilite ainsi la sélection des zones d'entraînements.

6.1. Choix des zones d'entraînement

En l'absence de données de terrain sur la zone couverte par notre image, des zones d'entraînements (figure 4.12b) sont sélectionnées sur la base des isophènes observés sur la composition colorée (figure 4.12a).

6.2. Classification dirigée

Un essai de classification par les Nuées Dynamiques en utilisant le zonage défini par les zones d'entraînement ne fournit pas de meilleurs résultats. Nous appliquons de préférence un algorithme de classification dirigée (classification par distance euclidienne, par distance de Sebestyen, par la méthode des hypercubes). Dans ce cas, l'algorithme de classification par la distance de Sebestyen a été appliqué sur les trois composantes de l'ACP avec en entrée les données statistiques des 9 zones d'entraînements sélectionnées (tableau 4.3).

	ACP1		ACP2		ACP3	
	Moyenne	Ecart-type	Moyenne	Ecart-type	Moyenne	Ecart-type
Zone 1	88.27	23.92	19.39	39.19	209.01	54.00
Zone2	109.59	14.75	98.23	36.16	193.91	46.54
Zone3	121.80	12.04	46.99	63.51	168.80	49.78
Zone4	120.91	10.47	238.44	22.37	223.06	30.90
Zone5	189.58	13.50	68.44	15.96	68.25	17.98
Zone6	142.25	3.77	211.73	18.31	65.19	29.67
Zone7	186.52	3.34	211.05	6.26	59.21	11.17
Zone8	158.97	1.86	181.01	14.18	99.95	18.02
Zone9	0.00	0.00	135.00	0.00	62.00	0.00

Tableau 4.3 : Statistiques sur les zones d'entraînement sélectionnées

L'image classée obtenue (figure 4.13) est préférable à celle obtenue en utilisant en utilisant les trois canaux XS1, XS2 et XS3. Celle-ci subi les même types de traitements que ceux présentés dans le cas de la classification non dirigée. C'est pour cette raison que nous présentons uniquement les résultats obtenus en justifiant le choix des paramètres.

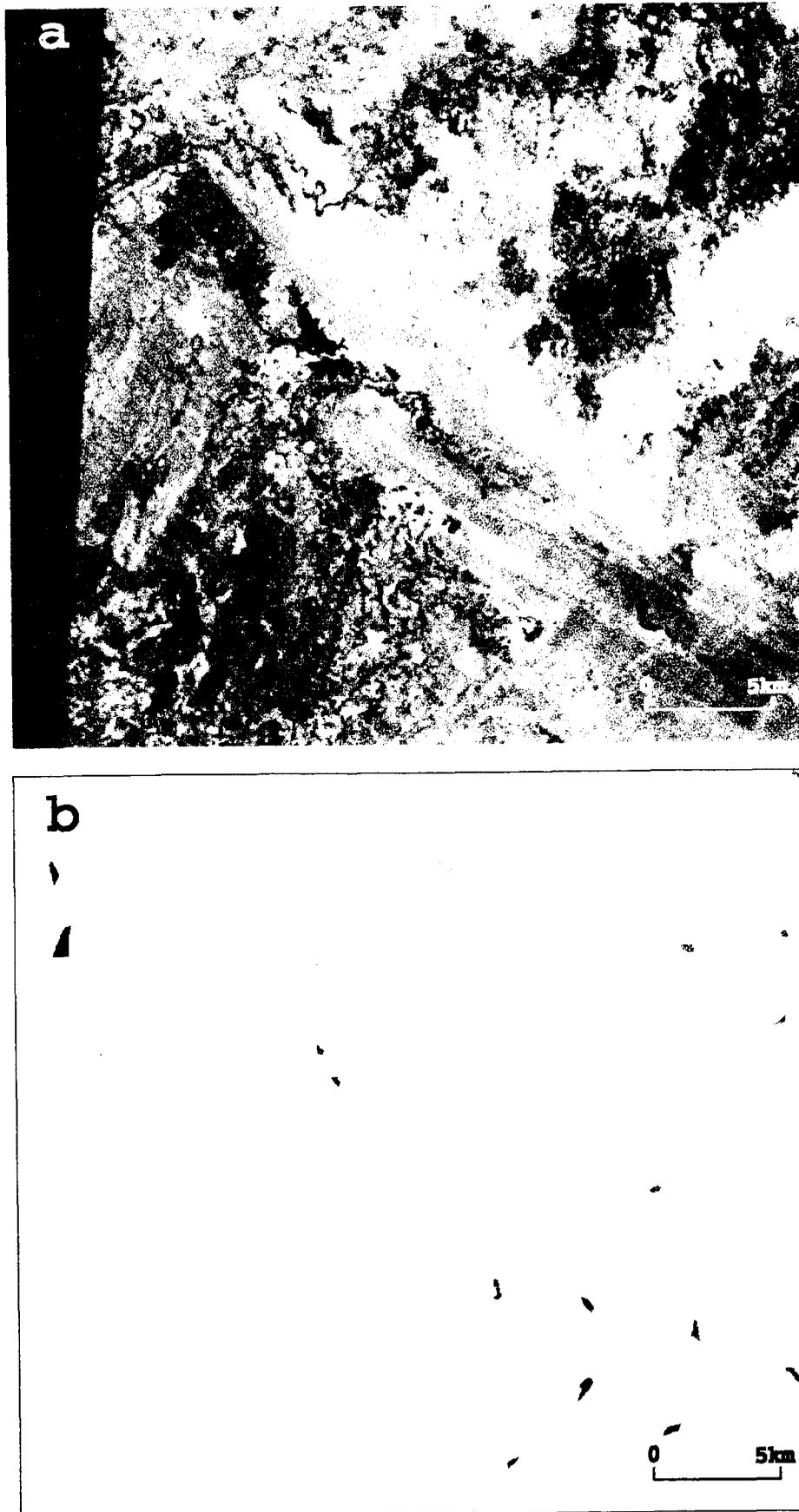


Figure 4.12 : La sélection des zones d'entraînement. **a** - Composition colorée réalisée avec les 3 composantes de l'ACP ; **b** - Carte des zones d'entraînement sélectionnées sur la composition colorée avec les 3 compositions principales.

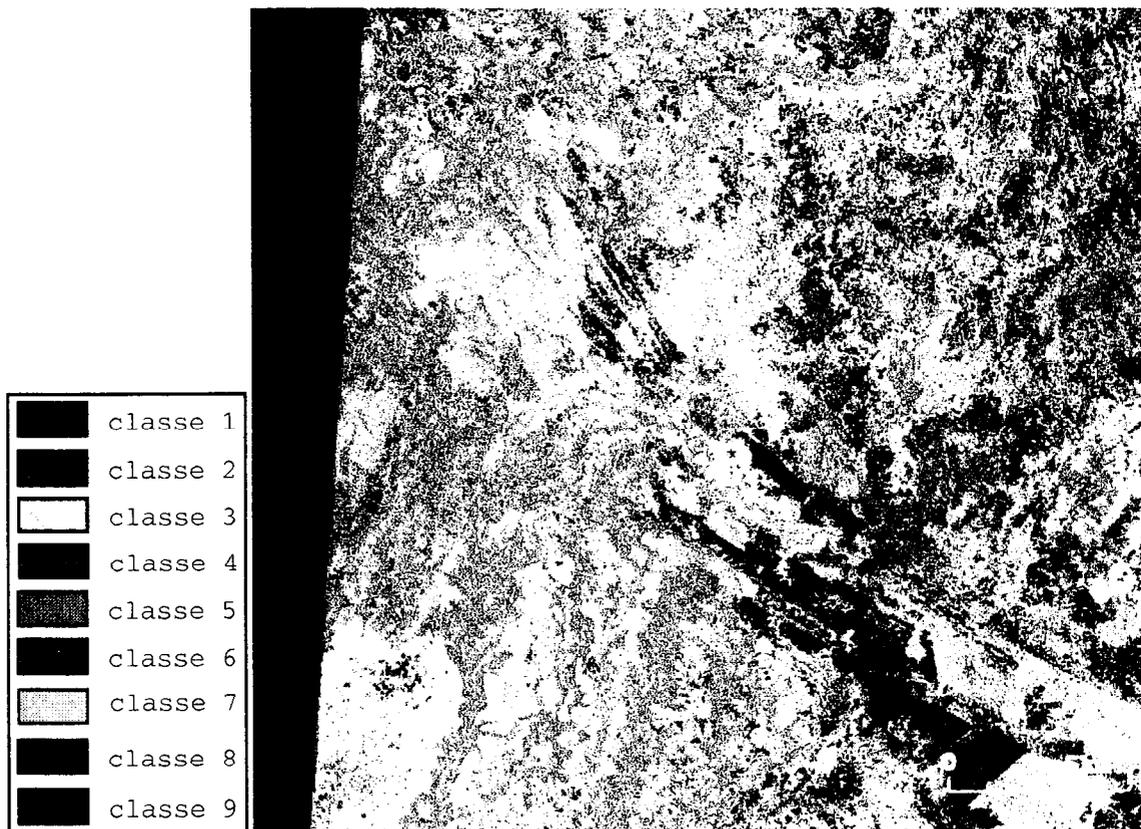


Figure 4.13: Classification brute obtenue par la méthode des distances de Sebestyen sur les 3 composantes principales.

6.3. Les traitements

Chacune des classes thématiques, à l'exception de la classe 9 qui représente la bordure est extraite et traitée de façon identique. A titre d'exemple, nous présentons la classe 5 (figure 4.14a) qui subit les traitements suivants :

- Une *reconstruction géodésique* utilisant une *érosion* de taille 1 avec un élément structurant 3x3 comme marqueur. Ceci permet d'éliminer les petites entités (figure 4.14b),
- Une *fermeture* de taille 1 avec un élément structurant 3x3 (figure 4.14c) permet de réunir les entités non connexes proches,
- Une nouvelle *reconstruction géodésique* utilisant une *érosion* de taille 2 avec un élément structurant 5x5 est appliquée car des petites entités persistent après la fermeture. Les trous qui persistent sont fermés en utilisant la technique de bouchage par *inversion-reconstruction-inversion* (figure 4.14d).

Dans l'image obtenue par réunion des classes ainsi traitées (figure 4.15a), on code à nouveau les plages n'appartenant à aucune classe à 200 pour éviter les confusions avec la bordure qui a le même code après réunion. Le tableau 4.4 montre le taux de recouvrement des

classe qui se traduit par le nombre de pixels des classes non pures. On peut y remarquer la forte dominance de la classe 3 qui apparaît dans plusieurs mélanges.

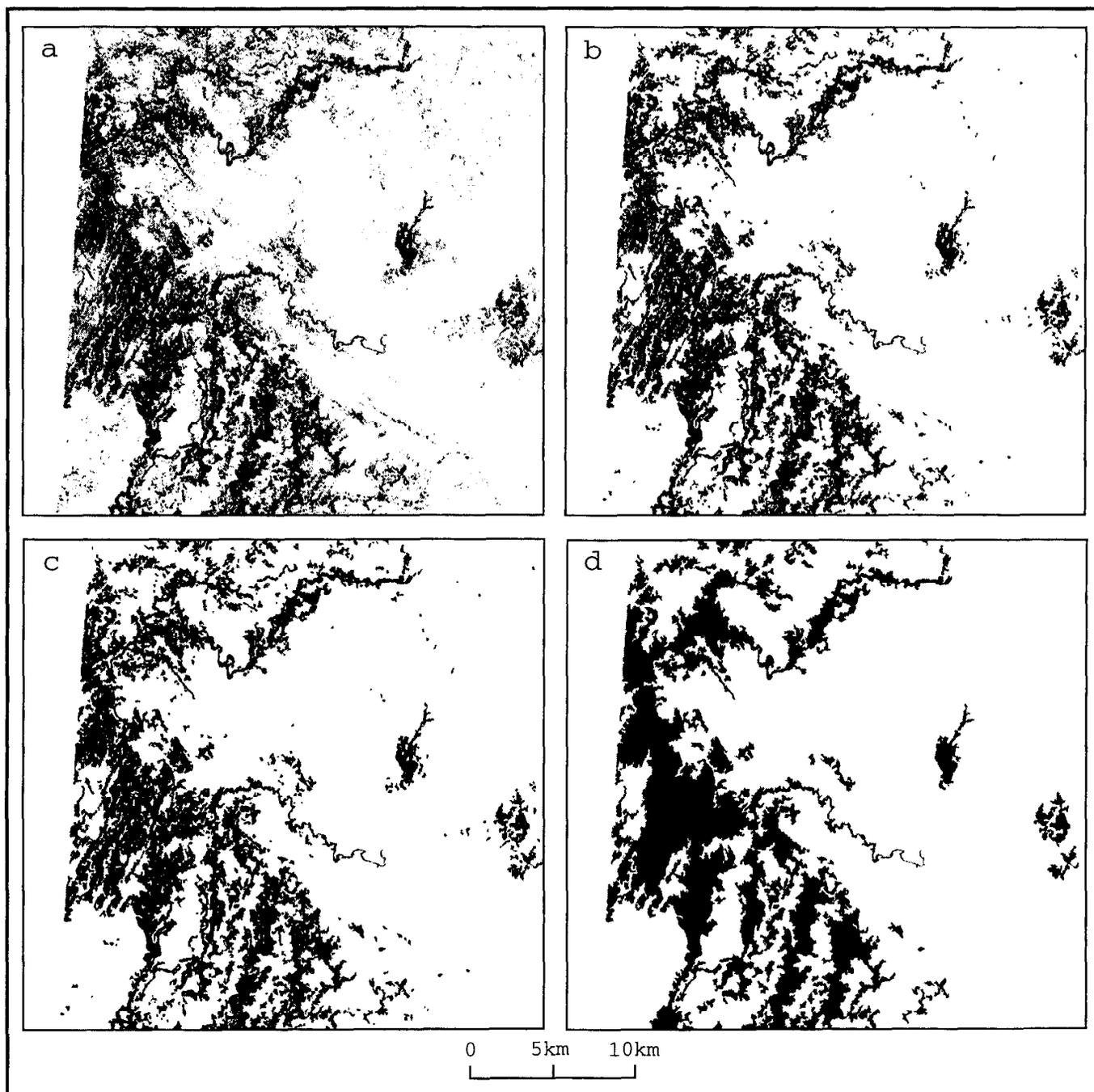


Figure 4.14 : Exemple de traitement des classes. a - classe 5 extraite ; b - reconstruction géodésique avec érosion de taille 1 et élément structurant 3x3; c - fermeture de taille 1 avec un élément structurant 3x3 ; d - bouchage des trous après une deuxième reconstruction avec une érosion de taille 2 et un élément structurant 5x5 .

Les classes ainsi obtenue sont réunies (figures 4.15a) et on applique la procédure de généralisation automatique avec 0 lissage et 3 érosions (figure 4.15b). On remarque que les très petites zones non pures ont disparu alors que celles de moyenne importance ont fortement diminué (tableau 4.4).

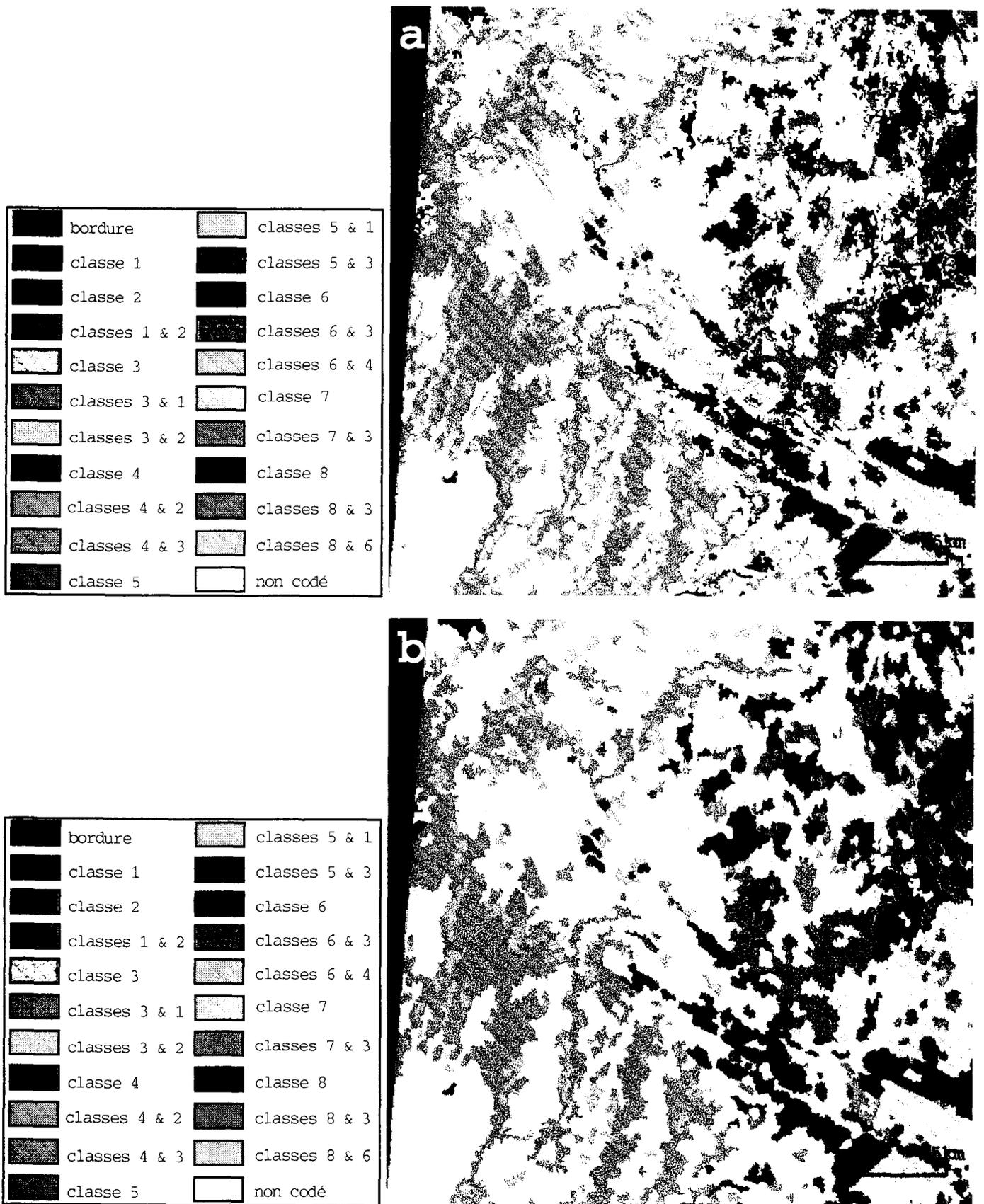


Figure 4.15 : a - Image obtenue par réunion des classes ; b - Image obtenue après généralisation automatique (LOE3).

Classes	Code	Réunion des classes		après LOE3
		Nb. pixels	%	Nb. pixels
bordure	0	227785	9,5	227785
1	1	69875	3	74289
2	2	154685	6,4	167468
1+2	3	7107	0,3	3183
3	4	1088044	45,5	1183998
3+1	5	7316	0,3	1930
3+2	6	33375	1,4	13305
3+(1+2)	7	12	0,00	
4	8	103415	4,33	110429
4+2	10	11295	0,47	5100
4+3	12	12851	0,53	5627
4+(3+2)	14	14	0,00	
5	16	330294	13,83	352037
5+1	17	1202	0,05	606
5+3	20	104438	4,37	60526
5+4	24	60	0,00	
5+(4+3)	28	395	0,01	406
6	32	63450	2,65	70237
6+3	36	13217	0,55	5874
6+4	40	3102	0,129	1135
7	64	10864	0,5	10256
7+1	65	219	0,01	
7+3	68	4712	0,2	2127
7+5	80	226	0,01	
7+(5+3)	84	97	0,00	
8	128	23137	1	22505
8+3	132	16092	0,67	9653
8+4	136	10	0,00	
8+6	160	2273	0,1	287
Non codé	200	100188	4,2	61007

Tableau 4.4 : Comparaison des histogrammes de l'image obtenue par réunion des classes et de l'image après généralisation automatique (LOE3).

Les entités non pures qui persistent sont généralisées par une interprétation manuelle (figure 4.16) en exploitant la classification brute.

Après la généralisation, on remarque (tableau 4.5) une diminution assez remarquable de la représentativité de la classe 8 (de 4,3 à 1,45%) . Celle-ci est due essentiellement au traitement des classes qui est réalisé de façon automatique. Par contre, l'augmentation de la classe 3 est due conjointement au traitement des classes et à l'interprétation ultime qui est faite manuellement. Ce type de remarques permet d'apprécier les résultats obtenus et éventuellement de les remettre en cause.

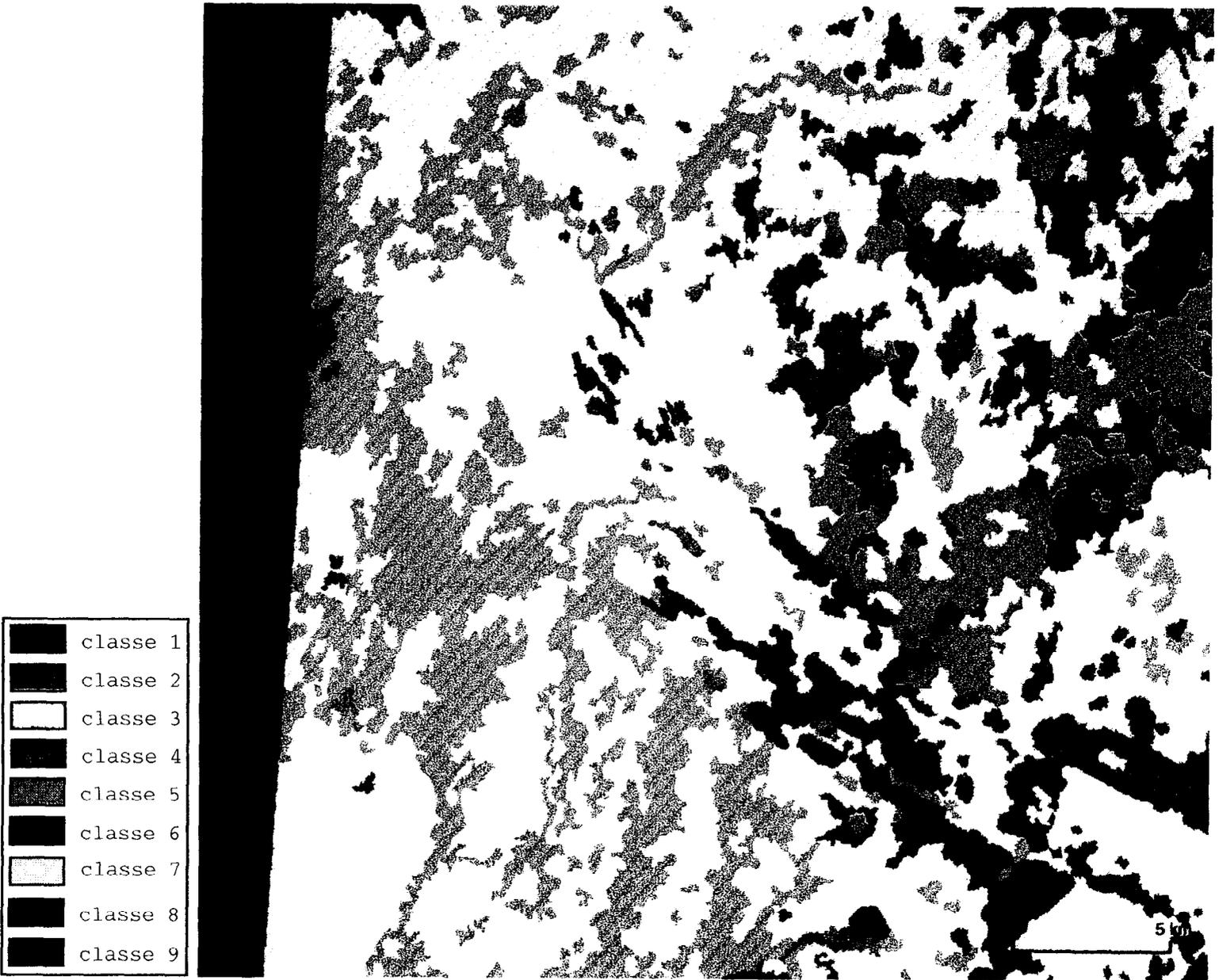


Figure 4.16 : Image obtenue après généralisation et interprétation de la classification par apprentissage pseudo-dirigé.

Classe	Classification brute			Classification généralisée		
	Code	Nb. de pixels	%	Code	Nb. de pixels	%
Bordure	0	227785	9,5	0	227785	9,5
1	1	102549	4,3	1	80774	3,4
2	2	195443	8,1	2	185960	7,8
3	3	1094321	45,8	4	1228507	51,4
4	4	161924	6,7	8	131733	5,5
5	5	365914	15,3	16	392521	16,4
6	6	106294	4,4	32	92501	3,8
7	7	31951	1,3	64	15215	0,6
8	8	103589	4,3	128	34774	1,45

Tableau 4.5 : Comparaison de la classification brute et la classification généralisée

La qualité des résultats dépend des paramètres choisis pour les traitements et des choix d'attribution des zones non pures aux classes lors de l'interprétation ultime.

La carte finale obtenue (figure 4.16), permet de localiser et de mieux distinguer les différentes classes d'occupation du sol sur lesquels on peut déjà émettre des hypothèses concernant leur nature. Cette approche de traitement conserve quasiment la configuration spatiale (figure 4.16) et la représentativité (tableau 4.5) des classes d'occupation du sol et fournit une carte présentant deux avantages :

- une interprétation facile au regard de la lisibilité des formes d'organisation spatiale.
- une intégration facile à un SIG par vectorisation

Toutefois, le processus de généralisation induit des pertes d'informations au niveau des hétérogénéités locales mais, on considère que ces informations constituent du bruit que l'on élimine par des traitements adaptés.

7. Utilisation des indices de végétation

L'indice normalisé de végétation (NDVI) et l'indice de brillance (IB) sont calculés sur notre image. La formule du NDVI donnée au chapitre 1 donne des valeurs très petites comprises théoriquement entre -1 et 1, mais le logiciel OSIRIS permet d'effectuer automatiquement un réétalement entre 0 et 255.

Sur l'image du NDVI obtenue (figure 4.17a), les zones de végétation dense sont représentées par une forte luminance des pixels. Celles-ci sont concentrées à l'est de la partie centrale de l'image. Cette zone a été identifiée sur les cartes topographiques utilisées (Annexe 3) comme une zone inondable à végétation de fourrés. Le prolongement observé jusqu'au cordon dunaire correspond à une zone de savane boisée. Les zones d'agglomération urbaine observées sur la composition colorée standard en rouge vif ressortent ici en tâches blanches.

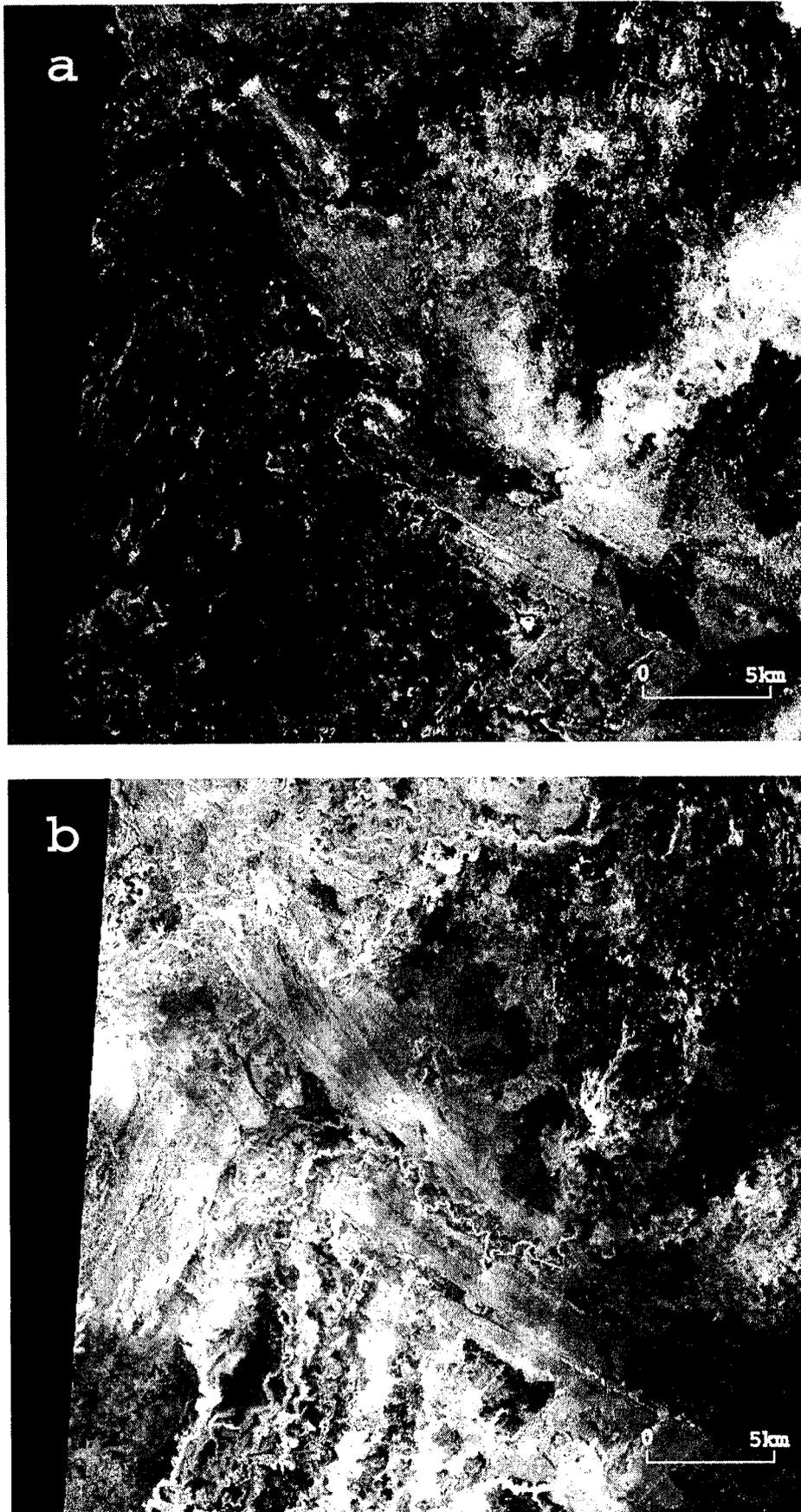


Figure 4.17 : a - Indice de végétation ou NDVI ; b - Indice de brillance ou IB.

La majeure partie de la scène à une luminance faible représentée en noire, qui reflète la période de prise de vue de la scène (04 avril 1986) correspondant à la saison sèche où les sols sont nus et certains espaces parcourus par les feux qui précèdent la période culturale.

L'image de l'IB (figure 4.17 b) ne présente pas un fort contraste visuel. On peut remarquer que les zones de plus forte luminance (en blanc) correspondent aux sols dénudés alors que les zones de végétation sont mal perçues.

A partir de ces observations, on décide d'effectuer une classification multispectrale non dirigée avec les néo-canaux IB et NDVI, en utilisant la méthode des Nuées Dynamiques qui est présentée au chapitre 2. Notre image est ainsi partitionnée en 7 classes (figure 4.18) où la classe 7 représente la bordure.

L'interprétation des statistiques (tableau 4.6) calculées sur les classes confirment la corrélation observée sur ces néocanaux lorsqu'on s'intéresse à la détection de la végétation et des sols. Dans ce cas particulier, la classe 1 (sol dénudés) représente les plages de plus hautes valeurs de l'IB et de faibles valeurs de NDVI. Par contre, la classe 6 (savane boisée) représente les plages de faibles valeurs de IB mais, de très fortes valeurs de NDVI (figure 4.19).

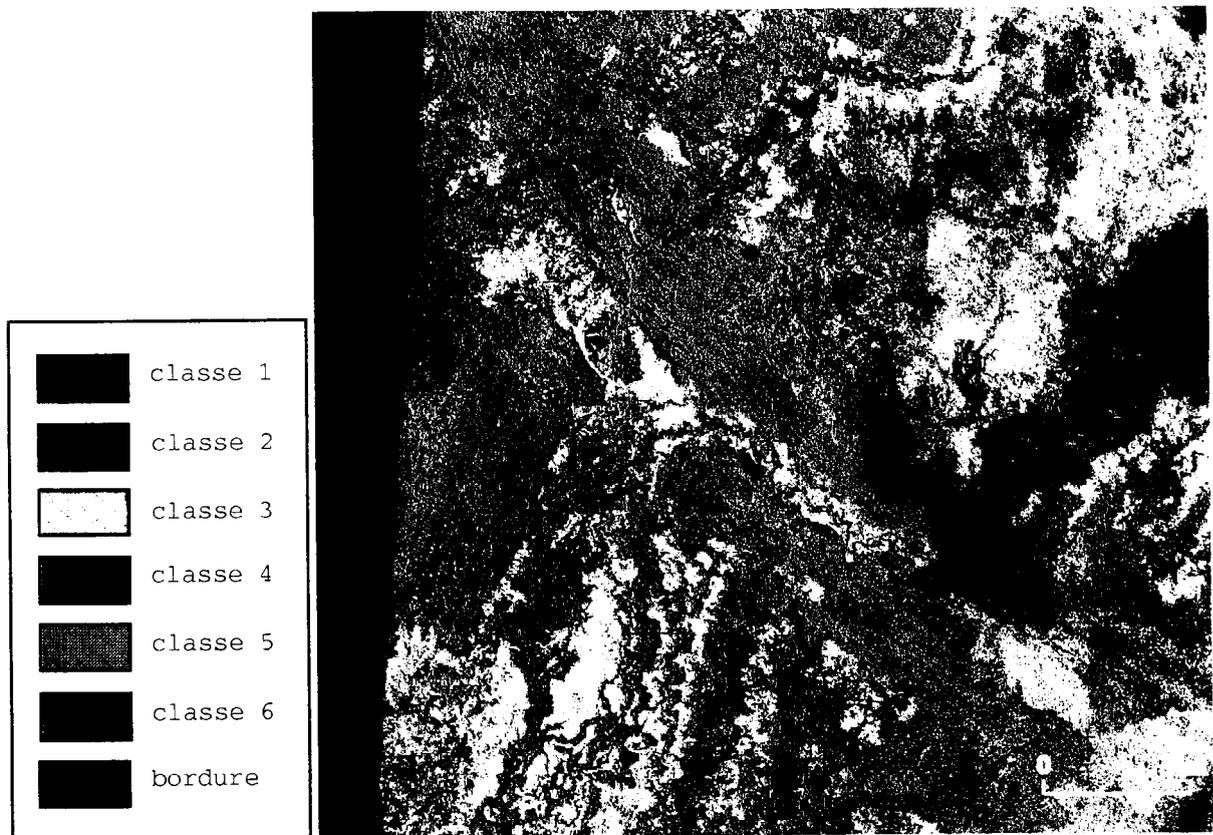


Figure 4.18 : Image classée brute obtenue en utilisant les néo-canaux IB et NDVI.

	NDVI		IB	
	moyenne	écart-type	moyenne	écart-type
Classe1	44,07	8,04	157,14	8,70
classe 2	46,64	7,16	136,69	6,45
classe 3	37,84	6,59	113,30	11,19
classe 4	60,20	7,12	109,70	8,03
classe 5	65,76	6,08	131,29	7,63
classe 6	87,01	12,37	114,83	9,59

Tableau 4.6 : Statistiques sur les valeurs de NDVI et IB des classes

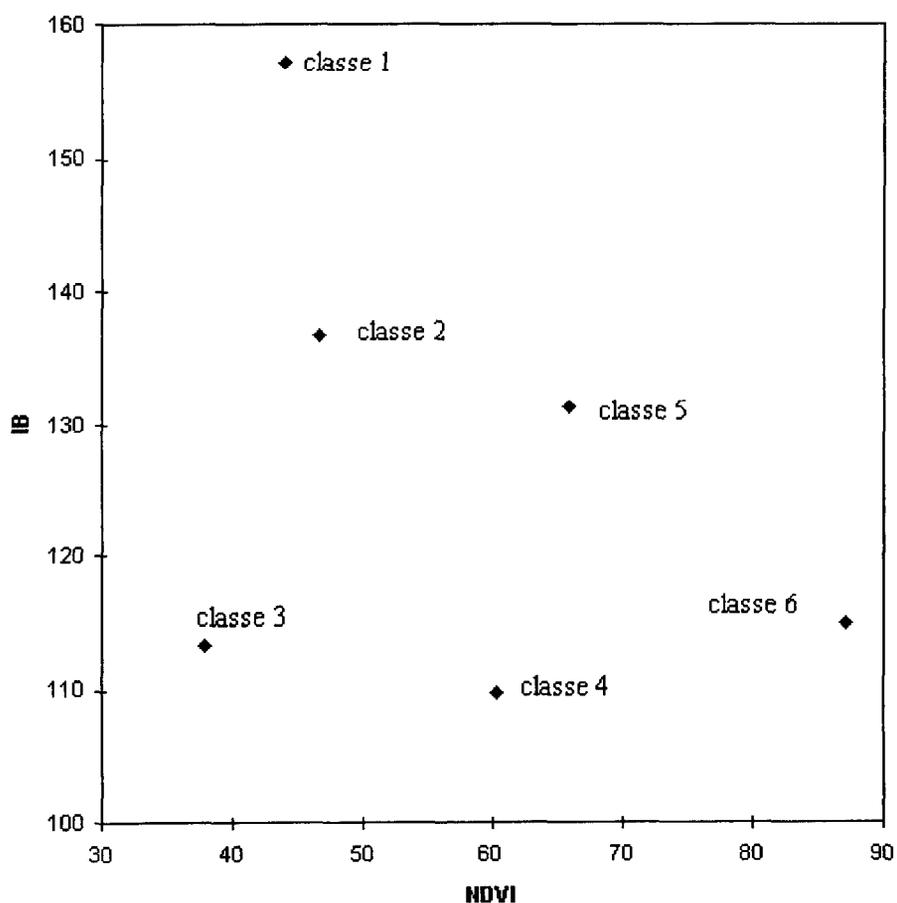


Figure 4.19 : Distribution des classes dans l'espace spectral IB-NDVI.

La même approche de traitement des classes présentée aux paragraphes 3 et 6 est utilisée pour produire une carte thématique facilement exploitable : pour chaque classe, on effectue une *reconstruction géodésique* en utilisant une érosion de taille 2 avec un élément structurant 3x3, suivie d'une *fermeture* de taille 2 avec un élément structurant 3x3 et on

termine cette phase par un bouchage des trous par la technique *d'inversion reconstruction inversion* exploitant une *érosion* de taille 3 avec un élément structurant 3x3 pour la *reconstruction géodésique*.

La réunion des classes ainsi traitées est nettoyée par une généralisation automatique utilisant 0 lissage et 3 *érosions* pour obtenir une image où les très petites zones non pures ont disparus (tableau 4.7).

Classes	Code	Réunion des classes		après LOE3
		Nb. Pixels	%	Nb. pixels
bordure	0	227785	9,53	227785
1	1	248993	10,4	271404
2	2	494863	20,7	517849
1+2	3	95975	4,01	69755
3	4	304236	12,7	331498
3+1	5	173	0,01	
3+2	6	64998	2,7	46470
3+(1+2)	7	182	0,01	
4	8	214230	8,96	228930
4+2	10	1228	0,05	
4+3	12	27223	1,13	18496
4+(2+3)	14	41	0,001	
5	16	376780	15,76	409955
5+1	17	6560	0,27	2846
5+2	18	69993	2,92	52714
5+(1+2)	19	232	0,01	
5+3	20	359	0,015	
5+(3+2)	22	18	0,001	
5+4	24	10394	0,43	3671
5+(4+2)	26	8	0,0003	
5+(4+3)	28	42	0,001	
6	32	105444	4,41	112130
6+1	33	54	0,002	
6+2	34	8	0,0003	
6+3	36	17	0,001	
6+4	40	26783	1,12	20154
6+5	48	23458	1	14601
6+(5+2)	50	50	0,002	
6+(4+5)	56	33	0,001	
Non codé	60	89610	3,75	61512

Tableau 4.7 : Comparaison des histogrammes de l'image obtenue par réunion des classes et de l'image après généralisation automatique (LOE3).

L'image finale est obtenue (figure 4.20) par un nettoyage ultime qui nécessite une interprétation visuelle guidée par la classification initiale.

Après les traitements, les structures spatiales des classes sont relativement identiques à celle de la classification initiale. De même, le tableau 4.8 montre que la représentativité des classes est globalement maintenue, sauf une variation assez sensible (de 1 à 2%) observée sur les classes 5 et 6.

Classe	Classification brute			Classification généralisée		
	Code	Nb. de pixels	%	Code	Nb. de pixels	%
Bordure	0	227785	9,5	0	227785	9,5
1	1	325855	13,6	1	318947	13,34
2	2	570179	23,85	2	580498	24,29
3	3	363951	15,22	4	379116	15,86
4	4	273087	11,42	8	274465	11,48
5	5	448463	18,76	16	479521	20,06
6	6	180450	7,55	32	129438	5,41

Tableau 4.8 : Comparaison de la classification brute et la classification généralisée

Ce résultat peut être ensuite comparé avec celui obtenu par classification sur les canaux XS ou sur les ACP afin d'apprécier les apports de chacune de ces combinaisons.

8. Automatisation du traitement des classes

Les opérateurs de Morphologie Mathématique exploités dans le traitement binaire des classes exigent des temps de traitements très élevés, en particulier les *reconstructions géodésiques* et les filtres connexes. A titre d'exemple, la procédure de traitement binaire automatisée s'exécute en moyenne en 3 heures sur une classe du quart de la scène de KJ 88-329.

Afin de conserver approximativement les mêmes structures et dans les mêmes proportions des images classifiées, on applique le même traitement à toutes les classes et ceci devient très fastidieux au regard des temps de traitement. Nous nous sommes intéressés à l'automatisation du traitement appliqué aux classes extraites de l'image classifiée.

Une interprétation visuelle étant nécessaire pour choisir les paramètres (taille des opérateurs morphologique et taille des éléments structurants) des traitements, on effectue d'abord des essais de traitement sur une ou deux classes choisies convenablement. La figure 4.21 illustre les différentes procédures et les paramètres requis :

- ne : nombre d'érosions
- nf : nombre de fermetures
- te : taille de l'élément structurant

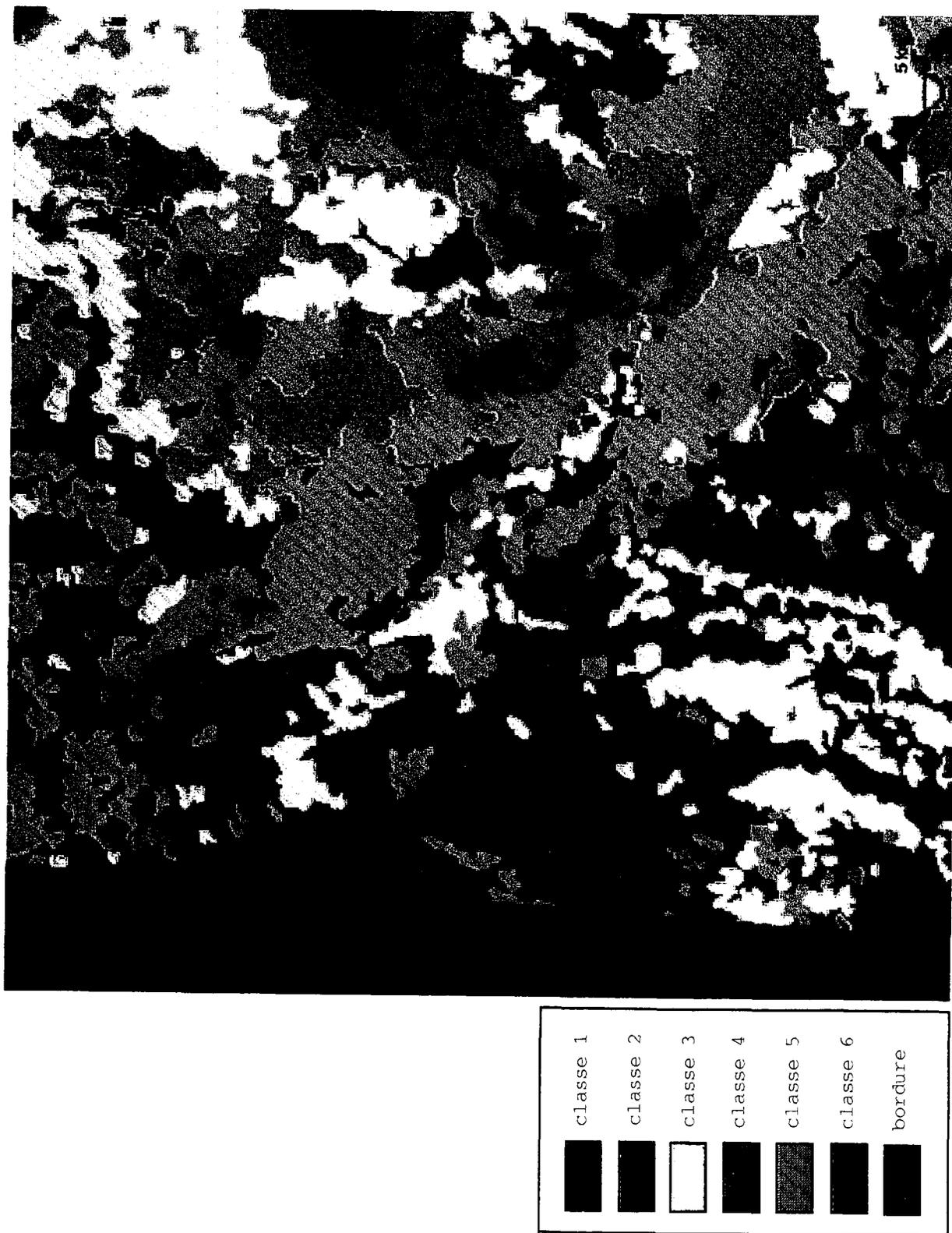


Figure 4.20 : Image obtenue après généralisation et interprétation de la classification par les nuées dynamiques sur les néo-canaux NDVI et IB.

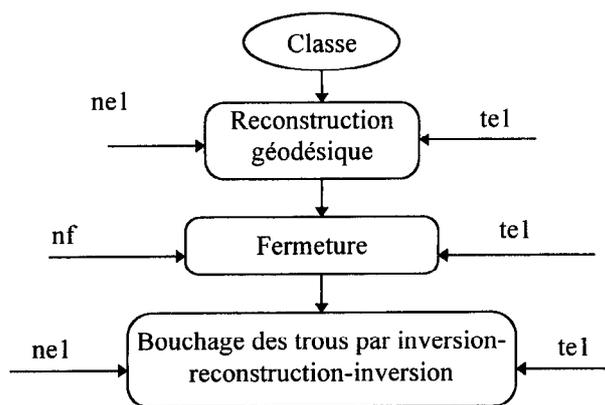


Figure 4.21 : Procédure de traitement binaire d'une classe

Cette procédure est entièrement automatisée en utilisant les langages de scripts (langage de commande) Bourne Shell et C-Shell disponibles sous l'environnement Unix (Annexe). Les codes des opérations de base implantés sous PLANETES et les codes écrits par Simonneaux V. (1995) pour la généralisation des images satellites sont réutilisés à cet effet. Ce programme permet de réduire considérablement le temps de traitement d'une image classifiée en éliminant les tâches répétitives et les temps d'attente entre deux traitements.

CONCLUSION GENERALE

1. Remarques générales

Nous nous sommes intéressés dans le cadre de ce stage à quelques techniques de traitement d'images satellites dans le visible et l'infrarouge. Ces techniques sont appliquées sur une image SPOT qui ne présente à priori pas de forts contrastes. Mais, les images obtenues à la suite des différents traitements montrent qu'avec une bonne connaissance de la nature des images et une combinaison convenable des opérations de base, on peut extraire des informations pertinentes.

Nous avons effectué à titre d'exemple des classifications multispectrales avec les néo-canaux (Indices et ACP), qui fournissent dans certains cas des meilleurs résultats qu'une classification avec les canaux XS.

Nous nous sommes focalisés en particulier sur l'intégration des traitements de Morphologie Mathématique dans une approche de cartographie semi-automatique de l'occupation du sol. Cette méthode est qualifiée de semi-automatique car, on remarque le rôle déterminant de l'interprétation visuelle de l'analyste qui conduit à des traitements manuels intermédiaires ou au choix des paramètres adaptés aux traitements automatiques.

L'exemple d'application réalisé pour l'extraction du réseau hydrographique sur le quart nord-ouest de notre image montre l'une des nombreuses possibilités d'utilisation des opérateurs de Morphologie Mathématique en analyse automatique d'images. Dans notre exemple on peut remarquer qu'en considérant seulement la forme des structures observées sur les images, on n'arrive pas à la nature de l'occupation du sol.

Le deuxième exemple portant sur la classification de l'occupation du sol permet de diviser l'image en classes, correspondant aux propriétés spectrales des objets. Nous avons testé plusieurs combinaisons de canaux (XS, ACP et Indices) pour la classification multispectrale en utilisant d'abord une méthode non dirigée et ensuite une méthode pseudo-dirigée. Les images obtenues par les algorithmes de classifications existants ne fournissent pas toujours une carte que l'on peut facilement interpréter ou intégrer dans un SIG à cause des hétérogénéités. Les opérateurs de Morphologie Mathématique permettent plus ou moins de mettre en oeuvre des procédures automatiques de généralisation des images classées. A chaque étape des traitements, l'opérateur doit prendre des décisions de façon à adapter les paramètres de traitements.

2. Perspectives

Nous essayons à la suite des classifications, de rapprocher les structures observées sur les images aux thèmes d'occupation du sol afin de les caractériser de façon approximative en exploitant les documents cartographiques existants. Les documents cartographiques utilisés à cet effet sont :

- les cartes topographiques (Maroua et Yagoua) au 1/200 000 qui ont été numérisées (Annexe 3) et ont servi au recalage des images.
- la carte des sols de l'extrême Nord au 1/500 000 (Brabant P et Gavaud M., 1984)
- la carte des sols et ressourcés en terre : potentialités agricoles, contraintes et aptitudes (Brabant P et Gavaud M., 1985)

Des hypothèses peuvent ainsi être émises sur la nature des classes d'occupation du sol obtenues en comparant les différentes classification avec les données existantes.

On note par exemple que la classe 6 de la classification avec le NDVI et l'IB (figure 4.20) correspondant à la classe 4 sur celle utilisant les ACP a été identifiée sur la carte topographique comme une zone de savane boisée.

Les sols dénudés sableux et les lits de mayos représentés par la classe 5 sur les deux premières classification (figure 4.6 et figure 4.16) et par la classe 1 sur la troisième (figure 4.20) sont assez remarquables par leur couleur (blanc) sur la composition colorée standard.

Dans notre cas, il est difficile d'établir des équivalences exhaustives entre les classes des trois images (figures 4.6, 4.16 et 4.20) car les méthodes de classifications sont différentes et on n'a pas le même nombre de classes. Nous envisageons essentiellement d'émettre le maximum d'hypothèses par interprétation visuelle et couplage avec les données cartographiques disponibles.

Les hypothèses émises pourront donc être confirmées par les résultats d'un échantillonnage sur le terrain. Quelques problèmes qui ouvrent de nouvelles perspectives de notre travail et que nous n'avons pas abordé en détail dans le cadre de ce travail portent sur :

- le choix de l'échelle de généralisation et l'évaluation de l'approche de traitement. Il faut en d'autres termes établir des critère d'appréciation de la carte obtenue,
- l'identification de la nature des classes obtenues : en plus des campagnes de terrain, il sera intéressant d'étudier le comportement spectral de ces surfaces par des mesures de réflectance au sol.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- ACHARD F. et BLASCO F., 1990. Analyse de l'évolution saisonnière des végétations et cartographie du couvert forestier en Afrique de l'ouest par utilisation de NOAA AVHRR. *Photogr. Eng and Rem Sens.*, **56**, p 1359-1365.
- AKONO A., 1996. Traitement Numérique des Images Radar. Rapport de stage au Laboratoire des Formations superficielles, ORSTOM Bondy, 57 pages.
- ANGELICI G. L. et BRYANT N.A., 1977. A Land Use change Monitoring System Based on Landsat. Machine processing of remoted sensed data, 4th Annual Symposium, Laboratory for Applications of Remote Sensing, Purdue University, West Lafayette, Indiana, June 21-23, 344 pages.
- BARET F., GUYOT G., BEGUE A., MAUREL P. et PODAIRE A., 1988. Complementary of Middle Infrared with visible and Near-Infrared for monitoring wheat canopies. *Remote Sens Environ*, **26**, p 213-225.
- BARET F. et GUYOT G., 1991. Potentials and limits of végétation index for LAI and APAR assessment. *Remote Sens. Environ.*, **35**, p161-173.
- BARIOU R., LECAMUS D. et LE HENAFF F., 1985. Les Indices de végétation. Dossiers de Télédétection, Centre Régional de télédétection, Université de Rennes 2, 121 pages.
- BONN F. et ROCHON G., 1996 - Précis de télédétection, volume 1 : principes et méthodes. Presse de l'Université du Québec/AUPELF, p 297-420.
- BELGHITH A., 1990. Apport des données satellitaires pour la caractérisation et la cartographie des états de surface en régions arides méditerranéennes. (La région de Menzel-Habib, Tunisie). Mémoire de DESS en télédétection, GDTA, Ecole Nationale des Sciences Géographiques, 65 pages
- BRABANT P. et GAVAUD M., 1984. Carte des sols : Provinces du Nord et Extrême Nord. 1/500 000, Paris : ORSTOM
- BRABANT P. et GAVAUD M., 1985. Les sol et les ressources en terres du Nord Cameroun : Cartes et notice explicative n° 103. 285 p + 6 cartes couleurs hors texte, au 1/500 000, Paris - ORSTOM - MESRES - IRA
- DELPECH R., DUME G. et GALMICHE P., 1985. Typologie des stations forestières. Paris, ministère de l'agriculture, IDF, 243 pages.
- DEBAINE F., MERING C. et PONCET Y., 1988. La morphologie mathématique en teinte de gris appliquée à la mise en évidence de réseaux. *Photo-interprétation*, **5** (2), p 17-26.

- DIDAY E., 1971. La méthode des nuées dynamiques. *Revue des statistiques appliquées*, vol. 19, p 19-34.
- DIDAY E., 1978. La méthode des nuées dynamique et la reconnaissance des formes. Fascicule D.I.A IRIA Rocquencourt.
- FOTSING E. et MADI A., 1999. Suivi de la biomasse ligneuse par une approche intégrée SIG Télédétection. A paraître dans les actes du colloque International sur la télédétection optique et radar et la géomatique pour la gestion des problèmes environnementaux. 67^{ème} congrès de l'ACFAS, ottawa, 18 pages.
- GIRARD C. M. et BLASCO F., 1996. Végétation herbacée terrestre In *Précis de Télédétection, Vol 2 Applications thématiques* sous la direction de Ferdinand, Presse de l'Université du Québec/AUPELF, p 199-224.
- GIRARD, C. M. et M. BENOIT, 1990. Méthode de cartographie des prairies permanentes : application à la lorraine sur des données SPOT. *C.R Acad. Sci. Paris*, 310, III, p 461-464
- GUYOT G., XING-FA G., WEISS M. et BAREL F., 1996. Du signal satellitaire à la réflectance au sol : problèmes direct et inverse. *Photo Interprétation* n° 1996/2 p 119-137.
- GUYOT G., 1996. Agriculture et statistiques agricoles In *Précis de Télédétection, Vol 2 Applications thématiques* sous la direction de Ferdinand, Presse de l'Université du Québec/AUPELF, p 267-322.
- GUYOT G. et X.F. GU, 1994. Effect of radiometric corrections on NDVI determined from SPOT-HRV and LANDSAT TM data, *Remote Sens Environ*, **49** p169-180.
- HUETE A. R. , JACKSON R. D., POST D. F., 1985. Spectral response of a plant canopy with different soil backgrounds. *Remote sensing of Environment*, **17**, n° 1 pp. 37-53
- JENSEN R. E., 1969. A dynamic programming algorithm for cluster analysis, University of Maine - Orono Maine.
- KAUTH, R. J. et THOMAS G. S., 1976. The tassel'd Cap A Graphic Description of spectral temporal Development of Agricultural crops as Seen by LANDSAT. *Proceedings 2nd International Symposium on machine Processing of Remotely Sensed Data*, Purdue University, West Lafayette, Indiana, p 4B41- 4B51.
- KETTIG R. L. et LANDGREBE D. A., 1976. Classification of Multispectral Image Data by extraction and Classification of homogeneous objects. *IEEE Transaction on Geoscience Electronics*, **GE-14**, N°1, p 19-26

Références bibliographiques

- LEGELEY P. A., MERING C., GUILLANDE R., et HUAMAN D., 1995. Méthode de cartographie des coulées de lave par traitement des images Spot : L'Exemple du Sabancaya (Perou). *Photo-interprétation*, 1, p 3-17
- LEGELEY P. A. et MERING C., 1997. Apport des opérateurs de morphologie mathématique à l'extraction des failles à partir d'images Spot panchromatique. *Photo-interprétation*, 3-4, p 209-223
- LEPART J. et ESCARRE J., 1983. La succession végétale, mécanismes et modèles : analyse bibliographique. *Bull. Ecol.* n° 14, p 133-178.
- PETTANG C., TAMO T. T., FOTSING E., et KOUAMOU G. 1997. SIGSADRE : Un système d'aide à la planification et la gestion du réseaux d'eau dans les quartiers à habitat spontané. In *Revue internationale de Géomatique*, 7 (2), p 141-157..
- RUSPINI E. H. , 1970. Numerical method for fuzzy clustering information. *Sciences* 2, 319-350.
- RIFFLET J. M., 1989. *La programmation sous Unix*. Deuxième édition, Mcgraw-Hill, 410 pages.
- SIMONNEAUX V. 1995. Généralisation d'images satellites classées pour leur intégration à un SIG, In *Surveillance des sols dans l'environnement par télédétection et systèmes d'information géographiques*. Symposium International, ORSTOM Paris, 1996 p 231-246.
- SERRA J., 1988. *Image analysis and Mathematical morphology*, Vol 2 (London Academic Press), 411 pages.
- TRIBOULET Christine, 1995. *Les transformations des paysages du Diamaré et du bassin de la Bénoué (Nord Cameroun)*. Etude a l'aide de l'imagerie SPOT. Thèse de doctorat de l'école des hautes études en sciences sociales, 629 pages.
- TAYLOR M., 1974. Principal component color display of ERTS Imagery, CR 2ème symposium Canadien sur la télédétection.
- VICKOS J. B., 1991. *Télédétection des feux de végétation en Afrique intertropicale*. Thèse de doctorat, Toulouse, Université Paul Sabatier, 142 pages.

ANNEXE 1
ENVIRONNEMENT UNIX

1- Quelques Commandes Unix

- ls : liste le contenu d'un répertoire
- cp chemin1/fichier chemin2 : copie d'un fichier
- more « fichier » : liste le contenu d'un fichier texte
- h n : donne la liste des n dernières commandes exécutées
- compress « fichier » ou uncompress : compression ou décompression de fichier
- tar -cvf /dev/rmt/1n * : sauvegarde tous les fichiers sans rembobinage
 - tar -cvf /dev/rmt/1 * : sauvegarde tous les fichiers avec rembobinage
 - tar -tvf /dev/rmt/1n : affiche la liste des fichiers sauvegardés à l'écran sans rembobinage
 - tar -tvf /dev/rmt/1n > fichier : liste des fichiers du 1^{er} répertoire sauvegardés redirigée vers un fichier
 - tar -tvf /dev/rmt/1n >> fichier : dans le cas de sauvegarde de plusieurs répertoires : ajoute au fichier précédent la nouvelle liste.
- mt -f /dev/rmt/1 rew : rembobine la bande
- dd if = « fichier entrée » of = « fichier sortie » bs = n skip = 1 : convertit et copie des fichiers avec différents formats,

2. Alias

Des alias permettent de créer des raccourcis pour des commandes exécutées régulièrement et qui nécessitent de longues frappes.

Exemples :

- ll : ls -la
 - lex fichier : lpr -Plex fichier Permet d'imprimer (fichier image .ps) sur l'imprimante Lexmark
 - lpr « fichier » : idem à lex pour l'imprimante Sparc
 - setim : setenv IMAGES « \$cwd » ; setenv PARAMS « \$cwd »
- initialise les deux variables, IMAGES et PARAMS, de l'environnement Osiris au répertoire courant.

3. Programmation

L'environnement Unix intègre deux langages de commandes appelés Shell : le Bourne Shell et le C-Shell, ainsi qu'un compilateur de langage C. L'automatisation des traitements est effectuée grâce au Shell en écrivant des scripts qui facilitent la réutilisation des codes de programmes. Nous présentons à titre d'illustration quelques code de script :

Script de création du marqueur et d'exécution de la reconstruction géodésique

```
# Version Bourne Shell
# Ce script prend une image ($1), un nombre d'érosions ($2) et une taille (#3) d'élément
structurent, crée un marqueur et le place dans le canal 5. Le masque étant dans le canal 4, on
pourra lancer recbin.sh
# une autre copie est mise en 5 pour servir a la création du marqueur
n=0
if test $3 -ne 3 -a $3 -ne 5
  then echo la taille de l'element structurant doit être 3 ou 5
  else if test $3 -eq 3
    then while test $n -ne $2
          do
                echo Erosions en cours
                fenet3 $1 < fero
                gestion $1 < fche
                n=n+1
          done
    else if test $3 -eq 5
      then while test $n -ne $2
            do
                  echo Erosions en cours
                  fenet5 $1 < fero
                  gestion $1 < fche
                  n=n+1
            done
      fi
    fi
  fi
recons $1
recbin.sh $1
mj $1
# Le resultat de la reconstruction est dans le canal 5 et sera exploite ultérieurement
# fero (5, 6, 3 = erosion, marqueur)
# fche (x, 6, 5, m, 6, 0, 0, e, 6, q) change 6 et 5 et efface 6
```

ANNEXE 2

CARACTERISTIQUES DES DONNEES SATELLITALES

Landsat MSS		Landsat TM		SPOT	
Bandes	λ en μm	Bandes	λ en μm	Bandes	λ en μm
		TM1	0,45 - 0,52		
MSS4	0,5 - 0,6	TM2	0,52 - 0,60	XS1	0,5 - 0,59
MSS5	0,6 - 0,7	TM3	0,63 - 0,69	XS2	0,61 - 0,68
MSS6	0,7 - 0,8	TM4	0,76 - 0,90	XS3	0,79 - 0,89
MSS7	0,8 - 1,1	TM5	1,55 - 1,75	XS4	1,58 - 1,75
		TM6	10,40 - 12,50		
		TM7	2,08 - 2,35		

Tableau A2.1 : Caractéristiques spectrales des données des capteurs Landsat MSS et TM, SPOT XS

Régions spectrales	Plages de longueurs d'onde (μm)
Visible	0,39 - 0,77
	0,77 - 0,91
Proche Infrarouge	1,0 - 1,12
	1,2 - 1,35
Moyen Infrarouge	1,55 - 1,73
	2,1 - 2,5
Infrarouge Thermique	3,5 - 4,2
	4,4 - 5,5
	8,2 - 9,4
	10,2 - 13,8

Tableau A2.2 : Fenêtre de longueur d'onde du visible à l'infrarouge Thermique

Satellite	Instrument	FTM	XS1	XS2	XS3	Panchro
Spot 1	HVR1	FTM _{ligne}	0,41	0,38	0,36	0,19
		FTM _{colonne}	0,48	0,41	0,28	0,28
	HVR2	FTM _{ligne}	0,40	0,39	0,38	0,15
		FTM _{colonne}	0,44	0,40	0,22	0,23
Spot 2	HVR1	FTM _{ligne}	0,42	0,42	0,40	0,21
		FTM _{colonne}	0,48	0,44	0,37	0,27
	HVR2	FTM _{ligne}	0,42	0,42	0,41	0,22
		FTM _{colonne}	0,50	0,47	0,39	0,30

Tableau A2.3 : FTM des instruments HVR1 et HVR2 de SPOT 1 et 2, mesurées avant le lancement

Paramètre	Instrument	Vert	Rouge	Proche IR
Eclairage solaire équivalent	HVR1 de SPOT 1	1855	1615	1090
	TM de LANDSAT 5	1827	1545	1043
Coefficient d'étalonnage	HVR1 de SPOT 1	1,099	0,903	0,887
	TM de LANDSAT 5	0,689	0,919	1,091
Longueur d'onde centrale (nm)	HVR1 de SPOT 1	545	638	819
	TM de LANDSAT 5	571	661	838

Tableau A2.4 : Paramètres d'étalonnage des instruments HRV1 de SPOT et TM de LANDSAT 5

Procédure de lecture d'une image SPOT

1. Créer un répertoire scène1 et y copier le contenu du CD-ROM

```
cp * /fotsing /pc/scene1/
```

2. A partir du fichier Imag_02.dat, produire le fichier Imag_02.mpx

```
dd if=Imag_02.dat of=Imag_02.mpx bs = 5400 skip=1
```

bs pour bloc size. Le logiciel indique le nombre d'enregistrement (9000), qui permet de déduire le nombre d'enregistrement par bande ou le nombre de lignes (3000).

3. Exécuter la commande de démultiplexage :

```
demult image2 Imag_02 .
```

Cette commande PLANETE¹ créera 3 fichiers au format OSIRIS (image2.1, image2.2 et image2.3). Le fichier Imag_02.dat est un multiplexage des canaux et la lecture de l'image consiste à démultiplexer.

4. Fournir les indications suivantes

mode de multiplexage : par ligne, nombre de lignes : 3000, nombre de colonnes : 5400

¹ logiciel de traitement d'image et télédétection développé à l'ORSTOM

ANNEXE 3

**NUMERISATION ET ASSEMBLAGE
DES FONDS TOPOGRAPHIQUES**

1. Les données cartographiques de base

La zone d'étude est entièrement couverte par 6 fonds de cartes au 1/200 000 (figure A3.1) dont les références sont données dans le tableau A3.1. Toutes ces planches ont la même projection et le même système de coordonnées (UTM, Ellipsoïde de Clarke 1880, fuseau 33, origine $Lo=0^\circ$ $Mo=15^\circ$ Est du Méridien central). Par contre, les années d'éditions et les éditeurs changent d'une carte à l'autre. Cette différence se traduit par les couleurs, des noms de localités différemment libellés, des routes différemment représentées en terme de taille ou de couleurs.

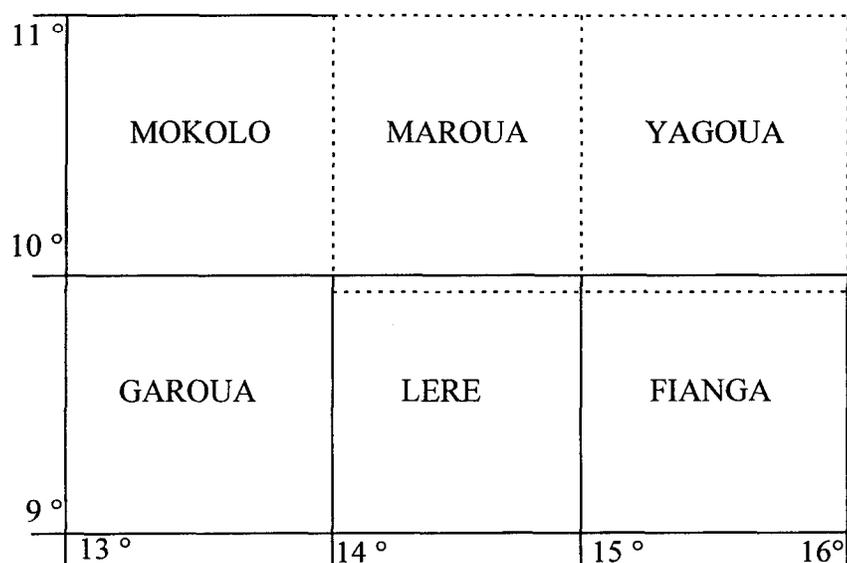


Figure A3.1 : Schéma d'assemblage des planches topographiques.

Numéro	Nom	Editeur	Année d'édition
Planche 1	Mokolo	IGN Paris Centre de Yaoundé	1973
Planche 2	Maroua	IGN Paris	1973
Planche 3	Yagoua	CGN et Min. Economie et Plan Yaoundé	1973, réimpression 1979
Planche 4	Garoua	IGN Paris Centre de Yaoundé	1965, réimpression 1969
Planche 5	Lere	IGN Paris Centre de Brazzaville	1968, réimpression, 1974
Planche 6	Fianga	IGN Paris Centre de Brazzaville	Juin 1967

Tableau A3.1 : Références des planches topographiques
(IGN : Institut Géographique Nationale, CNG : Centre Nationale Géographique)

Chaque planche correspond à un carré de 1° de coté mais, les planches de Maroua et de Yagoua représentées en traits interrompus sur la figure x sont prolongées de 4' au sud afin de couvrir la frontière du Cameroun (au niveau du bec de canard).

2. La numérisation et le traitement

La numérisation de chacune des planches est effectuée avec les mêmes propriétés (format A0, résolution 300 ppp, 256 couleurs) et les images obtenues sont traitées et sauvegardées au format .tif avec le logiciel Photoshop. La numérisation induit des distorsions dues au plis du papier et la précision d'orientation. Les transformations (rotation) sont effectuées en se référant aux points de méridien du centre de la carte qui sont à l'origine quasi alignés en raison de la grandeur de l'échelle (1/200 000).

3. L'assemblage des planches

On procède au mieux, à l'uniformisation des couleurs, au nettoyage des contours et au redressement des images. Les planches scannées ne se joignent pas exactement partout pour les raisons évoquées plus haut. On effectue différents scénaris et on apprécie la qualité des résultats avec pour objectif de faire coïncider le maximum de thèmes (routes, rivières, courbes de niveau) d'une carte à l'autre. Nous avons d'abord choisi de faire une réunion des 3 planches situées au nord (MOKOLO , MAROUA et YAGOUA) la bande correspondante est sauvegardée sous M3.tif (figure A3.2). On a ensuite exécuté de même la réunion des 3 planches situées au sud (GAROUA, LERE, FIANGA) et la bande obtenue est sauvegardée M6.tif (figure A3.3).

La deuxième difficulté posée par l'assemblage est rencontrée au moment de la réunion de la bande nord et de la bande sud. La mémoire de l'ordinateur utilisée devient limitée car les images sont très volumineuses.

Nous avons décidé d'extraire une bande de 10' au nord de la bande sud étant donné que le reste de cette bande se situe hors notre zone d'étude. La mémoire étant toujours limitée lors de la réunion de la bande nord avec la bande extraite, le module Quickedit de Photoshop a été exploité pour résoudre le problème. Ce module nous permet en effet de copier une petite bande au sud de la bande nord et d'effectuer la réunion de celle ci avec la bande extraite de la bande sud. Pendant cette réunion seules les bandes en édition occupent la mémoire. Au moment de la sauvegarde, la partie éditée est restituée à sa position initiale bande nord. La figure A3.4 montre la carte obtenue qui est utilisée pour le recalage de notre image

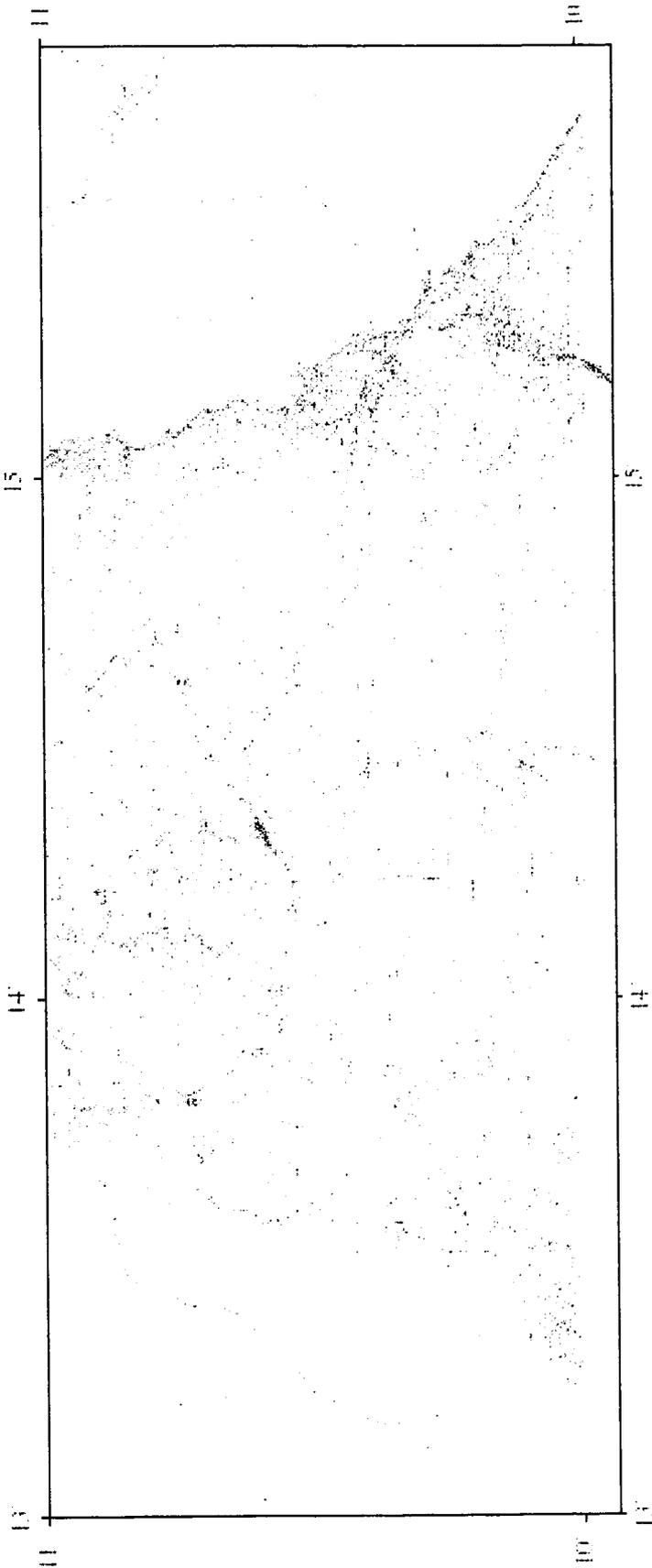


Figure A3.2 : Assemblage des planches de MOKOLO, MAROUA et YAGOUA (M3.tif)

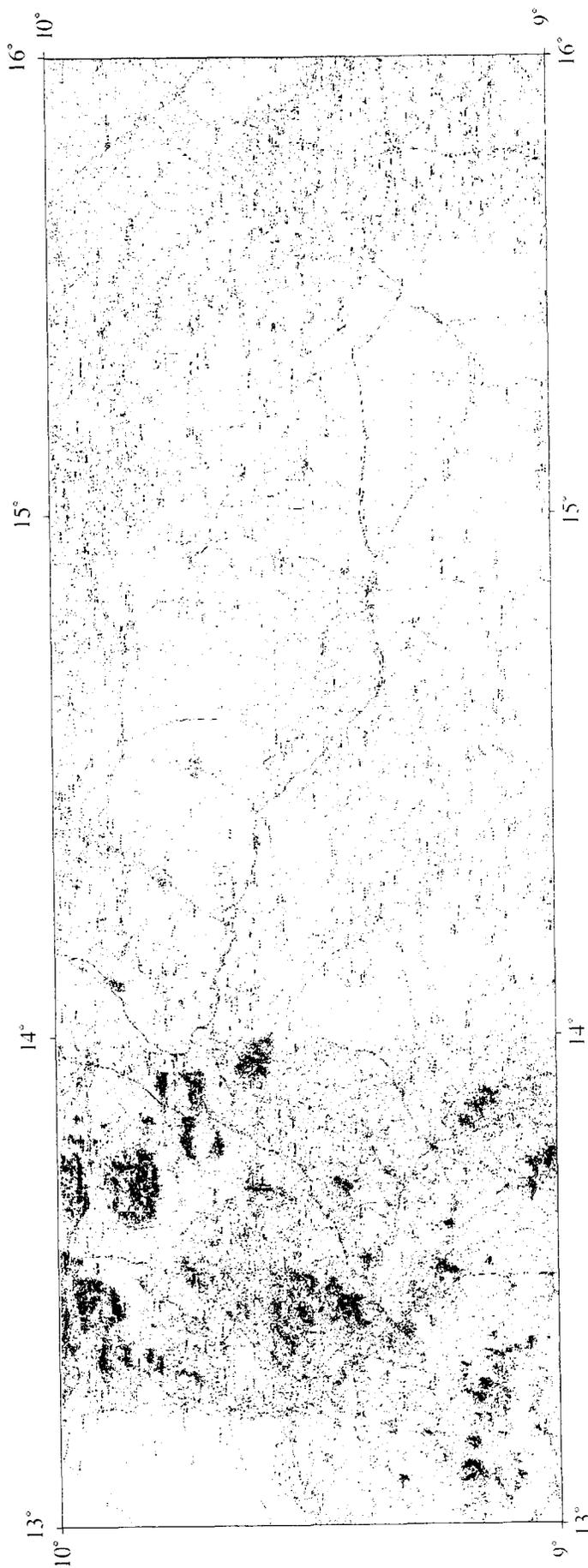


Figure A3.3 : Assemblage des planches de GAROUA, LERE, FIANGA (M6.tif)

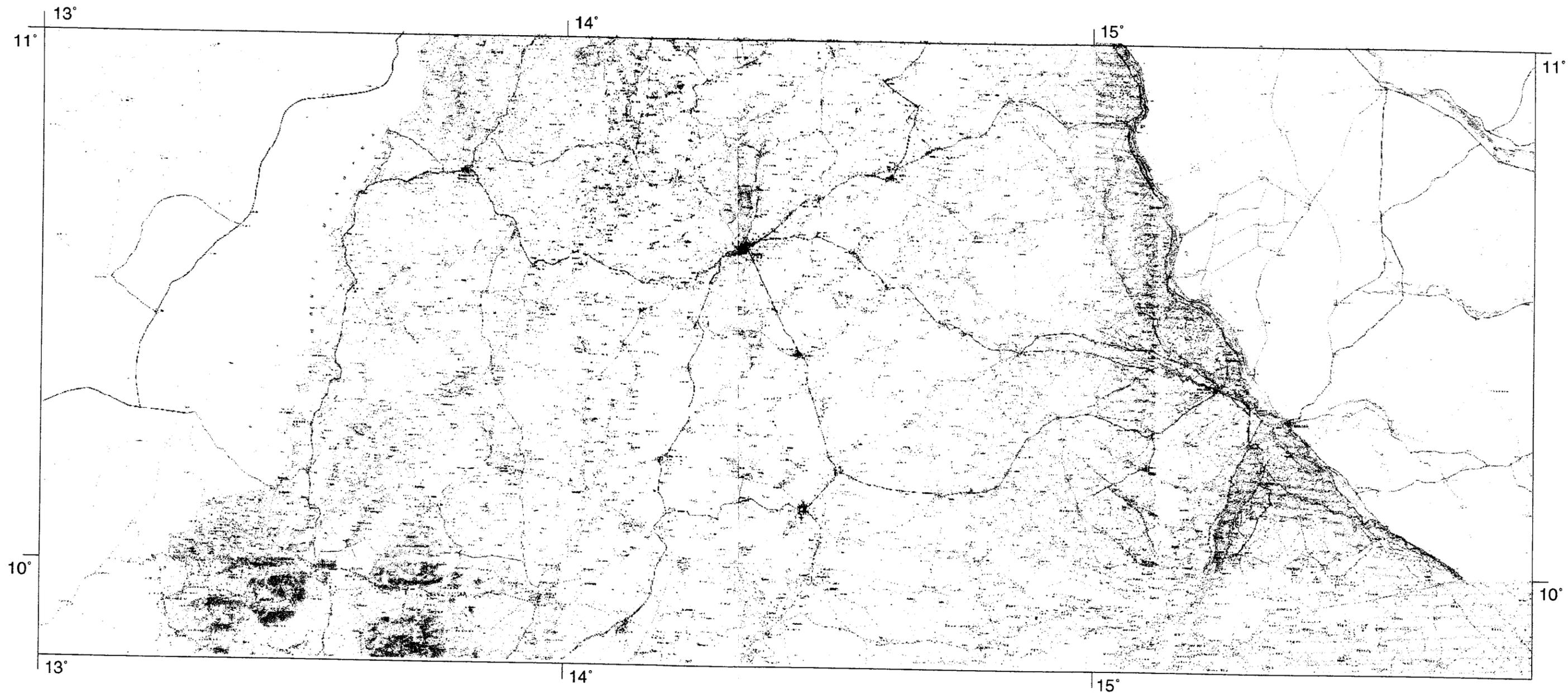


Figure A3.4 : Assemblage final incluant toute la zone d'étude (Mtr.tif)