



HAL
open science

Détection de nuages de poussière dans les images Météosat à l'aide des attributs de textures et de la fusion de segmentations: application à la zone sahélienne du continent africain

Oumar Diop

► **To cite this version:**

Oumar Diop. Détection de nuages de poussière dans les images Météosat à l'aide des attributs de textures et de la fusion de segmentations: application à la zone sahélienne du continent africain. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. INSA de Rennes, 2007. Français. NNT : . tel-00203226

HAL Id: tel-00203226

<https://theses.hal.science/tel-00203226>

Submitted on 9 Jan 2008

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



Ecole Doctorale MATISSE

THESE

présentée à

L'INSTITUT NATIONAL DES SCIENCES APPLIQUEES

pour l'obtention du

DOCTORAT

Spécialité : **Traitement d'images**

par

Oumar DIOP

Détection de nuages de poussière dans les images Météosat à l'aide des attributs de textures et de la fusion de segmentations : application à la zone sahélienne du continent africain

Soutenue le 14 décembre 2007

Directeur de Thèse : **M. RONSIN Joseph**

Co-encadrant : **M. KPALMA Kidiyo**

Membres du jury :

ROSENBERGER Christophe

TALEB Nasreddine

LEGRAND Michel

CORPETTI Thomas

RONNIN Joseph

KPALMA Kidiyo

Professeur à l'ENSI de Caen

Professeur à l'Université Djilali Liabes (Algérie)

Professeur à l'Université de Lille 1

Chargé de Recherche à l'Université de Rennes 2

Professeur à l'INSA de Rennes

Maître de Conférences à l'INSA de Rennes

A ma défunte mère et à mon père

A mon épouse Jacqueline

A toute ma famille

A tous mes amis

Remerciements

Ce travail a été effectué à l'INSA de Rennes au sein de l'équipe Image et Télédétection de l'IETR et sous la direction du Professeur Joseph Ronsin et de M. Kidiyo Kpalma, Maître de Conférences. Je leur exprime ma profonde gratitude pour m'avoir fait profiter de leurs connaissances, mais aussi de leurs méthodes de travail surtout de leurs rigueurs scientifiques, et de leur amitié dont ils ont constamment fait preuve à mon égard tout au long de mon séjour dans le cadre de la préparation de cette thèse.

Je tiens à remercier les membres de mon jury, M. Christophe Rosenberger, professeur à l'ENSI de Caen et M. Nasreddine Taleb, professeur à l'Université Djiilali Liabes (Algérie), qui ont bien voulu accomplir la lourde tâche qu'est la rédaction des rapports, M. Michel Legrand, professeur à l'Université de Lille 1 et M. Thomas Corpetti, chargé de recherche à l'Université de Rennes 2, d'avoir accepté d'examiner ce travail.

J'adresse mes sincères remerciements à l'ensemble de l'équipe Image et Télédétection de l'IETR, ainsi qu'à tout le personnel du département EII (Electronique, Informatique Industrielle) de l'INSA de Rennes. Qu'ils trouvent ici, le témoignage de ma gratitude pour la bienveillance et l'amitié dont ils ont constamment fait preuve à mon égard tout au long de mon séjour.

Je remercie mes collègues de bureau (Manu, Ming) qui ont permis d'avoir une bonne ambiance de travail et surtout une très bonne entente, ainsi que tous les thésards que j'ai côtoyé au sein de l'équipe.

Je remercie aussi l'Université Gaston Berger de Saint Louis (Sénégal) qui m'a permis de pouvoir mener à bien ce travail grâce à des financements obtenus de la coopération française et du projet SARIMA (Soutien aux Activités de Recherche Informatique et Mathématique en Afrique) du Ministère des Affaires Etrangères de la France en collaboration avec l'INRIA (Institut National de Recherche en Informatique et en Automatique). J'adresse mes sincères remerciements à tout le personnel de l'UFR SAT et particulièrement à tous mes collègues de la section informatique.

Enfin, je voudrais évoquer les membres de ma famille élargie qui ont toujours été là pour me soutenir et à qui je dédie ce travail en espérant avoir été à la hauteur. Je ne trouverai pas de mots assez forts pour leur exprimer ma reconnaissance, ainsi je me contente de dire un grand merci à mon épouse Jacqueline, mes parents, en particulier mon grand frère Mactar qui m'a guidé depuis le jeune âge dans les études.

Je ne peux pas terminer sans penser à ma mère. Mon plus grand regret est qu'elle ne soit plus là aujourd'hui pour être fière de moi. J'écrirais donc les derniers mots de ce manuscrit pour elle, pour lui dire merci. J'aimerais pouvoir lui dire beaucoup plus.

Sommaire

Introduction	1
Chapitre 1 : Contexte de l'étude	3
Introduction	3
1.1 Aérosols	3
1.1.1 Généralités sur les aérosols	3
1.1.2 Aérosols non désertiques	5
1.1.2.1 Sels marins	5
1.1.2.2 Aérosols carbonés	5
1.1.2.3 Sulfates	6
1.1.2.4 Nitrates	6
1.1.3 Aérosols désertiques	6
1.2 Nuages de poussière	7
1.2.1 Description, formation et circulation	7
1.2.2 Impact des nuages de poussière	10
1.2.3 Intérêt de l'étude des nuages de poussière	11
1.3 Les dispositifs satellitaires	12
1.3.1 Généralités sur les satellites	12
1.3.2 Les différents types de satellites	13
1.3.2.1 Satellites de télécommunication	13
1.3.2.2 Satellites de télédétection	13
1.3.2.3 Satellites de positionnement	14
1.3.2.4 Satellites d'observation spatiale	14
1.3.2.5 Stations spatiales	14
1.3.3 Satellites météorologiques	14
1.3.3.1 Généralités	14
1.3.3.2 Les satellites géostationnaires	16
1.3.3.3 Les satellites polaires	17
1.3.4 Le satellite METEOSAT	18
1.3.4.1 METEOSAT de première génération	19
1.3.4.1.1 Le canal visible (VIS)	21
1.3.4.1.2 Le canal vapeur d'eau (WV)	21
1.3.4.1.3 Le canal infrarouge (IR)	22

1.3.4.2 Le satellite METEOSAT seconde génération	23
1.3.4.2.1 Les canaux visibles	25
1.3.4.2.2 Les canaux vapeur d'eau	26
1.3.4.2.3 Les canaux infrarouges	27
1.3.5 Contexte expérimental de l'étude	30
Conclusion	33
Chapitre 2 : Etat de l'art	34
Introduction	34
2.1 Mesures au sol	34
2.2 Utilisation combinée des observations satellitaires et des mesures au sol	35
2.3 Utilisation du traitement d'images	39
Conclusion	43
Chapitre 3 : Approche proposée : Segmentation de textures et fusion de segmentations	44
Partie A : Première solution	45
Introduction	45
3.1 Principe de la première solution	45
3.2 Attributs de texture	47
3.2.1 Notion de textures	48
3.2.1.1 Définition de la texture	48
3.2.1.2 Signature d'une texture	51
3.2.2 Approches d'analyse de la texture	51
3.2.2.1 Approche structurelle	51
3.2.2.2 Approche spatio-fréquentielle	52
3.2.2.3 Approche statistique	52
3.2.3 Les attributs statistiques du premier ordre	53
3.2.4 Images des attributs statistiques du premier ordre	55
3.3 Classification et segmentation	58
3.3.1 Sélection des attributs	58
3.3.2 Segmentation	60
3.3.2.1 Les différentes approches de segmentation	60
3.3.2.2 Principe de la segmentation par classification	61
3.3.2.3 Classification utilisée	62
3.3.3 Application de la classification	66

3.4	Segmentation de la zone continent	67
3.4.1	Principe du seuillage	67
3.4.2	Seuillage utilisé	68
3.4.3	Application du seuillage	73
	Conclusion	79
	Partie B : Solution améliorée : fusion des résultats de segmentation	80
	Introduction	80
4.1	Solution améliorée	80
4.1.1	Fusion	83
4.1.1.1	Notion de fusion	83
4.1.1.1.1	Définition	83
4.1.1.1.2	Caractéristiques de la fusion	84
4.1.1.1.3	Objectifs de la fusion en traitement d'images	84
4.1.1.1.4	Situations de fusion : les sources d'information	85
4.1.1.1.5	Systèmes de fusion	85
4.1.1.2	Schéma de fusion retenu : Méthode basée sur la théorie des ensembles flous	88
4.1.2	Application sur les attributs statistiques du premier ordre	92
4.2	Les attributs statistiques du second ordre : matrice de cooccurrence	98
4.2.1	Définition de la matrice de cooccurrence	99
4.2.2	Attributs de texture de la matrice de cooccurrence	99
4.2.3	Paramètres utilisés pour le calcul de la matrice de cooccurrence	101
4.2.4	Images des attributs de la matrice de cooccurrence	104
4.2.5	Résultats avec les attributs de la matrice de cooccurrence	107
4.2.5.1	Résultats avec la première solution	107
4.2.5.2	Résultats avec la solution améliorée	108
	Conclusion	118
	Conclusion	119
	Bibliographie	121
	Annexe 1 : L'atmosphère	132
	Annexe 2 : Résultats de la fusion avec différentes valeurs de paramètres	135
	Annexe 3 : Résultats de la solution améliorée comparés à ceux de IDDI avec une variation de seuils indiquant l'absence de nuages de poussière	141

Introduction

La gestion et la protection de l'environnement et de l'atmosphère constituent un programme majeur pour le monde depuis un certain nombre d'années et cela avec une accélération toute récente. Les régions sahéliennes d'Afrique telle que la région de l'Afrique de l'Ouest, sont caractérisées pendant la saison sèche, par des vents de surface qui peuvent déplacer d'importantes masses d'air sur de grandes étendues. Ces vents transportent souvent en suspension de fines particules de sable et des poussières. Ainsi, il se forme des brumes de sable qu'on désigne par "vents de sable" ou "nuage de poussières" ou "brume sèche".

Des études menées sur le phénomène des nuages de poussière, événement climatique majeur en Afrique, se sont sensiblement accrues depuis les années 70. En effet, les événements de nuages de poussière sont devenus très fréquents et importants aux basses latitudes tropicales. La périodicité de ce phénomène marque l'existence des populations vivant à la périphérie des régions sahéliennes au même titre que la saison des pluies. Les moyens d'observation de ce phénomène sont encore trop limités. En effet, on note une quasi absence des stations de mesure, ce qui rend difficile une prise en compte sérieuse de ce phénomène. L'identification des zones limites et des sources des bandes de nuages de poussières fournirait, entre autres, une aide pour une meilleure gestion des ressources pédologiques et pour une prévision à court et moyen terme nécessaire aux paysans ou à la sécurité de la navigation aérienne.

De nos jours, nous disposons d'images satellitaires pouvant être exploitées dans l'étude des nuages de poussières. La télédétection satellitaire constitue un vaste champ d'études dont les retombées sont nombreuses et variées. Il est certain aujourd'hui que les aérosols désertiques jouent un rôle important dans le climat de la terre, mais malheureusement ils sont les moins bien connus de tous les aérosols. Il s'avère alors nécessaire de trouver des méthodes d'analyse automatique ou semi-automatique d'assistance à leur détection et à leur interprétation. La mise au point d'une approche consistant en la détection de nuages de poussière à partir d'images satellitaires peut être une solution.

L'objectif de cette thèse est de mettre en oeuvre une méthode permettant de détecter des nuages de poussière sur des images satellitaires. Nous disposons d'images provenant du satellite Météosat qui représentent les zones Nord, Ouest, Est et Centrale du continent africain qu'on appelle zone AFR. Nous choisissons le domaine du traitement d'images pour résoudre cette problématique. Nous nous sommes plus particulièrement intéressés à l'analyse de textures, les approches réalisées jusqu'ici s'appuyant essentiellement sur la radiométrie. Nous avons également utilisé une méthode de fusion, car elle permet de mieux tirer profit des performances de chaque attribut de texture. Nos résultats sont comparés avec ceux d'une autre

approche dénommée IDDI fournis par Michel Legrand du Laboratoire de l'Optique Atmosphérique de l'Université de Lille 1.

Le mémoire de thèse est divisé en trois parties. Le premier chapitre est une présentation des principaux types d'aérosols, notamment les aérosols désertiques dont font partie les nuages de poussière. Nous présentons leur processus de formation, leur circulation, leur impact sur l'atmosphère ainsi que l'intérêt de les détecter. Ensuite, nous présentons les différents dispositifs d'imagerie satellitaire, en particulier le satellite Météosat mis en place par l'agence européenne EUMETSAT puisque les images utilisées dans le cadre de notre travail de recherche proviennent de ce satellite.

Dans le second chapitre, nous présentons l'état de l'art sur les études faites sur les nuages de poussière en présentant d'abord les études combinant à la fois les observations satellitaires et les mesures au sol avant de présenter les études utilisant les techniques du traitement d'images.

Le chapitre 3 présente deux parties qui montrent l'évolution de notre travail. La première partie porte sur une première solution obtenue pour la détection des nuages de poussières. Elle est basée sur une approche utilisant les attributs statistiques du premier ordre pour la segmentation de l'image satellitaire en trois zones dont le continent. Puis, une segmentation par une technique de seuillage multi-seuils est faite sur le continent de l'image de départ. Les zones de présence de nuages de poussière sont alors mises en évidence.

Dans la seconde partie du chapitre 3, nous présentons une solution pour améliorer la première. Nous introduisons une procédure de fusion qui permet d'améliorer les résultats obtenus précédemment en combinant les segmentations provenant de différents attributs. Enfin, nous présentons les attributs statistiques du second ordre auxquels nous appliquons les deux approches et nous comparons les résultats obtenus avec ceux des attributs statistiques du premier ordre.

Nous terminons ce mémoire par des conclusions sur cette étude et des perspectives ouvertes par ce travail.

Chapitre 1

Contexte de l'étude

Introduction

La recherche effectuée dans cette thèse porte sur la détection des nuages de poussière à partir d'images infrarouges satellitaires. Elle vise essentiellement à la détection de ces phénomènes à l'aide d'outils de traitement d'image. Il est important de présenter en premier lieu ces phénomènes ainsi que le dispositif d'imagerie satellitaire qui nous a permis d'avoir ces images sur lesquelles le travail a été fait. Dans la première partie de ce chapitre, nous présentons les principaux types d'aérosols : les aérosols non désertiques et les aérosols désertiques. Parmi ces derniers, nous distinguons les nuages de poussière dont nous présentons leur processus de formation, leur circulation, leur impact sur l'atmosphère ainsi que l'intérêt de les détecter. Dans la seconde partie, nous présentons les dispositifs d'imagerie satellitaire. En effet, depuis le lancement des tous premiers satellites, l'imagerie satellitaire a permis des améliorations significatives dans l'étude des différents phénomènes météorologiques à grande échelle. L'exploitation des informations provenant de différents capteurs embarqués est d'un intérêt majeur pour ces problèmes. Nous présentons en particulier le satellite METEOSAT mis en place par l'agence européenne EUMETSAT puisque les images utilisées dans le cadre de notre travail de recherche proviennent de ce satellite.

1.1 Aérosols

Dans le cadre de cette étude, une meilleure connaissance des aérosols est nécessaire pour bien fixer son importance parmi les phénomènes météorologiques. En effet, les aérosols font partie intégrante du système climatique. Une description générale des aérosols est faite au début de cette section, puis une présentation des aérosols non désertiques et désertiques est faite. Enfin, bien que les nuages de poussière soient des aérosols désertiques, nous avons fait une présentation particulière des nuages de poussière car ils constituent l'objet de notre étude.

1.1.1 Généralités sur les aérosols

L'aérosol atmosphérique représente l'ensemble des particules solides et liquides en suspension dans l'air, d'origine naturelle ou anthropique (activités humaines) à l'exception des gouttelettes d'eau et des cristaux de glace composant les nuages et les brouillards [Ipcc01]. Il réside dans l'atmosphère et est déposé sous l'effet de son poids (dépôt sec) ou lors de précipitations (dépôt humide). Les aérosols sont classifiés suivant certains critères tels que

leur taille, leur nature physico-chimique, leur source de production et leur domaine de résidence dans l'atmosphère.

Leurs dimensions sont comprises entre 0,001 et 100 μm et selon l'ordre de grandeur du rayon r de la particule (supposée sphérique), on distingue trois classes [Lodg91] :

- les particules d'Aitken (mode nucléation) : $0,001 \leq r \leq 0,1 \mu\text{m}$
- les particules fines (mode accumulation) : $0,1 \leq r \leq 1 \mu\text{m}$
- les grosses particules: $1 \leq r \leq 100 \mu\text{m}$

Les particules les plus petites, d'environ $10^{-3} \mu\text{m}$ de rayon, sont de gros ions qui jouent un rôle important en électricité et en chimie atmosphérique. En fonction de leur taille, les aérosols d'origines diverses sont soumis à des processus de transport et de dépôt différents. Ils possèdent des propriétés optiques et des durées de vie extrêmement variables et leur distribution globale est fortement inhomogène.

L'aérosol atmosphérique de mode accumulation donc à particules fines, est plus important. Par contre, les grosses particules sont beaucoup moins nombreuses, et ne peuvent rester dans l'atmosphère à l'état libre que pour une durée limitée, dans un domaine de résidence localisé au voisinage des sources d'émission.

Au regard des processus de formation des aérosols, on peut en définir deux grands types :

- les aérosols primaires qui sont émis directement sous forme de particules dans l'atmosphère, leur taille est généralement supérieure au micron lorsqu'ils sont produits mécaniquement et inférieure au micron lorsqu'ils sont issus de processus de combustion ;
- les aérosols secondaires, généralement submicroniques (taille inférieure à $1 \mu\text{m}$), sont issus de la transformation en particules de substances émises dans l'atmosphère sous forme gazeuse par conversion directe gaz-particule.

Les aérosols atmosphériques proviennent de sources naturelles (aérosol naturel) ou des activités humaines (aérosol anthropique) :

- l'aérosol naturel est composé essentiellement de particules d'origines minérale et marine. Il représente la fraction majoritaire de la masse totale d'aérosol émis [Andr95]. Ces particules sont, pour une grande part, les produits de l'action mécanique exercée par le vent sur les surfaces marines et continentales. Les caractéristiques physico-chimiques de cet aérosol résultent de son mode de production. Ce sont des particules majoritairement supermicroniques (taille supérieure à $1 \mu\text{m}$) et leur composition chimique est très proche de celle du matériau d'origine. Il existe aussi des particules de taille submicronique issues de réactions biochimiques naturelles [Kett00].

- l'aérosol anthropique est généralement concentré autour des régions industrielles. Il est produit soit par combustion, soit par émission directe à l'état liquide ou solide, soit par l'intermédiaire des processus de conversion gaz-particule faisant intervenir des produits gazeux de combustion. Cette dernière catégorie est constituée de particules de taille submicronique [Whit78]. Les transports, les combustions industrielles et domestiques, la fabrication du ciment, la métallurgie et l'incinération sont parmi les activités industrielles et techniques qui produisent les particules primaires de cet aérosol.

En moyenne globale, plusieurs centaines de millions de tonnes d'aérosols sont émis chaque année par une multiplicité de sources à la fois naturelles (volcaniques, biologiques, désertiques, marines) et humaines (combustions, poussières industrielles, émissions agricoles), ce qui induit une très grande diversité de leurs propriétés.

Nous allons présenter les différents types d'aérosols en les scindant en deux parties : les aérosols désertiques et les aérosols non désertiques.

1.1.2 Aérosols non désertiques

On peut classer les aérosols non désertiques en quatre groupes : les sels marins, les aérosols carbonés, les sulfates et les nitrates [Geno04].

1.1.2.1 Sels marins

Les sels marins constituent une fraction entièrement naturelle des aérosols. Ils représentent la majeure partie de la masse d'aérosols émise globalement avec les poussières minérales. Ils sont libérés dans l'atmosphère par l'éclatement de bulles d'air qui ont été mises en suspension par l'action du vent sur les surfaces océaniques [Blan83]. Leur présence dans l'atmosphère est donc essentiellement conditionnée par les vents de surface. Leur durée de vie dans l'atmosphère est très variable, car le diamètre de ces particules peut varier entre 0.05 μm et plusieurs centaines de μm (la majorité des particules ayant un diamètre supérieur à 1 μm).

1.1.2.2 Aérosols carbonés

Les aérosols carbonés proviennent principalement de la combustion de la biomasse et des combustibles fossiles. Ils se composent de suies (BC : *black carbon*) et de particules organiques (POM : *particulate organic matter*) et sont essentiellement de taille submicronique. Les émissions des aérosols carbonés sont soumises à une forte variabilité inter-annuelle et sont situées principalement dans les régions tropicales et subtropicales comme en Afrique et en Amérique du Sud (feux liés aux pratiques agricoles, à la déforestation). D'autres émissions naturelles sont attribuées aux feux dans les régions boréales et tempérées [Lavo00]. Il existe aussi une source secondaire des POM car ces derniers peuvent également être formés par l'oxydation de composants organiques volatiles (COV). Cette source est essentiellement d'origine naturelle bien que les activités humaines sont responsables d'une augmentation des

facteurs (ozone, NO₃) favorisant l'oxydation des COV. Les COV peuvent être aussi causés par les combustibles fossiles et les feux de biomasse, et ainsi être oxydés en POM.

1.1.2.3 Sulfates

Les sulfates, particules de taille submicronique essentiellement, sont des aérosols qui sont produits dans l'atmosphère par réactions chimiques à partir de précurseurs gazeux dont les deux principaux sont :

- le dioxyde de soufre (SO₂) qui provient essentiellement de la combustion de combustibles fossiles liés aux activités humaines et des volcans,
- le sulfure de diméthyle (DMS) qui est émis naturellement par des sources biogéniques, en particulier par le plancton.

Les estimations provenant des bilans de masse des 11 modèles qui ont été présentés dans le rapport intergouvernemental sur le changement climatique [Ipcc01], montrent que les quantités de sulfates présentes dans l'atmosphère sont fortement dépendantes des modèles. Ceci découle des connaissances sur les sources des précurseurs, sur la fraction des précurseurs déposés avant conversion en aérosol et sur les taux de transformation des réactions chimiques.

1.1.2.4 Nitrates

La présence de nitrates est étroitement liée à la présence relative d'ammonium et de sulfates dans l'atmosphère. En effet, si l'ammonium est présent en excès par rapport à la quantité nécessaire à la neutralisation de l'acide sulfurique, alors de petites particules de nitrate peuvent se former. Le nitrate se déposera préférentiellement sur des particules de taille supérieure comme les sels ou les particules minérales [Bass84] [Murp97] [Gard98].

1.1.3 Aérosols désertiques

Les aérosols désertiques (poussières minérales) sont le résultat d'interactions complexes entre l'atmosphère, la lithosphère et la biosphère [Panc03]. Ce sont des particules mises en suspension par l'action du vent sur les surfaces continentales désertiques ou semi-arides. La vitesse seuil d'érosion qui régule les émissions dépend de la rugosité de la surface, de la taille des grains et de l'humidité des sols [Mart97]. Ils constituent l'une des contributions majeures au contenu en aérosol de l'atmosphère, en particulier dans les régions tropicales et subtropicales. Ils représentent environ 40% des émissions globales en aérosols troposphériques [Ipcc01]. Ces particules ont un diamètre qui peut varier de moins d'un µm jusqu'à 20 µm, mais plus de 80% d'entre elles font partie des plus grosses.

Bien qu'essentiellement d'origine naturelle, une partie des émissions peut être imputable aux activités humaines car le développement de l'agriculture intensive tend à augmenter la surface des zones érodables [Tege96]. Une étude a ainsi estimé que 30 à 50% du contenu actuel de l'atmosphère en poussière minérale provient de l'érosion de surfaces modifiées par

l'activité humaine [Tege95]. La fraction des émissions d'origine anthropique reste cependant soumise à de fortes incertitudes et controverses.

Leur transport concerne la totalité des zones subtropicales où les épaisseurs optiques en aérosols les plus fortes peuvent être observées. Leur dépôt sur les surfaces continentales et océaniques constitue, pour certains écosystèmes, un apport important en éléments limitant leur fonctionnement (fer, phosphore, ...) [Swap92] [Duce94]. Par ailleurs, il est maintenant admis que ces aérosols sont impliqués dans des processus chimiques multiphasiques [Arim99] au travers desquels ils interagissent avec des espèces azotées [Wu94] ou soufrées [Paru95] [Dent96]. Ainsi, ils peuvent modifier les propriétés d'acidité [Zhao88] [Varm89], de nombre, de taille et de composition chimique d'autres familles d'aérosol.

La durée de vie des aérosols désertiques est très variable car les plus gros sont déposés rapidement sous l'effet de leur poids alors que la fraction submicronique peut résider plusieurs semaines dans l'atmosphère. Ces aérosols sont éliminés soit par une sédimentation sèche relativement efficace dans le domaine de taille de ces aérosols (micronique), soit par abattement par les précipitations. L'effet conjugué de cette courte durée de vie avec la localisation différenciée des principales sources n'autorise pas une réelle homogénéisation des concentrations à l'échelle globale et induit une forte variabilité temporelle.

1.2 Nuages de poussière

1.2.1 Description, formation et circulation

Les nuages de poussières qu'on désigne souvent aussi par *brume sèche*, peuvent être définis comme une suspension dans l'atmosphère de particules sèches, extrêmement petites, presque invisibles à l'œil nu et suffisamment nombreuses pour donner à l'air un aspect opalescent. Ils sont constitués physiquement par les aérosols désertiques qui sont soulevés de terre par l'action des vents. Les météorologistes appellent ces produits transportés dans l'air des "lithométéores". Ces derniers sont définis dans l'Atlas international des nuages comme un météore qui consiste en un ensemble de particules dont la plupart sont solides et non aqueuses et qui se trouvent plus ou moins en suspension dans l'atmosphère ou soulevées du sol par le vent [Omm]. Ces aérosols se répartissent en couches bien délimitées de un à quelques kilomètres d'épaisseur. Ils sont présents dans la troposphère (*Annexe1*) entre le sol et 6-7 kilomètres d'altitude. Suivant l'allure et l'évolution générales de ces structures, ils sont dits *nuages*, *panaches* ou encore *bouffées* [Carl72].

Les conditions météorologiques sont d'une grande importance dans la formation des nuages de poussières et leur transport. En effet, le système dépressionnaire intertropical, zone de convergence à laquelle est associé le front intertropical (FIT), et le dispositif des hautes pressions tropicales dont l'élément le plus important est l'anticyclone des Açores régissent essentiellement les mécanismes de la météorologie sur le Sahara et jouent un rôle important

dans l'extension des nuages de poussière. Au Nord du FIT, on a la circulation en toutes saisons, d'un flux d'air de secteur Nord-Est des hautes pressions tropicales vers les basses pressions intertropicales. Ainsi, on a un vent chaud et sec d'origine désertique au dessus de l'Afrique de l'Ouest : l'harmattan. Tandis qu'au dessus de l'Atlantique, il est humide et beaucoup plus frais et est associé aux hautes pressions de l'anticyclone des Açores : l'alizé [Ndou93]. Le FIT constitue une barrière "naturelle" qui limite le transport des particules mobilisées au niveau des sources vers les régions au sud de la zone dépressionnaire [Legr90]. Il subit une oscillation annuelle par rapport au déplacement saisonnier du mouvement apparent du Soleil. La variation latitudinale saisonnière de la position du FIT a été matérialisée dans une figure (Fig.1.1) présentée par Dettwiller [Dett65].

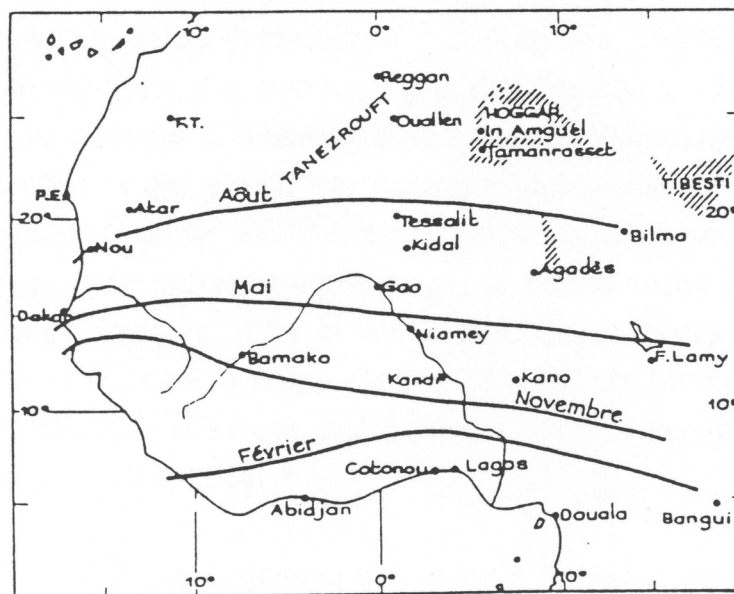


Fig. 1.1 : Variation annuelle de la position du FIT en Afrique de l'Ouest

Les zones sources dans l'émission des nuages de poussières ne sont pas très bien localisées. Cependant, elles peuvent être définies à partir des deux conditions suivantes [Legr90] :

- la richesse des sols en particules fines, cela permet de localiser géographiquement les zones sources ;
- la capacité de mobilisation de la poussière ainsi que son transfert à une altitude suffisante, cela permet de relever d'une part la proximité de reliefs assurant l'existence de zones turbulentes et d'autre part les conditions météorologiques en vue de les caractériser en fonction des zones climatiques et des saisons.

Legrand a établi une carte (Fig.1.2) qui illustre l'état actuel des connaissances relatives à la localisation des sources des aérosols sahariens selon différents auteurs [Legr90]. Cette carte a pu être réalisée grâce à l'étude de plusieurs chercheurs. La région où la fréquence des aérosols

est la plus grande est probablement l'Afrique subsaharienne et plus particulièrement le Sahel en saison sèche. Ces aérosols composent des paysages typiques de nuages de poussière caractérisés par un trouble atmosphérique élevé, atténuant les contrastes, escamotant les détails dans la lumière ocre ou jaunâtre.

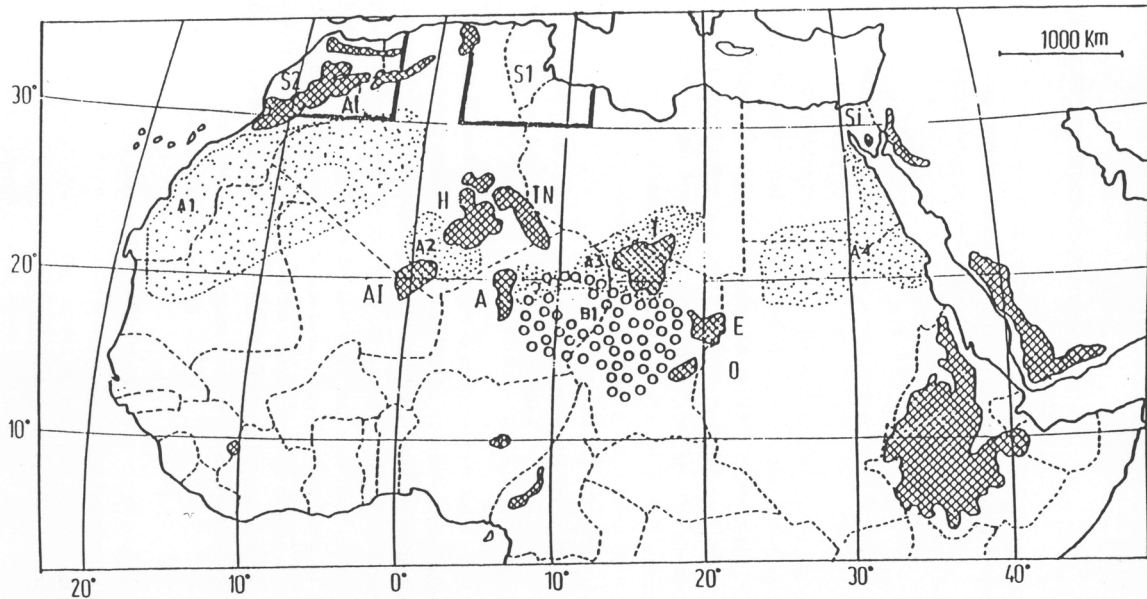


Fig. 1.2 : Position des zones source d'aérosols sahariens : A1, A2, A3, A4, B1, S1, S2. Les principaux reliefs sont indiqués : At Atlas, H Hoggar, TN Tassili N'Ajjer, AI Adrar des Iforas, A Aïr, T Tibesti, E Ennedi, O Ouadai, Si Sinaï.

Le transport des nuages de poussière dérive de la situation météorologique régnant sur le Sahara et les régions limitrophes. Le facteur climatique est représenté par le vent qui est un agent redoutable d'érosion. Avec son sens multiple, il entraîne le soulèvement du sable des sols et injecte ainsi d'énormes quantités de poussière dans l'atmosphère. Cette poussière est véhiculée et transportée sur plusieurs centaines voire même des milliers de kilomètres. *Dhonneur* [Dhon74] présente une figure (Fig.1.3) qui montre les champs de pression et les régimes de vent associés sur l'Afrique en janvier et juillet. L'harmattan active les sources A1 et A2 (voir Fig.1.2) plus occidentales en janvier et transporte les nuages de poussières vers la Mauritanie et le Sénégal. Par contre, en juillet, une grande partie de l'Afrique subsaharienne est à l'abri des nuages de poussière du fait que le FIT remonte largement à l'intérieur de l'aire saharienne et les hautes pressions tropicales s'affaiblissent en remontant vers l'Europe.

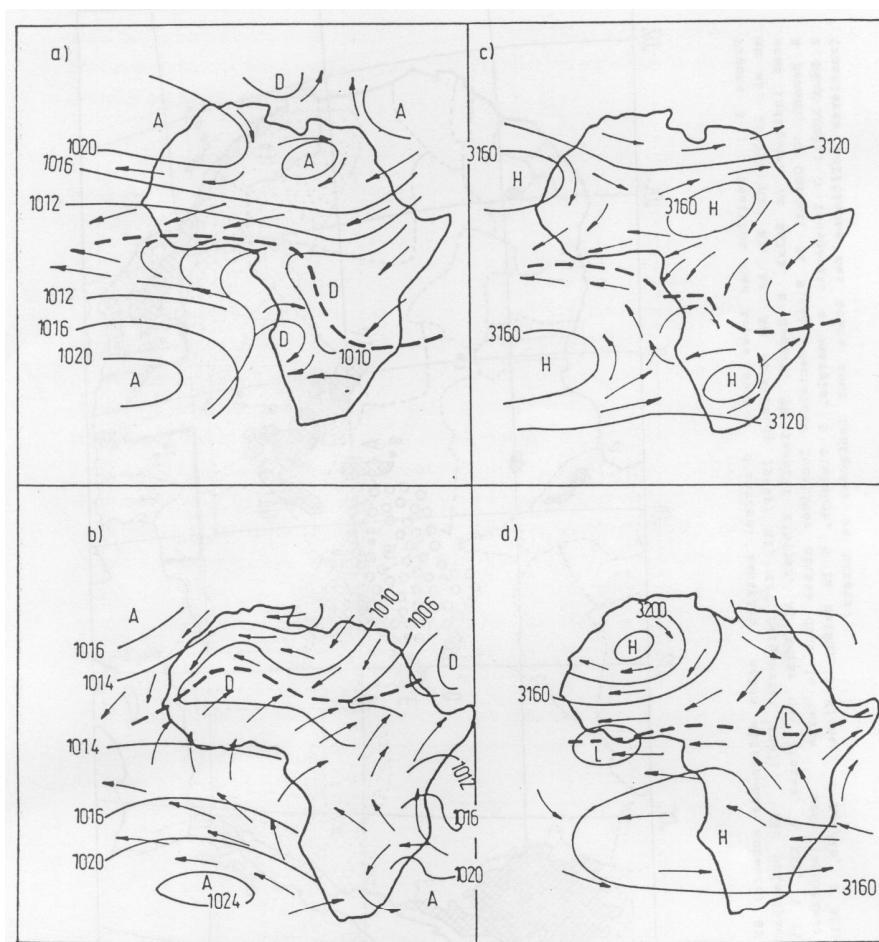


Fig. 1.3 : Champ des pressions et régime des vents sur l'Afrique : en surface [a) janvier, b) juillet] ; au niveau 700mb [c) janvier, d) juillet] ; la position du FIT est indiquée en tirets.

1.2.2 Impact des nuages de poussière

Les effets induits par les aérosols sahariens sont multiples et complexes. Leur distribution géographique est très hétérogène et leurs concentrations régionales peuvent être très élevées, ce qui rend leur impact sur l'environnement à la fois difficile et important à déterminer, en particulier sur le pourtour du continent africain. Cependant, la quantification de l'impact radiatif direct et indirect des aérosols sahariens constitue l'un des défis principaux se posant aujourd'hui aux climatologues. L'impact des nuages de poussière se manifeste dans divers domaines.

➤ **Modification du bilan radiatif de la planète**

Les aérosols désertiques participent à la modification du bilan radiatif de la planète à travers différents processus. Ils modifient l'équilibre de rayonnement de la terre par dispersion et absorption de la transmission radiative solaire menant à deux effets opposés [Broo00] [Leli02] :

- refroidissement de l'atmosphère par dispersion basse du rayonnement solaire de l'espace,

- réchauffement par absorption du rayonnement terrestre dans l'atmosphère inférieure.

Particulièrement, les aérosols désertiques provenant des régions arides de l'Afrique affectent ce bilan au dessus de l'Afrique et de l'Atlantique tropical [Li96] [Alpe98] [Kauf02] et diminuent probablement les précipitations [Rose01]. Des études basées sur les mesures au sol [Midd85] [Pros03] et sur les images satellitaires [Broo00] [Moul04] ont montré une variabilité du climat qui dépend de la poussière africaine transportée.

Cette modification du bilan radiatif peut avoir des conséquences sur les équipements tels que les pompes solaires.

➤ Appauvrissement et fertilisation des sols

L'action spécifique du vent sur les sols des régions arides qui met en suspension le sable dans l'atmosphère constitue un processus de déflation. Ceci entraîne l'appauvrissement et la fertilisation des sols des régions sahariennes.

➤ Visibilité

La présence des particules de l'aérosol dans l'atmosphère implique une diminution de la visibilité avec comme origine principale les particules de diamètres situés dans la gamme 0.6-0.8 μm [Davi87]. Par exemple, il a été démontré que la fréquence des jours de faible visibilité à Gao (Mali) est passée de 20 jours à environ 250 jours par an durant la période de sécheresse au Sahel (1957 à 1984) [Ntch94].

En période de nuages de poussière, nous observons une dégradation de la visibilité, d'où une perturbation de la navigation aérienne et du trafic routier.

➤ Santé

Les effets des aérosols désertiques sur la santé sont très importants. La poussière atmosphérique des régions arides de l'Afrique transporte des microbes qui seraient susceptibles d'affecter la santé humaine de manière significative [Grif01] [Berg02]. Ainsi, des problèmes de santé publique (allergies, troubles respiratoires, ...) peuvent être causés par ces phénomènes.

1.2.3 Intérêt de l'étude des nuages de poussière

Puisque depuis quelques années, les événements de nuages de poussière sont devenus si fréquents et si importants dans la région de l'Afrique subsaharienne, ils méritent d'être étudiés. En effet, ils constituent aujourd'hui un fait climatique majeur au même titre que la saison des pluies. Leur périodicité marque l'existence des populations vivant à la périphérie du Sahara, le plus grand pourvoyeur de poussières du globe, en modifiant profondément leur environnement. Cette étude pourra permettre :

- d'identifier le schéma général d'évolution des nuages de poussière en précisant à l'échelle saisonnière et interannuelle les périodes de développement ou d'atténuation du phénomène ;
- d'établir le niveau d'interdépendance entre les concentrations de poussières et les réductions de la visibilité au sol ;
- d'évaluer les incidences sur la fertilité des sols ou plutôt sur leur stérilisation progressive ;
- ...

1.3 Les dispositifs satellitaires [Eumet]

Dans cette seconde partie, après avoir décrit quelques généralités sur les satellites, nous présentons les différents types. Ensuite, une présentation du satellite Météosat est faite et enfin, nous exposons le contenu expérimental de l'étude.

1.3.1 Généralités sur les satellites

Il y a quelques décennies, l'exploration de l'espace appartenait encore à l'univers fabuleux de la fiction. Cependant, l'espace et les activités spatiales se sont imposées très vite au monde. Les premières vues de la Terre depuis l'espace ont été obtenues par l'intermédiaire de fusées militaires reconverties, au début des années 1950. L'URSS fut le premier Etat à mettre en orbite, le 4 octobre 1957, le premier satellite artificiel de l'histoire dénommé "Spoutnik 1" (d'un mot russe qui signifie "compagnon de voyage"). L'engin pesait 83,6 kilos et était mis en orbite à une altitude de 900 km. Il accomplissait une révolution de la Terre en 96 minutes. Ce n'est que quelques mois plus tard (le 31 mai 1958) que les Etats Unis ont mis sur orbite terrestre le premier satellite artificiel américain "Explorer I" qui pesait 14 kilos. Depuis lors, plusieurs satellites ont été fabriqués et mis en orbite pour différentes utilisations. Parmi les derniers satellites qui ont été mis en orbite, on peut citer : le satellite météorologique européen MetOp (19 octobre 2006), le satellite AIM (Aeronomy of Ice in the Mesosphere) des Etats Unis pour l'observation de la Terre (25 avril 2007) et le premier satellite de communication du Nigeria NIGCOMSAT-1 (14 mai 2007).

Les satellites sont des objets volants très spéciaux : ils naviguent en état d'apesanteur hors atmosphère et à très grande vitesse. Ils sont indispensables au développement des sciences spatiales et bien utiles aux activités terrestres. Ils offrent aujourd'hui de nombreux services : communiquer, scruter l'univers, explorer le système solaire, observer la Terre ... Ils sont composés d'une charge utile permettant au satellite de mener à bien sa mission et d'une plateforme assurant les fonctions annexes à sa mission.

Un capteur satellitaire délivre des données qui peuvent être discrètes et correspondre à des points échantillonnés de mesures ou à un profil le long de la trajectoire du capteur. Ces

données peuvent également se présenter comme des grilles à deux dimensions, c'est à dire des images, dont les caractéristiques sont :

- la résolution spatiale : chaque pixel représente une certaine étendue de la surface réelle visualisée sur l'image (5km sur le canal infrarouge thermique de Météosat) ;
- la résolution temporelle : les systèmes embarqués à bord des satellites, permettent d'observer la surface terrestre avec une plus ou moins grande régularité temporelle (Météosat fournit une image toutes les 30 minutes) ;
- la résolution spectrale : les mesures du capteur sont effectuées à une certaine longueur d'onde ou ensemble de longueurs d'onde (3 canaux sur Météosat).

Une image acquise par un capteur satellitaire particulier, quel qu'il soit, représente une mesure de la quantité de rayonnement électromagnétique recueilli par le capteur en ce pixel ou sur une petite zone qui l'entoure. Ce rayonnement peut être de plusieurs types :

- le rayonnement d'origine naturelle qui est la réflexion partielle du Soleil par toute surface terrestre, il peut être aussi réfléchi et/ou absorbé en partie par l'atmosphère qui joue alors le rôle de filtre ;
- le rayonnement émis par la surface terrestre : c'est l'énergie perdue par la surface terrestre, elle est en partie absorbée par l'atmosphère ;
- le rayonnement d'origine artificielle (radar, laser) qui est la réflexion par toute surface terrestre d'ondes émises par un émetteur.

Donc, dans tous les cas, il y a émission d'un rayonnement électromagnétique dans une certaine plage de longueurs d'onde.

1.3.2 Les différents types de satellites

Il existe différents types de satellites que l'on peut classer suivant leurs domaines d'utilisation. Nous allons les présenter dans cette section.

1.3.2.1 Satellites de télécommunication

Ces satellites sont utilisés pour transmettre des informations d'un point à l'autre de la Terre, notamment des communications téléphoniques ou de la transmission de données, les communications satellitaires et les programmes télévisés. Le premier satellite équipé d'un ré-émetteur radio embarqué était le "Spoutnik 1" russe (cf. page 10) tandis que le premier satellite américain à relayer des communications s'appelait "Project Score".

1.3.2.2 Satellites de télédétection

Ces satellites observent la Terre, dans un but scientifique (température de la mer, manteau neigeux, sécheresse, ...), économique (ressources naturelles, agriculture, ...) ou militaire (rôle

majeur dans les guerres). Le spectre d'observation est vaste : optique, radar, infrarouge, ultraviolet, écoute de signaux radioélectriques... Citons quelques satellites de cette famille :

- SPOT pour observer le sol terrestre ;
- METEOSAT pour la météorologie ;
- CRYOSAT-2 pour mesurer l'épaisseur et la circonférence des calottes polaires et de la banquise.

1.3.2.3 Satellites de positionnement

Ces satellites permettent de connaître la position d'objets à la surface de la Terre, dans les airs (avions, missiles) et dans l'espace. Par exemple :

- GPS : système américain ;
- GALILEO : futur système européen ;
- GLONASS : système russe.

1.3.2.4 Satellites d'observation spatiale

Ces satellites observent l'espace au-dessus de l'atmosphère (par exemple HUBBLE) et permettent aux astronomes d'avoir accès à des domaines de longueurs d'onde non visibles depuis le sol ou d'exploiter les mêmes gammes de longueurs d'onde que les télescopes au sol, mais avec des performances accrues. L'écran de l'atmosphère terrestre dégrade toujours les signaux astronomiques.

1.3.2.5 Stations spatiales

Ces satellites sont destinés à être habités par l'homme et a un but scientifique. Après les stations SALIOUT et MIR russes et la station SKYLAB américaine, la STATION SPATIALE INTERNATIONALE est en orbite depuis 1998 et est habitée en permanence depuis 2002.

1.3.3 Satellites météorologiques

1.3.3.1 Généralités

Les satellites météorologiques sont des plates-formes en orbite à partir desquelles des instruments peuvent détecter le rayonnement et l'énergie thermique de l'atmosphère et des surfaces sous-jacentes. Il existe deux types de satellites météorologiques : géostationnaires et polaires et nous en exposons plus bas leurs caractéristiques. Les satellites météorologiques sont devenus indispensables à la fois pour la climatologie et la météorologie, ils constituent un système perpétuel d'observation de l'atmosphère terrestre. Ils permettent de générer des images de la planète entière sur une base complètement opérationnelle. En plus de renvoyer des images vers la Terre, les satellites météorologiques peuvent déterminer la température et

le contenu de vapeur d'eau à diverses altitudes dans l'atmosphère. Ils peuvent aussi surveiller la couche d'ozone et détecter des particules d'énergie dans l'environnement de l'espace. Les observations satellitaires constituent un apport essentiel aux systèmes de prévisions météorologiques numériques et aident également les prévisionnistes à reconnaître le développement de phénomènes météorologiques susceptibles de causer des sinistres. La capacité des satellites météorologiques à rassembler des mesures à long terme de l'espace pour le soutien aux études de l'évolution climatique prend de plus en plus d'importance.

Les capteurs à bord des satellites réagissent à deux types d'énergie rayonnante de base :

- le soleil qui produit la lumière visible qui est réfléchiée par les surfaces de la Terre et les nuages et est retournée au satellite ;
- l'énergie infrarouge ou thermique émanant de surfaces dont les températures se situent à l'intérieur de la gamme de celles des surfaces terrestres ou aquatiques de la Terre et des sommets de nuages.

Ce n'est que le 1^{er} avril 1960 que le premier satellite météorologique fut lancé par les Etats Unis et commença à transmettre une imagerie nuageuse simple mais utile. Ce fut une telle réussite qui fera que furent lancés en 1966, le premier d'une longue série de satellites polaires et le premier satellite météorologique géostationnaire. En 1969, l'URSS lança le premier d'une série de satellites polaires. Avec l'évolution rapide des satellites, il a fallu mettre en place un système pour coordonner cette dynamique. De ce fait, un système complet fut mis en place et coordonné sur une base purement volontaire par les membres du Groupe de Coordination des Satellites Météorologiques (GCSM). Ce réseau opérationnel de satellites météorologiques est sous la responsabilité de quatre opérateurs satellitaires : EUMETSAT (Europe), JAXA (Japon), FKA (Russie) et NASA (Etats-Unis). Finalement, le système mondial de satellites météorologiques opérationnels comprend une constellation d'au moins cinq satellites régulièrement espacés autour de l'équateur en orbite géostationnaire, et au moins deux satellites en orbite quasipolaire (Fig.1.4). Par conséquent, les Etats Unis ont maintenu deux satellites en orbite depuis le début du système coordonné en 1977. L'Europe, via l'Agence Spatiale Européenne (ASE) et le Japon ont tous les deux lancé leur premier satellite météorologique géostationnaire en 1977. La Russie a lancé son premier satellite météorologique expérimental géostationnaire en 1994.

Les satellites polaires portent une plus grande variété d'instruments que les satellites géostationnaires et peuvent observer la planète avec plus de précision, mais moins fréquemment. Ces caractéristiques complémentaires expliquent pourquoi une constellation de cinq satellites géostationnaires et deux ou trois satellites polaires suffisent à assurer les tâches opérationnelles de base.

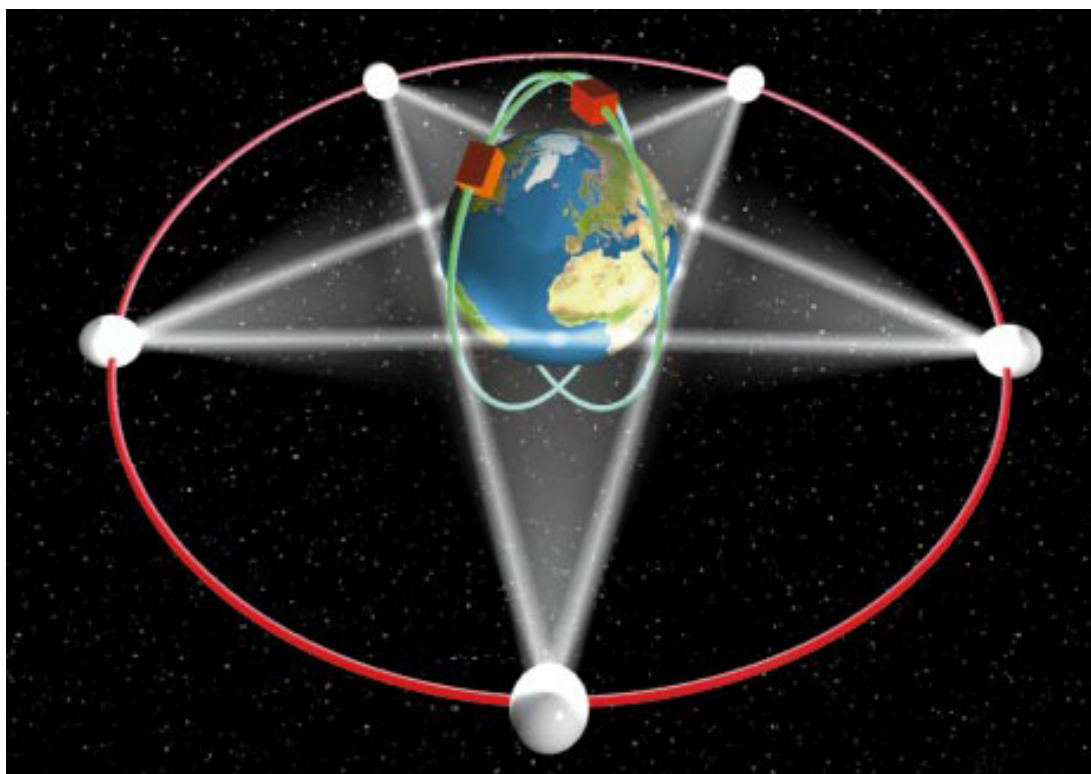


Fig. 1.4 : Schéma du système de satellites météorologiques géostationnaires et en orbite polaire (source EUMETSAT [Eumet]).

Quatre décennies après la première image de la Terre, de nouveaux systèmes sont toujours conçus et installés, ce qui illustre l'intérêt continu et dynamique de cette source unique de données environnementales.

1.3.3.2 Les satellites géostationnaires

Les satellites géostationnaires tournent dans le même sens que la Terre avec la même vitesse de rotation et sur une orbite au-dessus de l'Équateur. Ils sont situés à 36 000 km d'altitude au-dessus de l'Équateur. Chaque satellite géostationnaire a la capacité de fournir de manière quasi-continue des images et des services de télécommunications au-dessus d'une large région de la planète et peut produire des images couvrant pratiquement un quart de la surface terrestre jour et nuit (Fig.1.5).

Le système de satellites actuellement en opération comprend Météosat (EUMETSAT), GOES (Etats-Unis), GOMS (Russie), MTSAT (Japon) qui a remplacé la série de GMS et FY-2 (Chine). Ces satellites ont été conçus pour des applications météorologiques. Les sondes à bord ont des résolutions géométriques, radiométriques et spectrales très basses.

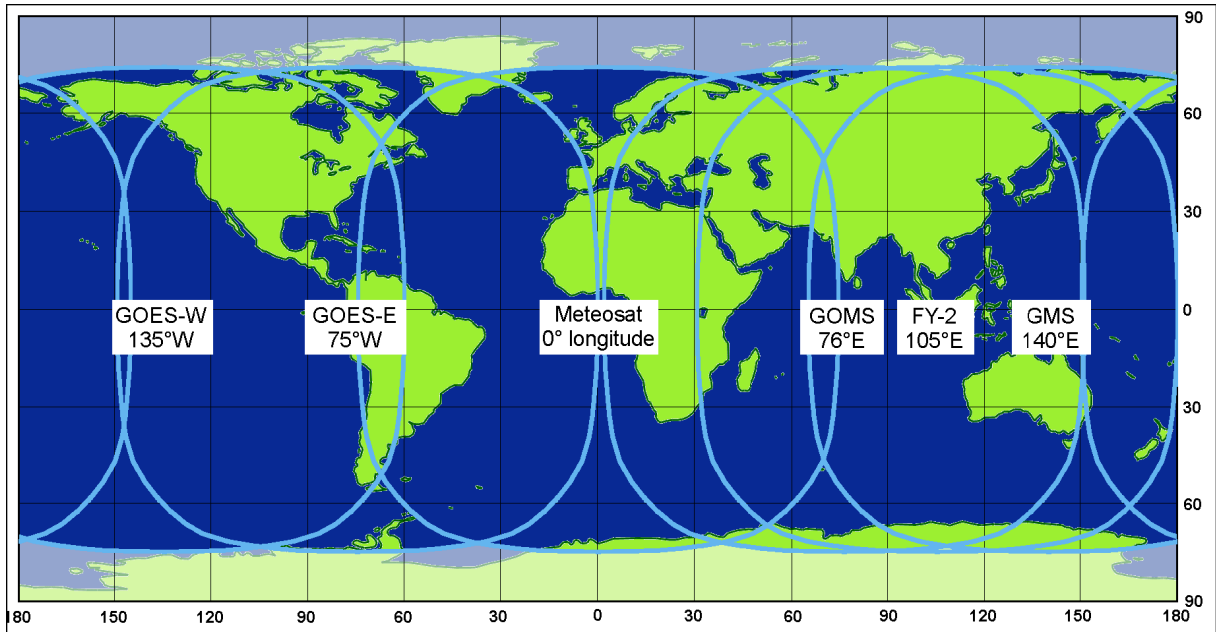


Fig. 1.5 : Couverture des satellites météorologiques géostationnaires (source EUMETSAT [Eumet]).

1.3.3.3 Les satellites polaires

Ce sont des satellites à défilement qui tournent sur une orbite beaucoup plus basse et dont le plan passe pratiquement près des pôles de la Terre dans des trajets Nord et Sud (par exemple NOAA pour les américains et METOP pour les européens par EUMETSAT). Ils observent la Terre à seulement 850 km d'altitude. Ils donnent une meilleure résolution (des détails de l'ordre de 2 km) que les satellites géostationnaires et permettent surtout l'observation des régions qui ne sont pas couvertes par les satellites géostationnaires.

Les satellites en orbite polaire peuvent balayer une bande de la Terre, en prenant moins de 2 heures pour compléter une orbite. À chaque passe, ils examinent une bande d'une largeur d'environ 1900 kilomètres qui se situe plus à l'Ouest à cause de la rotation de la Terre vers l'Est. Plusieurs heures s'écoulent entre les passes au-dessus du même endroit de moyenne ou basse latitude. Chaque satellite en orbite polaire peut observer la planète entière en 24 heures. Pour la plupart des satellites météorologiques polaires, les orbites sont choisies de telle sorte qu'elles soient héliosynchrones, ce qui signifie que l'orbite garde un angle constant avec le soleil durant toute l'année. Ceci pour s'assurer que le satellite passe au-dessus d'un endroit donné à la même heure solaire locale chaque jour.

Ces satellites nous fournissent les renseignements sur l'état du "trou" dans la couche de l'ozone, les photos composites de la couverture de neige et les températures à la surface de l'océan.

1.3.4 Le satellite METEOSAT

Nous allons présenter plus particulièrement les satellites METEOSAT car nous en avons utilisé les images dans le cadre de nos travaux. Ces images sont celles issues de la première génération de METEOSAT.

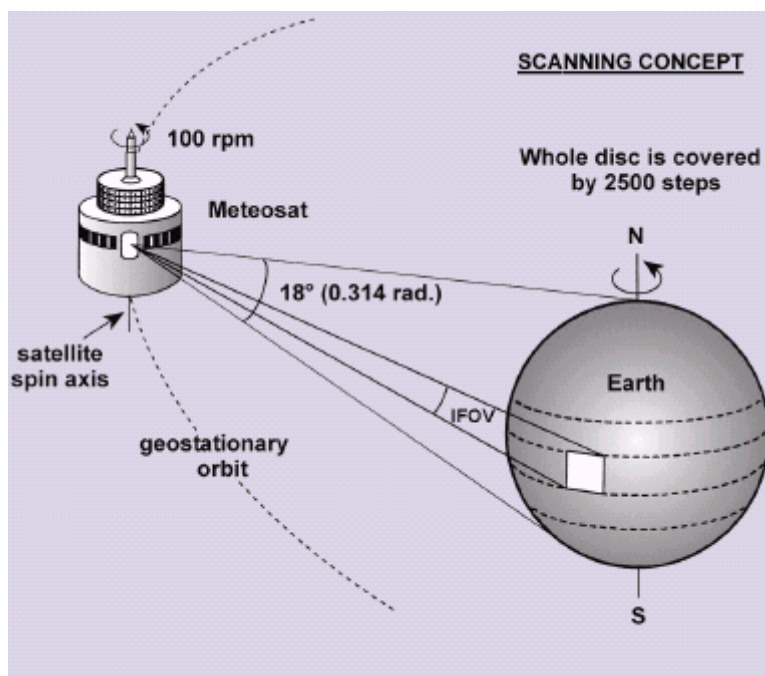


Fig. 1.6 : Concept du satellite METEOSAT (source EUMETSAT [Eumet]).

Les satellites METEOSAT sont des satellites européens dont le propriétaire et l'opérateur sont EUMETSAT. La première utilisation de ses images est évidemment destinée à la prévision météorologique. Cependant d'autres utilisations sont facilement envisageables. Ils ont une vitesse de rotation angulaire identique à celle du globe terrestre, ce qui fait qu'ils sont immobiles au-dessus d'un point unique de la terre : ce sont des satellites géostationnaires (Fig.1.6). Ils sont situés à environ 36000 km d'altitude au-dessus de l'équateur. Le champ visuel couvre l'Afrique, l'Europe et les extrémités de l'Asie et de l'Amérique méridionale. Les images acquises couvrent toujours la même zone du globe terrestre durant un intervalle de temps fixé à l'avance.

La série de satellites géostationnaires de METEOSAT a été en orbite pendant 23 années et est continuée actuellement par la deuxième génération de METEOSAT (MSG) pour au moins 12 à 15 années.

1.3.4.1 METEOSAT de première génération

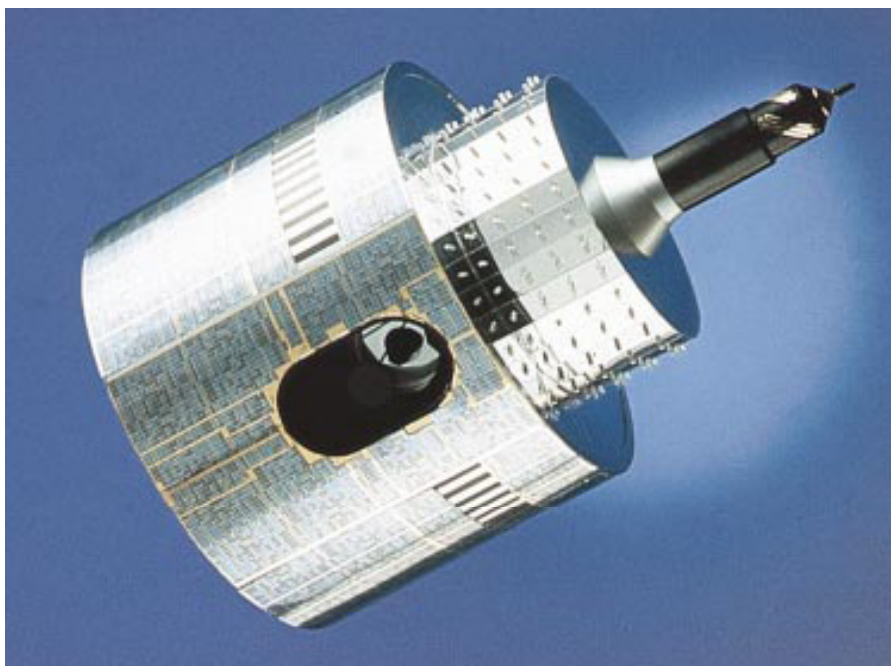


Fig. 1.7 : Le satellite METEOSAT : le radiomètre se trouve derrière la large ouverture ovale dans le corps principal du satellite, les systèmes d'antenne sont situés sur le sommet de l'appareil (source EUMETSAT [Eumet]).

Le satellite METEOSAT de première génération (Fig.1.7) est un satellite météorologique géostationnaire européen. L'objectif principal du système METEOSAT est la fourniture de données satellitaires rentables et de services annexes correspondant aux besoins des Etats membres d'EUMETSAT. Dans la mesure du possible, le système répond aux besoins exprimés par l'Organisation Météorologique Mondiale.

Il offre ses services à tous les pays du monde capables de recevoir les données et joue par conséquent un véritable rôle international. Les données et services sont dédiés principalement aux besoins de la météorologie opérationnelle, en insistant sur l'assistance à la prévision quotidienne du temps. Cependant, les données sont utiles également pour tous les secteurs de la météorologie, y compris la météorologie marine, l'agrométéorologie et la météorologie aéronautique, ainsi que pour beaucoup d'autres disciplines, en particulier la climatologie et la surveillance de la planète Terre.

Le programme est opérationnel depuis 1970. Sept satellites METEOSAT de première génération ont été lancés depuis cette période :

METEOSAT-1	23 Novembre 1977
METEOSAT-2	19 Juin 1981
METEOSAT-3	15 Juin 1988
METEOSAT-4	06 Mars 1989

METEOSAT-5	02 Mars 1991
METEOSAT-6	20 Novembre 1993
METEOSAT-7	02 Septembre 1997

Quelques changements relativement mineurs dans la structure du satellite et dans les caractéristiques des sondes ont été introduits dans METEOSAT-4, lancés en 1989, et conservés sur tous les satellites suivants de METEOSAT. METEOSAT-7 est le dernier satellite de première génération. Il est de poids réduit avec une masse de 720 kg et a une durée de vie de 5 ans. Il est opérationnel à 0° de longitude au-dessus du golfe de Guinée. La partie principale du corps du satellite est un cylindre de 2.10 m de diamètre pour une hauteur totale de 3.195 m. La surface du satellite est recouverte de milliers de cellules photoélectriques qui lui fournissent son énergie électrique. Les deux extrémités sont occupées chacune par un système de refroidissement conique et une série d'antennes.

Il tourne à 100 tours/minute autour de son axe principal, orienté parallèlement à l'axe Nord-Sud de la Terre. Cette rotation fournit une plate-forme stable pour la prise d'images et lui permet de balayer une ligne de l'image terrestre à chaque tour. Ceci permet la construction de l'image de la Terre à partir des balayages successifs sur une période de 25 minutes. Après cette période, le télescope est remis en position de démarrage sur une période de 5 minutes pour balayer à nouveau une nouvelle image plein-disque. Par conséquent, il délivre toutes les 30 minutes une image numérique.

Nom du canal	Longueur d'onde centrale(μm)	Bande spectrale(μm)
VIS	0.725	0.45 – 1
WV	6.4	5.7 – 7.1
IR	11.5	10.5 – 12.5

Tableau 1.1 : Les canaux de METEOSAT première génération

Le principal instrument de ce satellite est le radiomètre MVIRI, dont les caractéristiques principales sont rapportées dans le tableau ci-dessus (Tableau 1.1). Il a trois canaux spectraux : une bande panchromatique (VIS) qui inclut la totalité de la bande spectrale du visible et la partie proche de la bande infrarouge, une bande thermique (IR) et une bande infrarouge moyenne (WV). Ce capteur est sensible au rayonnement émis par la surface de la Terre. Il fournit les données de base issues des rayonnements du spectre électromagnétique dans les domaines visible et infrarouge. La radiation incidente est filtrée dans le radiomètre puis transformée en signal électrique proportionnel à l'énergie de la radiation. Ce signal est codé

sur 8 bits soit un entier entre 0 et 255. Des images correspondant à trois bandes spectrales différentes sont ainsi disponibles à chaque acquisition du satellite.

1.3.4.1.1 Le canal visible (VIS)

Sa longueur d'onde se situe entre 0.45 et 1.0 μm . Elle englobe la totalité du domaine visible, c'est-à-dire la partie du spectre électromagnétique qui est visible pour l'œil humain. Le canal visible de METEOSAT est centré sur la longueur d'onde où la puissance émise par le soleil est maximale. Il ne voit donc que la partie de la lumière solaire réfléchiée par la surface de la Terre ou par les nuages et celle diffusée par l'atmosphère. Le niveau de gris des images du canal visible (Fig.1.8) est alors directement lié au pouvoir réfléchissant des surfaces. La résolution est de 2.5 km à la verticale du satellite. Le canal visible collecte 5000 lignes consistant chacune en 5000 pixels. Les images de la bande visible sont uniquement disponibles de 5h30 à 19h30 selon le temps universel coordonné (heure UTC).

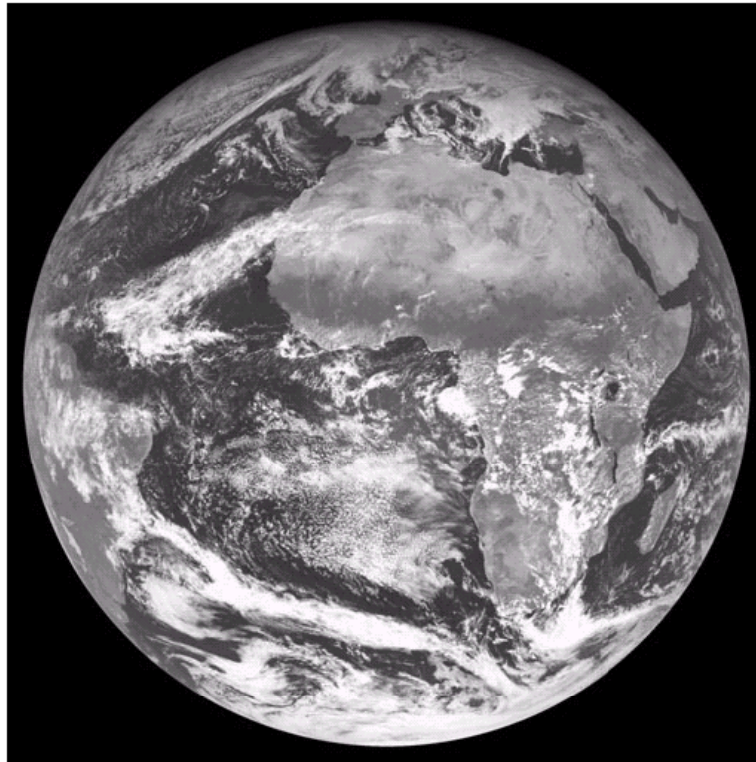


Fig. 1.8 : Image METEOSAT-7 du canal visible

Ce canal est principalement utilisé pour la détection des nuages. En effet, les nuages ont un pouvoir réfléchissant élevé. Plus le nuage est réfléchissant, plus le niveau de gris tendra vers le blanc. Ainsi, les océans apparaissent en noir, les continents en gris et les nuages en blanc.

1.3.4.1.2 Le canal vapeur d'eau (WV)

Sa longueur d'onde se situe entre 5.7 et 7.1 μm . Il est centré sur cette bande d'absorption et fait partie du domaine infrarouge du spectre électromagnétique. Le radiomètre du satellite est sensible au flux lumineux émis à cette longueur d'onde. Il y a conversion des flux élevés en

niveaux de gris sombres et des flux faibles en niveaux de gris clairs. D'où on en déduit la classification suivante :

- un niveau de gris clair entraîne une température d'émission faible, donc une humidité élevée ;
- un niveau de gris sombre entraîne une température d'émission élevée, donc une humidité faible.

Cette humidité atmosphérique est induite par les mouvements verticaux atmosphériques. Les images vapeur d'eau (Fig.1.9) sont acquises jour et nuit. Les régions noires sont représentatives d'une faible humidité atmosphérique. La résolution est de 5 km à la verticale du satellite. Le canal vapeur d'eau fournit des images de 2500 lignes de 2500 pixels.

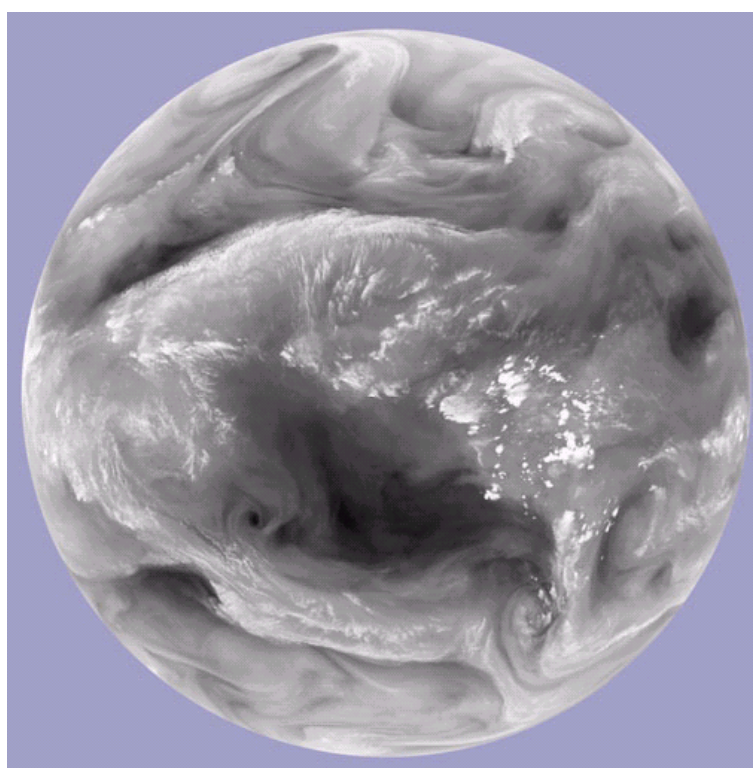


Fig. 1.9 : Image METEOSAT-7 du canal vapeur d'eau

1.3.4.1.3 Le canal infrarouge (IR)

Sa longueur d'onde se situe entre 10.5 et 12.5 μm . Elle se situe dans le domaine de l'infrarouge dit thermique (c'est à dire les longueurs d'ondes d'émission de la Terre). Ainsi le canal infrarouge thermique de METEOSAT ne verra que la partie de la lumière émise par la surface terrestre ou l'atmosphère. Il mesure les radiations thermiques émises par les surfaces (sol, mer ou nuage). Ces mesures correspondent à la température des points observés, donc liées à l'émission des structures observables sur les données. On peut noter quelques unes des propriétés liées à cette bande spectrale : une quasi-transparence de l'atmosphère, une faible réflectivité des objets observés, une faible intensité du rayonnement solaire et une forte

émissivité de la surface de la Terre, des océans et des nuages épais. Les surfaces chaudes (Sahara le jour) sont très émettrices alors que les surfaces froides (nuages, glaces) le sont peu.

Les images infrarouges thermiques ne sont alors en fait que la carte de température de la surface terrestre. Mais, par convention, les images infrarouges subissent une inversion de leurs niveaux de gris. Ainsi, les niveaux de gris bas de l'image indiquent des températures relativement élevées, tandis que les températures basses sont représentées sur l'image par des niveaux de gris élevés. La résolution est de 5 km à la verticale du satellite. Le canal infrarouge fournit 2500 lignes de 2500 pixels.

Les images infrarouges (Fig.1.10) sont acquises jour et nuit, indépendamment des conditions d'éclairement du globe terrestre par le soleil. Les régions noires représentent les surfaces chaudes (océans, terres, nuages bas), alors que les régions blanches correspondent aux surfaces froides (glace ou neige, nuages hauts).

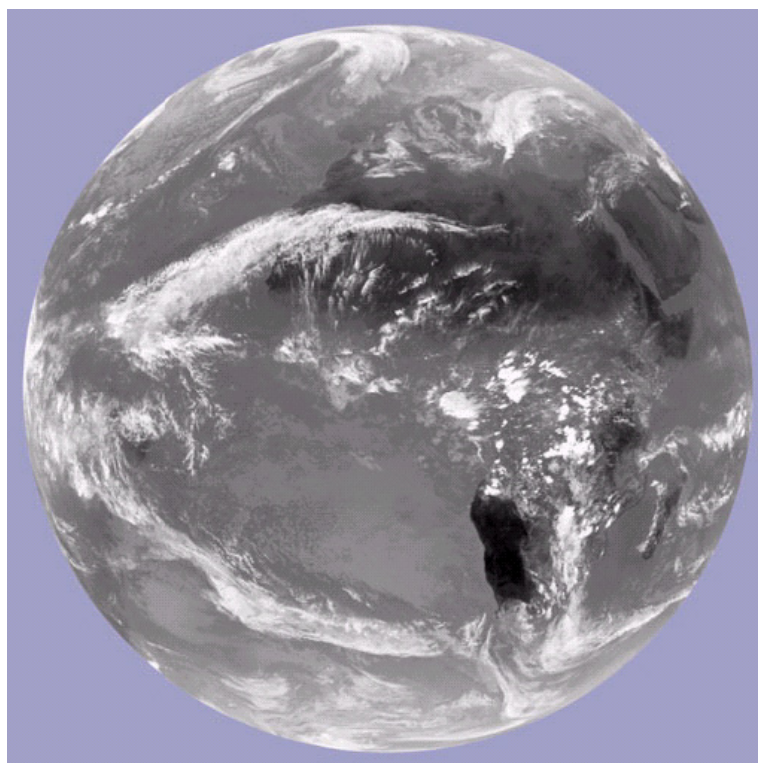


Fig. 1.10 : Image METEOSAT-7 du canal infrarouge

1.3.4.2 Le satellite METEOSAT seconde génération

Le programme MSG (METEOSAT Seconde Génération) a été mis en place pour assurer la relève de METEOSAT première génération. Il permet d'avoir une amélioration de l'imagerie et d'analyser les masses d'air. MSG-1 (Fig.1.11) a été lancé le 28 août 2002. Il est positionné au dessus de l'équateur à 3.5°W. Le système de transmission des données a dû être revu pour cause de panne. Finalement, il est devenu pleinement opérationnel sous le nom de METEOSAT-8 à partir du 29 janvier 2004.

MSG-1 est le premier des 3 satellites géostationnaires similaires qui exerceront une surveillance constante du temps à partir de la même position que ses prédécesseurs pendant plusieurs années à venir. Il a une masse de 1700 kg et présente une forme cylindrique qui fait 3.2 m de diamètre et 2.4 m de hauteur. Il est entièrement couvert de 8 panneaux solaires et a une durée de vie de 7 ans.



Fig. 1.11 : Satellite MSG1 (source EUMETSAT [Eumet]).

Les deux instruments principaux du satellite sont les radiomètres SEVIRI (Spinning Enhanced Visible and InfraRed Imager) et GERB (Geostationary Earth Radiation Budget experiment). L'imageur SEVIRI fournit toutes les 15 minutes (au lieu de 30 minutes avec METEOSAT) une image de l'hémisphère observée par le satellite dans 12 bandes spectrales (Tableau 1.2) différentes du spectre visible et infrarouge, soit 4 fois plus que Meteosat. Cet enrichissement du spectre des observations représente une avancée majeure pour l'amélioration des modèles météorologiques numériques. De plus, en réduisant de 30 à 15 minutes le rafraîchissement des données, MSG-1 permet aux climatologues et aux météorologues de déceler plus facilement le déclenchement des phénomènes à évolution rapide, comme les orages, les tempêtes de neige ou les bancs de brouillard. De même, une résolution au sol de 1 km dans le spectre visible au lieu de 2,5 km précédemment autorise l'observation et le suivi de phénomènes localisés. Le radiomètre GERB fournit des données essentielles sur le bilan radiatif de la Terre, c'est-à-dire le rapport entre la quantité d'énergie reçue du Soleil par notre planète et la quantité d'énergie rayonnée en retour. Ce bilan radiatif, encore largement mal connu, joue un rôle crucial dans l'équilibre climatique de la planète.

Le rapport signal-bruit qui était élevé avec celui de METEOSAT, a été amélioré sur MSG-1 grâce à l'élargissement des bandes spectrales.

Nom du canal	Longueur d'onde centrale (μm)	Bande spectrale(μm)
VIS 0.6	0.635	0.56 – 0.71
VIS 0.8	0.81	0.74 – 0.88
IR 1.6	1.64	1.50 – 1.78
IR 3.9	3.92	3.48 – 4.36
WV 6.2	6.25	5.35 – 7.15
WV 7.3	7.35	6.85 – 7.85
IR 8.7	8.7	8.30 – 9.10
IR 9.7	9.66	9.38 – 9.94
IR 10.8	10.8	9.80 – 11.80
IR 12.0	12	11.00 – 13.00
IR 13.4	13.4	12.40 – 14.40
HRV	0.7	0.50 – 0.90

Tableau 1.2 : Les canaux de MSG

Nous présentons dans les paragraphes suivants les différents canaux du radiomètre SEVIRI de MSG-1.

1.3.4.2.1 Les canaux visibles

MSG-1 possède deux canaux visibles : VIS 0.6 et VIS 0.8. Les images provenant de ces canaux (Fig.1.12 et Fig.1.13) ont des caractéristiques similaires à l'image du visible de METEOSAT première génération. Elles peuvent ainsi être interprétées de façon identique.

Ces canaux sont indispensables pour la détection et le suivi des masses nuageuses, la détermination des zones observées lors de prises de vue successives, ainsi que la surveillance de la surface des terres et des aérosols. Leur combinaison permet d'établir des indices de végétation.

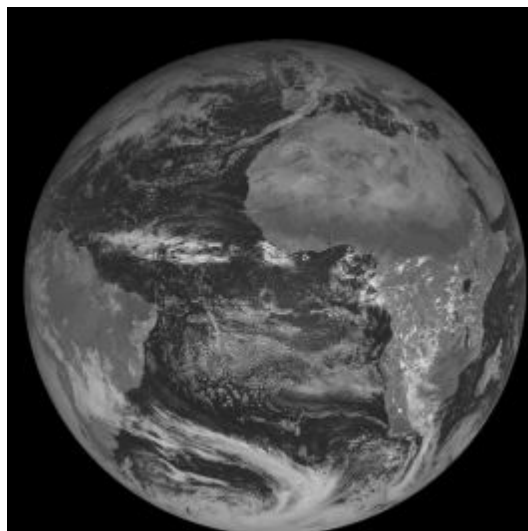
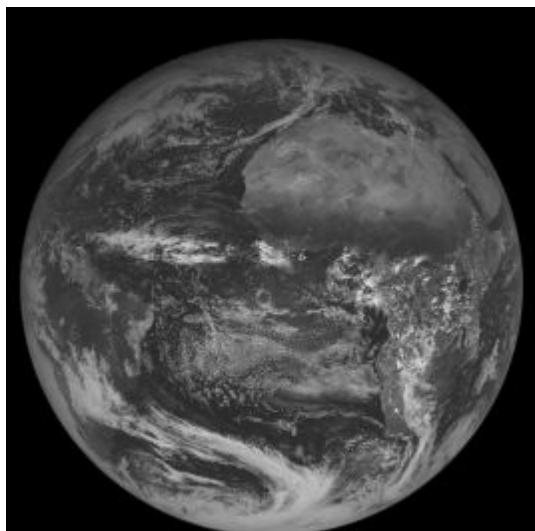


Fig. 1.12 : Image de MSG-1 du canal visible 0.6 **Fig. 1.13** : Image de MSG-1 du canal visible 0.8

MSG-1 possède aussi un canal visible dénommé HRV qui est un canal visible à large bande et qui est comme le canal VIS de METEOSAT première génération. Il se différencie de ce dernier par sa résolution qui est de 1 km au lieu de 2.5 km. Il permet de mesurer le vent à l'altitude des nuages et de distinguer la texture des nuages.

1.3.4.2.2 Les canaux vapeur d'eau

MSG-1 possède deux canaux : WV 6.2 et WV 7.3. Ces canaux perpétuent le canal vapeur d'eau de METEOSAT première génération. Ils permettent de mesurer la vapeur d'eau dans la mésosphère, de fournir des traceurs pour les vents atmosphériques et d'affecter une altitude aux nuages semi-transparents.

Les deux canaux séparés permettent d'obtenir des informations sur le contenu en vapeur d'eau à différents niveaux de la troposphère.

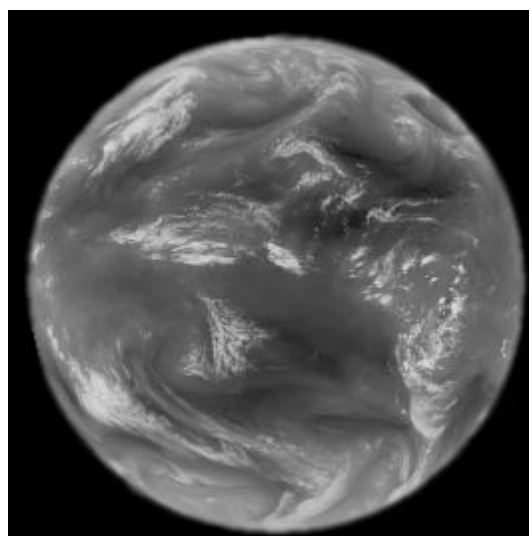
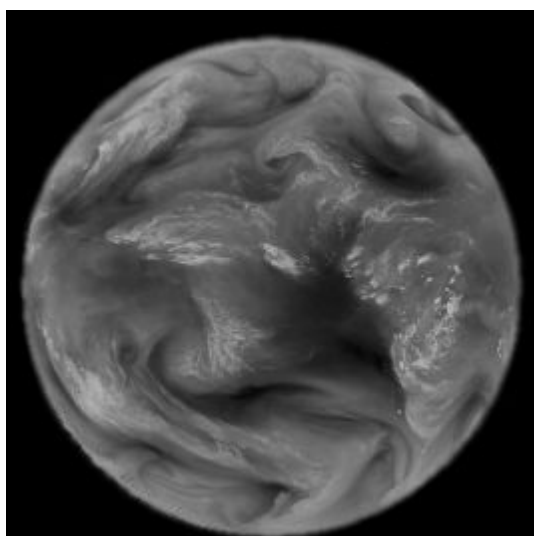


Fig. 1.14 : Image de MSG-1 du canal WV 6.2

Fig. 1.15 : Image de MSG-1 du canal WV 7.3

1.3.4.2.3 Les canaux infrarouges

MSG-1 possède sept canaux dans l'infrarouge dont nous présentons leurs caractéristiques ci-dessous.

➤ *Le canal IR 1.6*

Ce canal est situé dans la partie dite proche infrarouge du spectre électromagnétique. Il aide à faire la différence entre surfaces nuageuses et surfaces neigeuses et entre nuages de glace et d'eau. Il apporte aussi des informations sur la présence d'aérosols atmosphériques.

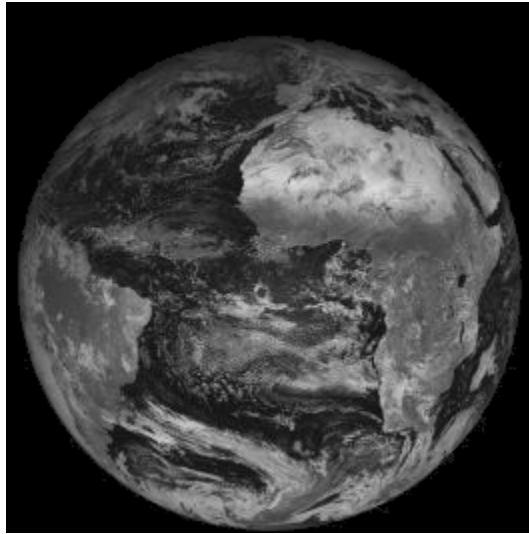


Fig. 1.16 : Image de MSG-1 du canal IR 1.6

➤ *Le canal IR 3.9*

Il est situé dans une partie du spectre électromagnétique où la lumière du soleil influe sur le rayonnement reçu. Ainsi, il s'agit partiellement d'un canal d'émission thermique et il est aussi partiellement sensible à la réflexion du rayonnement solaire. De ce fait, l'interprétation des images provenant de ce canal nécessite quelques précautions. En effet, durant le jour, l'énergie solaire réfléchie domine pour donner l'apparence d'une image dans la partie visible du spectre, tandis que la nuit, l'énergie ne provient que de la Terre avec les caractéristiques de la partie infrarouge du spectre.

Ce canal est utilisé principalement pour la détection des nuages bas, des brouillards nocturnes et des incendies de forêts. Il sert aussi à mesurer les températures à la surface de la Terre et de la mer.

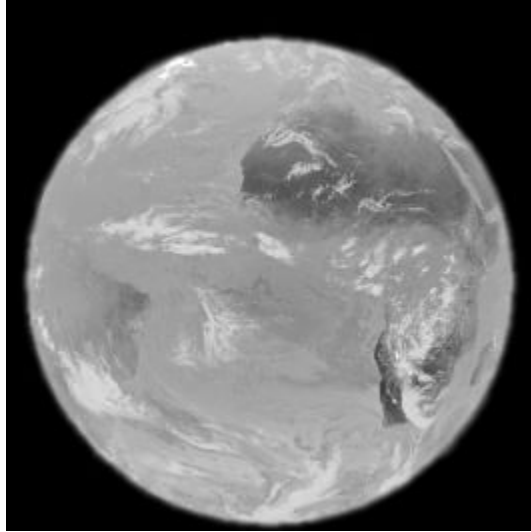


Fig. 1.17 : Image de MSG-1 du canal IR 3.9

➤ *Le canal IR 8.7*

Il apporte essentiellement des informations sur les masses nuageuses minces des cirrus et permet de faire la différence entre les nuages de glace et d'eau.

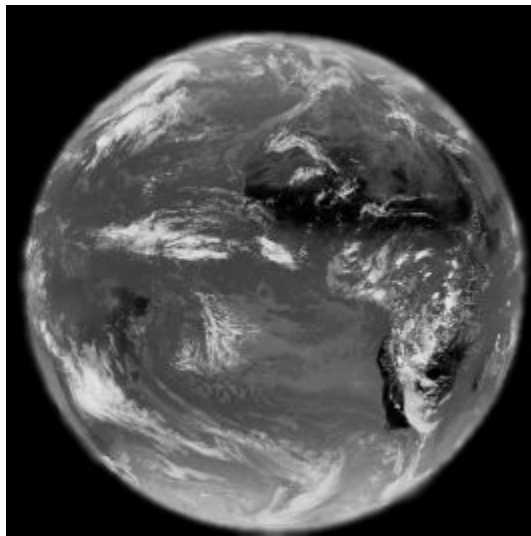


Fig. 1.18 : Image de MSG-1 du canal IR 8.7

➤ *Le canal IR 9.7*

Ce canal est sensible à la concentration d'ozone dans la partie basse de la stratosphère. Il sert à mesurer l'ozone total et à évaluer sa variabilité diurne. Il peut aussi servir à établir les configurations d'ozone comme indicateurs des champs de vents à ce niveau.

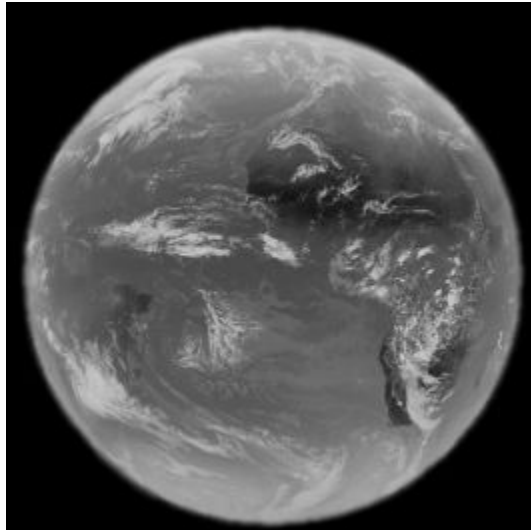


Fig. 1.19 : Image de MSG-1 du canal IR 9.7

➤ *Les canaux IR 10.8 et IR 12.0*

Ils sont situés dans l'infrarouge thermique et sont semblables à ceux de METEOSAT première génération. Chaque canal réagit à la température des nuages et de la surface terrestre. Ensemble, ces canaux permettent de réduire les effets atmosphériques en mesurant les températures de la surface de la Terre et du sommet des nuages. Ils servent aussi au suivi des nuages pour déterminer les vents atmosphériques et estimer l'instabilité atmosphérique.

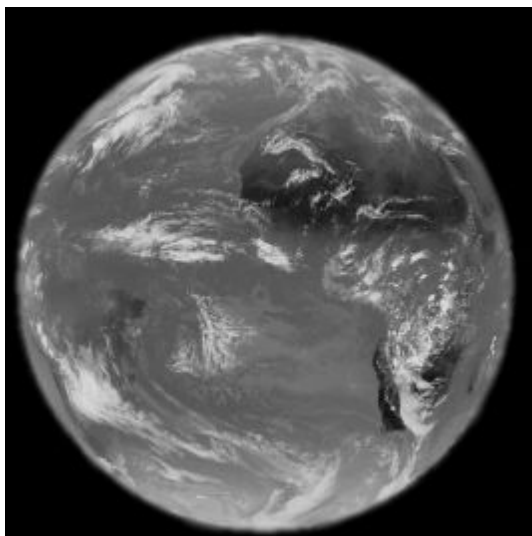


Fig. 1.20 : Image de MSG-1 du canal IR 10.8

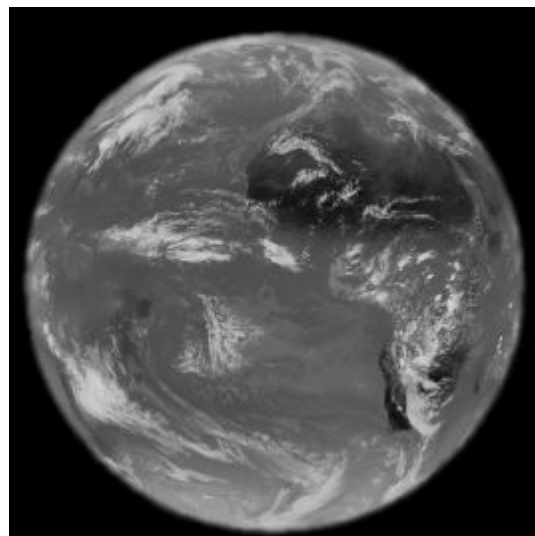


Fig. 1.21 : Image de MSG-1 du canal IR 12

➤ *Le canal IR 13.4*

Ce canal est situé dans la partie du spectre où le rayonnement est absorbé par les molécules de dioxyde de carbone (CO_2). Il sert à estimer l'instabilité atmosphérique et contribue à fournir des informations sur la température de la basse troposphère.

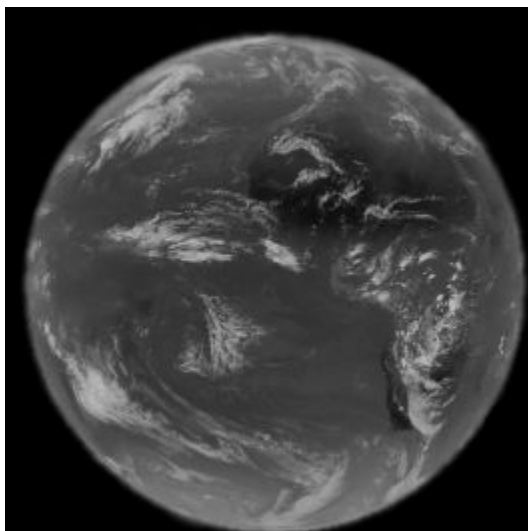


Fig. 1.22 : Image de MSG-1 du canal IR 13.4

1.3.5 Contexte expérimental de l'étude

Les études menées sur le phénomène des nuages de poussière se sont sensiblement accrues depuis les années 70 [Legr90] [Berg02]. En effet, les événements de nuages de poussière sont devenus très fréquents et importants aux basses latitudes tropicales. La périodicité de ce phénomène marque l'existence des populations vivant à la périphérie des régions sahéliennes au même titre que la saison des pluies. Mais les moyens d'observations de ce phénomène sont encore trop limités. En effet, on note une quasi absence des stations de mesure dynamique de concentration et de granulométrie d'aérosols en Afrique Sahélienne, ce qui rend difficile la prise en compte de ce phénomène. La détection des nuages de poussières fournira, entre autres, une aide pour une meilleure gestion des ressources pédologiques et pour une prévision à court et moyen terme nécessaire aux paysans ou à la sécurité de la navigation aérienne.

De nos jours, nous avons la possibilité de disposer d'images satellitaires pouvant servir à la gestion d'un site terrestre et pouvant être exploitées dans l'étude des nuages de poussières. La télédétection satellitaire constitue un vaste champ d'étude dont les retombées sont nombreuses et variées [Beck88]. La mise au point d'une approche consistant en la détection à partir d'images satellitaires peut être une solution, puisqu'il est certain aujourd'hui que les aérosols désertiques jouent un rôle important dans le climat de la terre alors qu'ils sont les moins bien connus de tous les aérosols. Il s'avère alors nécessaire de trouver des méthodes d'analyse automatique ou semi-automatique d'assistance à leur détection et à leur interprétation. La problématique de ce travail est la détection des nuages de poussière présents dans le continent africain à partir des images satellitaires dont nous disposons.

Les images Météosat utilisées dans cette étude nous ont été fournies par le laboratoire de Physique de l'Atmosphère Siméon Fongang (LPASF) de l'Université Cheikh Anta Diop de Dakar (Sénégal). Ce sont des images provenant du canal infrarouge de Météosat qui représentent les zones Nord, Ouest, Est et Centrale du continent africain qu'on appelle zone

AFR de l'Afrique. Les figures (Fig.1.23 ; Fig.1.24 ; Fig.1.25) montrent ce type d'images satellitaires de trois jours successifs à la même heure sur lesquelles nous cherchons à détecter les nuages de poussière. Les zones les plus sombres sur ces images correspondent aux zones les plus froides et les moins énergétiques : elles sont interprétées comme représentant des nuages d'eau. Les zones les plus claires dans les images correspondent, quant à elles, à des zones sans nuages d'eau.

Nous avons travaillé sur les images infrarouges, car dans les travaux précédents [Legr90], c'est sur ce type d'image qu'on arrive à détecter les nuages de poussière. Nous avons aussi utilisé les outils de traitement d'images pour détecter les nuages de poussière sur ces images.

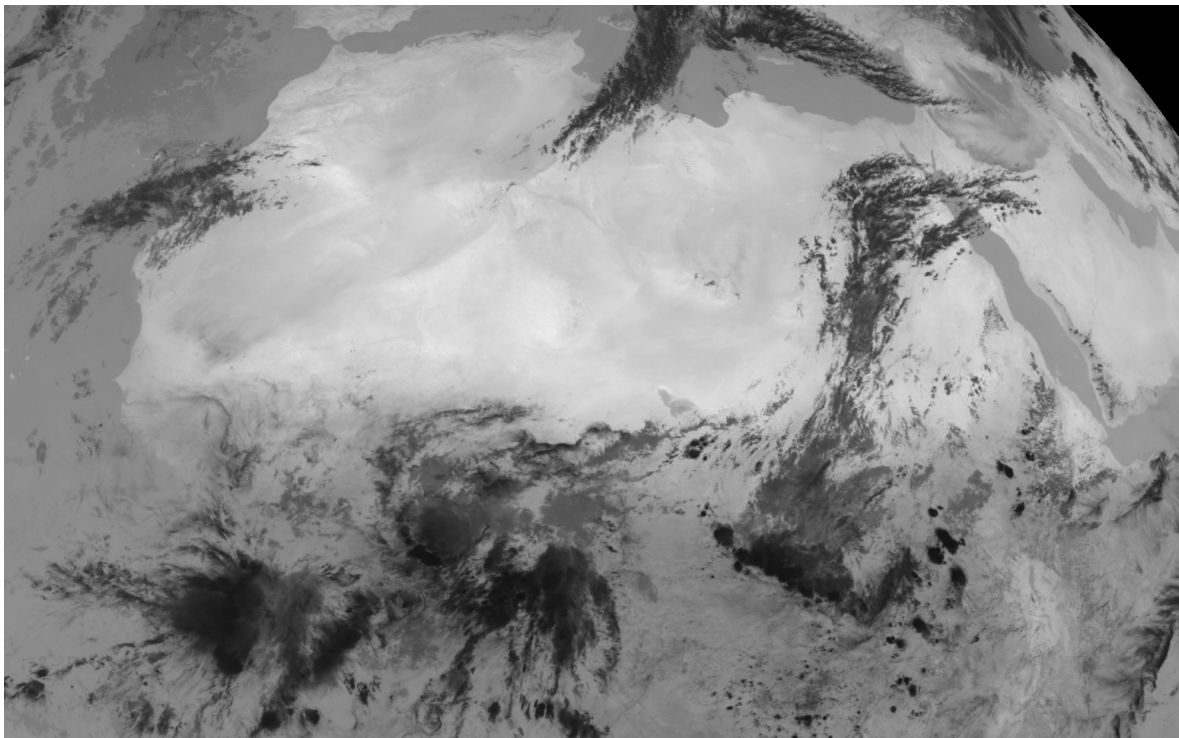


Fig. 1.23 : Image infrarouge de Météosat du 20/05/99 à 12h

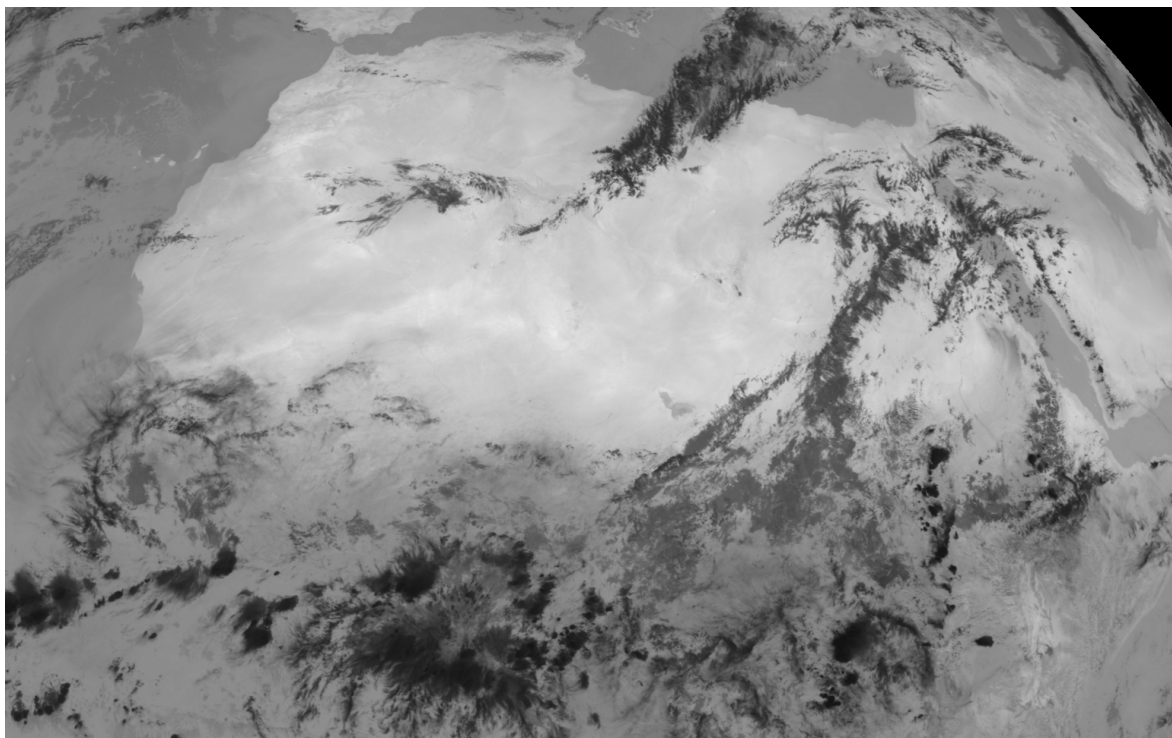


Fig. 1.24 : Image infrarouge de Météosat du 21/05/99 à 12h

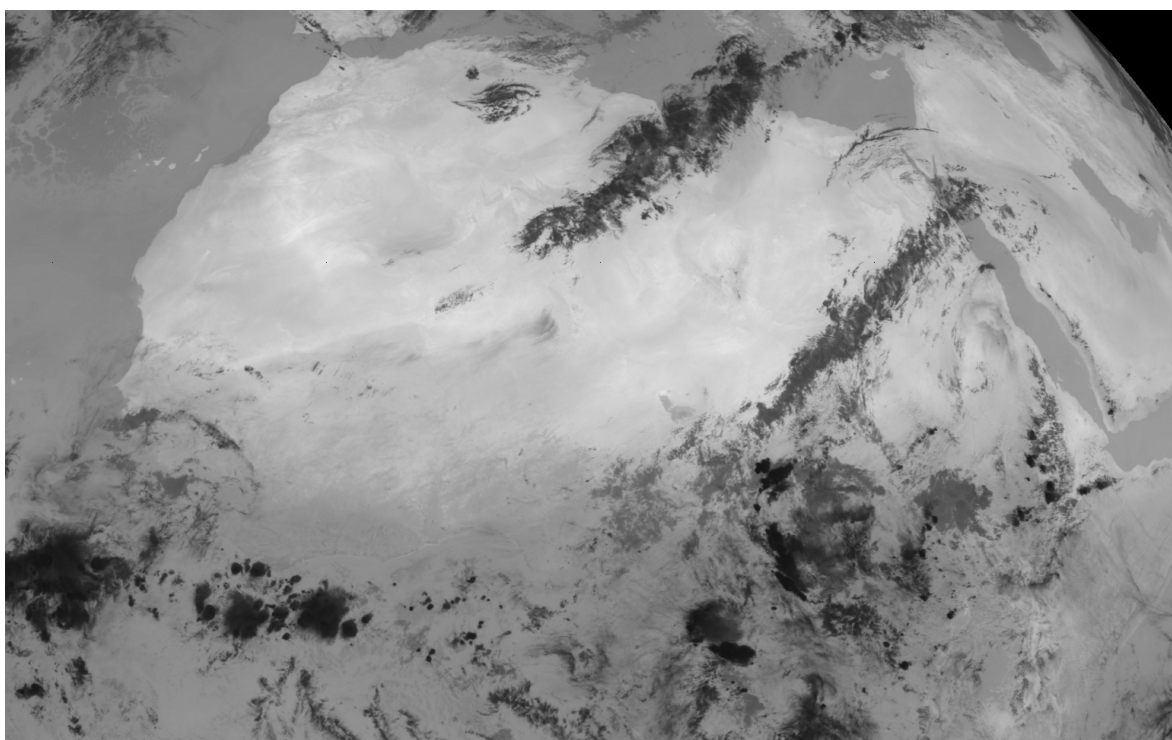


Fig. 1.25 : Image infrarouge de Météosat du 22/05/99 à 12h

Conclusion

L'objectif de ce chapitre était la présentation du sujet de notre étude ainsi que celle des données utilisées dans ce cadre. Nous avons commencé par une description des nuages de poussière à travers les aérosols et montré leur impact sur le climat ainsi que sur la santé des populations. Tout ceci montre l'importance et l'intérêt de chercher à les détecter. Ensuite, nous avons présenté les dispositifs satellitaires, notamment le satellite Météosat, d'où proviennent les images sur lesquelles nous avons réalisé notre traitement.

Dans la suite, nous allons décrire l'état de l'art des études faites sur les nuages de poussière et en particulier les travaux qui ont été faits pour leur détection à partir des images satellitaires.

Chapitre 2

Etat de l'art

Introduction

Les premières études faites sur les nuages de poussière ont porté surtout sur la quantification de poussières, la taille des particules, leurs natures chimiques et minéralogiques, leur transport, l'identification de leur schéma général d'évolution et les conséquences générées par ce phénomène. Ensuite, d'autres études furent menées en vue de leur détection grâce à l'imagerie satellitaire. Dans ce chapitre, nous allons faire l'état de l'art sur les études faites sur les nuages de poussière. Dans la première partie, nous décrivons les mesures réalisées au sol. Ensuite, nous présentons dans la seconde partie, les études combinant à la fois les observations satellitaires et les mesures au sol. Et enfin, dans la dernière partie, nous exposons les études utilisant le traitement d'images.

2.1 Mesures au sol

Plusieurs études basées sur les mesures au sol des nuages de poussière ont été menées dans le monde. Ces mesures au sol constituent une source d'information fiable et indispensable pour valider les observations satellitaires. C'est ainsi que *Gac et al.* ont fait un point sur les observations quotidiennes des nuages de poussière au Sénégal de 1984 à 1991 [Gac91]. Dans cette étude, ils montrent que plusieurs chercheurs ont eu à démontrer l'importance de la présence d'aérosols désertiques dans cette zone géographique, puisque le Sahara constitue la plus grande source de poussières atmosphériques du globe. Au niveau de Dakar (Sénégal), leurs dépôts sont de l'ordre de $200 \text{ g/m}^2/\text{an}$. Ils décrivent aussi le capteur d'aérosols utilisé au laboratoire d'ORSTOM de Dakar (actuellement IRD–Institut de Recherche pour le Développement) qui a permis d'échantillonner la quantité d'aérosols. Cette étude montre qu'en Afrique de l'Ouest, les dépôts les plus importants de poussières sont observés durant le premier semestre de l'année. Le mois de février fournit en moyenne les valeurs les plus élevées ($1.02 \text{ g/m}^2/\text{jour}$) et le dépôt journalier maximum a été enregistré au mois de mai. Il y est fait cas aussi du transport des aérosols qui est un phénomène classique dans cette région et de nombreux travaux de recherche en ont montré l'importance. On remarque ainsi que les aérosols situés entre 0 et 1000 m d'altitude, peuvent parcourir des distances supérieures à 5000 km, voire même traverser l'Atlantique en 4 à 5 jours. Une analyse granulométrique effectuée sur les échantillons de poussières, donne une taille moyenne de 10 à 15 μm . Du point de vue minéralogique, on observe une prédominance de quartz. *Gac et al.* ont montré aussi l'importance des nuages de poussière sur la visibilité durant cette période. A titre de comparaison, sur l'ensemble de la période considérée, on a une visibilité moyenne sur l'année

de 10.4 km, tandis que la visibilité mesurée en un jour de présence de nuages de poussière est de 2.1 km.

Bergametti a fait une étude des différents types d'aérosols et de leurs principales conséquences sur l'atmosphère [Berg02]. Il y fait également un classement des aérosols atmosphériques en fonction de leur origine. Il démontre alors que la première source mondiale de production d'aérosols est constituée par les aérosols d'origine désertique. *Mallet* a permis de caractériser les propriétés optiques des principales espèces anthropiques de l'aérosol et d'estimer l'impact radiatif direct à l'échelle locale [Mall03]. *El Aouadi* a fait une étude de l'évolution temporelle des épaisseurs optiques de l'aérosol atmosphérique dans la région d'Oujda [Ela05]. Cette étude a permis de distinguer les différents types d'aérosol qui dominent cette atmosphère durant les différentes périodes de l'année, et donne la contribution de chaque type d'aérosol aux processus d'absorption et de diffusion du rayonnement au sein de l'atmosphère qui peuvent être quantifiés sous le terme de forçage radiatif direct.

2.2 Utilisation combinée des observations satellitaires et des mesures au sol

Les mesures effectuées par un observateur éloigné de son objet d'étude sont groupées sous le terme générique de télédétection. L'observateur reçoit l'information en provenance de l'objet, transportée par l'intermédiaire d'ondes électromagnétiques. L'analyse appropriée de cette information pour en extraire les propriétés de l'objet relève des techniques de la télédétection. On distingue deux techniques de télédétection [Panc03] :

- La télédétection est dite *active* lorsqu'il y a utilisation d'instruments émettant des ondes électromagnétiques et une analyse de la composante de ces ondes rétrodiffusées sur l'objet étudié. Les instruments utilisés dans ce domaine sont le RADAR (Radio Detection and Ranging) et le LIDAR (Light Detection and Ranging), qui couvrent un domaine spectral allant des micro-ondes au visible. L'onde émise est rétrodiffusée par les composantes atmosphériques : molécules, aérosols et nuages. Dans le cas des aérosols, l'analyse du signal rétrodiffusé permet d'obtenir la structure verticale des couches de particules, ainsi que leurs propriétés optiques (épaisseur optique, coefficient d'extinction).
- La télédétection est dite *passive* lorsque le rayonnement mesuré provient d'une source naturelle. La mesure de ce rayonnement est affectée, dans des proportions variables, par les caractères absorbant, diffusant et émissif de la couche d'atmosphère traversée. Le domaine spectral est fonction des propriétés des sources naturelles de rayonnement. Ainsi, les observations basées sur l'éclairage du système Terre – atmosphère par la source solaire extérieure vont de l'ultraviolet jusqu'au proche infrarouge (0,2 - 4 μm). Le rayonnement émis par les divers éléments du système Terre – atmosphère (surface de la planète, nuages, aérosols,

gaz atmosphériques) constitue l'objet des études de télédétection dans l'infrarouge thermique [3 – 15 μm].

La télédétection atmosphérique utilise des instruments visant le ciel depuis le sol, l'atmosphère depuis l'espace (mesures satellitaires) ou depuis l'atmosphère elle-même (mesures aéroportées). Plusieurs techniques de télédétection des aérosols au-dessus des océans et des continents, couvrant un large domaine de longueurs d'onde et allant de l'ultraviolet jusqu'à l'infrarouge thermique ont été développées.

Les satellites sont devenus un outil indispensable à l'étude des aérosols car ils permettent une observation globale et journalière du contenu en aérosol de l'atmosphère. L'observation satellitaire est une approche nécessaire mais insuffisante pour acquérir la base complète d'informations sur les aérosols. Elle s'appuie alors souvent sur la complémentarité de procédures de validation depuis le sol par mesures photométriques. La radiométrie passive mesure une luminance énergétique. Il s'agit du flux énergétique émis ou réfléchi par unité de surface (perpendiculairement à la direction d'observation) et par unité d'angle solide, généralement mesuré dans certains canaux spectraux bien choisis. L'énergie radiative réfléchie et émise par la Terre porte en elle une signature des propriétés de la surface et de l'atmosphère traversée. L'utilisation des données satellitaires permet alors une étude globale des nuages de poussière. En effet, les satellites nous donnent non seulement la possibilité de déterminer les caractéristiques optiques (épaisseur optique) des aérosols, mais aussi celle de suivre dans le temps le déplacement des nuages de poussière depuis les zones source jusqu'aux zones de dépôt, souvent éloignées de plusieurs kilomètres.

Quelques chercheurs ont pu démontrer qu'on peut observer les aérosols désertiques grâce aux images provenant du capteur AVHRR (Advanced Very High Resolution Radiometer) de NOAA. Parmi ces chercheurs, on peut citer :

- *Rao et al.* qui ont pu produire des cartes en moyennes hebdomadaires et mensuelles de l'épaisseur optique en aérosols au-dessus de l'Océan pendant plusieurs années [Rao88].
- *Swap et al.* qui ont fait une étude spécifique sur les poussières africaines au-dessus de l'Atlantique tropical entre 1989 et 1992 [Swap96].
- d'autres chercheurs ont pu déterminer l'épaisseur optique de l'aérosol saharien [Acke89] [Naka97].

Des chercheurs ont montré qu'il est possible d'utiliser les images provenant du satellite Météosat, pour observer les aérosols désertiques. Ainsi, des études ont été faites sur les images visibles de Météosat, sur lesquelles on observe aisément les nuages de poussière en migration au dessus de la mer [Grig79] [Nort80]. *Desbois* a initié une étude de façon qualitative des panaches de poussières africaines au-dessus de la mer à l'aide de l'imagerie du canal visible de Météosat [Desb78]. Mais, il a fallu attendre plus de 10 ans pour voir apparaître les premières études quantitatives des concentrations en aérosols désertiques. *Jank*

et al. ont proposé une méthode pour estimer l'épaisseur optique en aérosols désertiques à partir d'un modèle simple de transfert radiatif atmosphérique et réalisé la première climatologie du transport des poussières africaines sur l'Atlantique tropical [Jank92]. *Moulin* a mis au point une méthode d'analyse pour estimer les épaisseurs optiques et les concentrations atmosphériques en aérosols désertiques par un suivi quotidien du contenu atmosphérique en poussières africaines au-dessus de la Méditerranée et d'une grande partie de l'Atlantique nord à l'aide de l'imagerie du capteur visible de Météosat, entre juin 1983 et décembre 1994 [Moul97]. Les données du canal visible de METEOSAT ont été aussi utilisées pour estimer les épaisseurs optiques en poussières au dessus de la Méditerranée et de l'Atlantique tropical et pour réaliser un suivi du transport de ces poussières [Chia02].

Une technique de détection alternative a été développée basée sur l'ultraviolet (UV) avec TOMS (Total Ozone Mapping Spectrometer) [Torr98]. En effet, dans le cas particulier des aérosols terrigènes présents au dessus des régions arides et semi arides, la réflectivité élevée des surfaces par comparaison au signal atmosphérique rend difficile la détection de l'aérosol dans le domaine visible. L'instrument TOMS, qui vole depuis 1978, possède deux canaux d'observation dans l'ultraviolet qui ont été utilisés dans le cadre de l'étude des aérosols. Ces longueurs d'onde ne permettent pas de sonder l'atmosphère jusqu'à la surface. Néanmoins, les données TOMS renseignent sur la présence d'aérosols dans les couches élevées. Il est utilisé de plus en plus pour la détection et la surveillance de la propagation de la poussière de sol dans l'atmosphère [Moul04]. *Anuforum et al.* ont utilisé les données de TOMS (1978 à 2004) en même temps que des données de visibilité d'observation synoptique de station pour étudier la variabilité inter-annuelle et à long terme de la poussière soulevée de terre par l'Harmattan dans la zone semi-aride du Sahel du Nigéria [Anuf07]. Les observations de poussières à partir de TOMS ont déjà été exploitées pour la localisation géographique des régions source de poussières [Pros02]. *Chia et al.* ont exploité les observations de TOMS et du canal visible de Météosat pour l'étude de la variabilité saisonnière et pluriannuelle du transport des poussières minérales au dessus de l'Atlantique nord tropical [Chia02].

Le premier instrument destiné spécifiquement à l'observation des aérosols est POLDER (POLarization and Directionality of the Earth's Reflectances) qui utilise une combinaison de mesures dans plusieurs canaux (0.44 - 0.86 μm) sous différents angles de visée [Desc94]. *Myhre et al.* présentent une étude comparative des mesures d'épaisseur optique en aérosol (ou Aerosol Optical Thickness, AOT) inversées au-dessus des océans à partir de ces instruments [Myhr04]. L'épaisseur optique des aérosols correspond à l'atténuation de la lumière du soleil par la couche d'aérosol présente dans la colonne d'atmosphère sondée.

D'autres études ont essayé de mesurer la production globale, le transport de la poussière minérale atmosphérique et le cycle annuel [Grin05]. *Prosper et al.* montrent que la poussière provenant de l'Afrique de l'Ouest est transportée à travers l'Océan Atlantique vers les Caraïbes [Pros03]. *Generoso* a fait une étude sur des panaches d'aérosols qui sortent du Sahara (épisode qui a eu lieu en mars 1997) pour être transportés sur plusieurs milliers de

kilomètres, jusqu'aux Caraïbes ou en Amazonie [Gene04]. Cet exemple est remarquable car on a pu observer un panache qui s'étend dans plusieurs directions pendant plus de dix jours. Il atteint les côtes américaines et le Nord de l'Europe. D'autres chercheurs ont montré que la poussière provenant du désert du Sahara est transportée à travers l'Océan Atlantique sur la côte et même à la région continentale de l'Amérique du Nord et méridionale [Gatz96] [Form01].

Reid et al., grâce à l'expérience PRIDE (Puerto Rico Dust Experiment) qui est une étude de la poussière sur Porto Rico, ont fait une analyse de la poussière par des mesures au sol et par des méthodes aéroportées de télédétection. Ils en ont conclu que cette poussière vient du Sahara et est transportée à travers l'Océan Atlantique [Reid03]. *Borbély-Kiss et al.* ont étudié la participation de la poussière saharienne dans l'aérosol hongrois [Borb04]. *Alpert et al.* ont mis en place à l'université de Tel Aviv (Israël) un système de prévision par 48 h de la poussière minérale sur l'Afrique du Nord, la mer méditerranéenne, et une partie de l'Océan Atlantique du nord depuis novembre 2000 [Alpe04]. Cette étude a pu être réalisée grâce à une analyse climatologique de la distribution de la poussière en utilisant une base de données sur deux années et demi.

Prospero et al. ont montré que les sources dominantes de la poussière minérale sont toutes situées dans l'hémisphère du Nord, principalement en Afrique du Nord, au Moyen-Orient, en Asie centrale et au sous-continent indien sur une échelle globale [Pros02]. D'autres chercheurs ont montré que l'Afrique du Nord-Ouest est la source la plus importante d'aérosols minéraux au dessus du bassin méditerranéen [Deto03] [Perr04]. *Moulin et al.* ont démontré également qu'il y a une corrélation à grande échelle entre l'exportation de la poussière vers l'Atlantique et la sécheresse du Sahel durant l'année précédent l'observation [Moul04].

Un réseau international coordonné par la NASA a mis en place depuis 1993 un système dénommé AERONET (AErosol RObotic NETwork) qui permet d'avoir les mesures des propriétés optiques des aérosols et d'archiver des données en temps quasi-réel [Holb98]. On dénombre plus de 400 stations d'AERONET dont 160 sont permanentes dans le monde entier. Les instruments de mesure sont des radiomètres spectraux automatiques. Ces radiomètres fournissent, d'une part, des mesures par visée directe du soleil en ciel clair permettant de restituer l'épaisseur optique en aérosols à différentes longueurs d'onde, c'est à dire l'extinction du rayonnement solaire intégrée sur toute la colonne d'air. D'autre part, ces radiomètres fournissent des mesures de distribution angulaire de luminance du ciel permettant d'accéder à différents paramètres tels que la distribution en taille des aérosols, leur albédo de diffusion simple et leur indice de réfraction. Les données collectées permettent ainsi de valider les données satellitaires des paramètres optiques d'aérosol dans le monde entier. Ceci a sensiblement contribué à obtenir une couverture globale et un bon prélèvement des propriétés d'aérosol. Ainsi, *Tafuro et al.* ont utilisé ce dispositif pour caractériser les particules de poussières provenant d'Afrique du Nord Ouest et pour surveiller les effets de l'intensité des événements de poussière [Tafu06].

D'autres études ont aussi utilisé des instruments de mesures depuis le sol pour caractériser l'aérosol dans différentes régions du globe [Elam01]. Citons quelques campagnes qui ont été menées utilisant à la fois des observations de sol, des instruments aéroportés et des données satellitaires pour réduire les incertitudes des effets des aérosols minéraux sur le climat :

- MEDUSE (European Mediterranean Dust Experiment) [Hamo99],
- ACE 2 (second Aerosol Characterization Experiment) [Raes00],
- SHADE (Saharian Dust Experiment) [Tanr03].

2.3 Utilisation du traitement d'images

Dans cette partie, nous présentons les études qui ont été faites sur les aérosols désertiques utilisant les outils de traitement d'images pour leur détection. Ces études ont utilisé en général les données satellitaires provenant du canal infrarouge puisque leurs potentialités pour la détection des aérosols sahariens au dessus des terres ont été démontrées [Shen74] [Legr85]. En effet, trois raisons font que l'aérosol désertique présente des propriétés qui le rendent facilement détectable dans la bande spectrale infrarouge thermique devant les autres espèces :

- la première est que cet aérosol contient une proportion plus ou moins importante de grosses particules, de taille supérieure à 1 μm , capable d'interagir efficacement avec le rayonnement infrarouge thermique ; le calcul de l'interaction entre le rayonnement électromagnétique et des particules sphériques, homogènes et isotropes montre l'importance de l'interaction entre ces particules et le rayonnement infrarouge thermique, par rapport au cas des particules submicroniques pour lesquelles les coefficients d'efficacité deviennent faibles ou même négligeables [Panc03] ;
- la seconde est que l'aérosol désertique est composé principalement d'argiles (aluminosilicates) et de quartz, espèces minéralogiques caractérisées par des pics d'absorption autour de 10 μm [Caqu97] [Soko99] ;
- la troisième est le fait que les concentrations de cet aérosol (au voisinage des sources) sont élevées devant les autres espèces.

Par contre, les autres composantes de l'aérosol ne remplissent pas simultanément ces conditions dans cette fenêtre, d'où leur détection sera faible ou négligeable. *Cautenet* décrit en détail les mécanismes de l'impact de l'aérosol sur la luminance infrarouge émise vers l'espace [Caut92].

Legrand a initié l'utilisation du canal IR de Météosat pour la détection des poussières au dessus du continent africain [Legr82]. La détection de l'aérosol au dessus des continents ne peut pas se faire en utilisant la luminance acquise directement par la mesure satellitaire, car cette dernière contient les contributions des éléments atmosphériques variables (aérosol, nuages) et des effets liés à la géométrie et à la nature de la surface. Il a établi alors une

modalité afin de séparer la structure à caractère permanent de la surface, de celle variable de l'atmosphère. Ainsi, une image référence est construite à partir des plus hauts niveaux radiométriques enregistrées (à 12h TU) pendant une période de référence de 15 jours [Legr90] [Ndou93]. Cette image référence fournit le niveau radiométrique d'une image "claire et propre", qui caractérise les seules structures de surface, considérées constantes pendant cette période de 15 jours. La contribution des composantes atmosphériques variables, nuages et aérosol, est obtenue par simple différence entre l'image initiale et l'image référence. Cette image différence est ensuite soumise à un traitement d'identification nuageuse, basé sur l'étude des contrastes entre différents pixels de cette image. Ce traitement est inspiré de la méthode statistique de cohérence spatiale de Coakley et Bretherton [Cobr82], tenant compte du fait que la composante nuageuse présente une inhomogénéité supérieure à celle de la composante d'aérosol. Ainsi, on calcule la moyenne (m) et l'écart-type (σ) sur des pavés de 3×3 pixels et on trace un diagramme bidimensionnel de σ en fonction de m . De cela, sont définis des seuils journaliers sur la moyenne et sur l'écart-type qui permettent de déterminer la nature du pixel à savoir nuageux ou poussiéreux. Le produit résultant après l'identification puis masquage des structures nuageuses représente l'indice de poussière IDDI (*Infrared Difference Dust Index*) caractérisant l'aérosol désertique dans le domaine infrarouge thermique. Le produit IDDI ainsi construit représente un moyen efficace de télédétection de l'aérosol désertique au-dessus des terres. Il a été validé par comparaisons avec des mesures d'épaisseur optique d'aérosols issues des mesures photométriques depuis le sol [Legr89] [Tanr91] [Legr01] ou avec d'autres paramètres caractérisant l'aérosol : la visibilité atmosphérique et les observations satellitaires au-dessus des océans [Legr01].

L'indice IDDI a été utilisé dans plusieurs études telles que :

- *Marticoarena et al.* sur la modélisation des soulèvements de poussière [Marti97] ;
- *Chomette et al.* sur la détermination de la vitesse seuil de soulèvement [Chom99] ;
- *Brooks et al.* qui ont réalisé la climatologie de l'aérosol minéral en régions saharienne et sahélienne grâce à l'exploitation des observations du canal infrarouge thermique de Météosat [Broo00] ;
- *Pancrati* qui a fait une étude de l'aérosol désertique en exploitant des mesures obtenues grâce à un instrument CLIMAT (Conveyable Low noise Infrared radiometer for Measurements of Atmosphere and Target surface) lors d'une campagne effectuée au Niger [Panc03]. CLIMAT est un radiomètre fonctionnant dans le canal $8 - 13 \mu\text{m}$ qui est conçu pour la mesure précise du rayonnement en provenance des diverses cibles de l'environnement terrestre.

La figure 2.1 présente les images IDDI qui ont été mises à notre disposition par *Legrand* et qui nous ont servi de référence pour nos résultats. Ces images montrent le continent africain et une partie du continent asiatique et sont fournies avec un code permettant de représenter les

différents zones : l'océan, les nuages d'eau et la présence de nuages de poussière selon la quantité de poussière présente. Ces images sont alors illustrées par différentes couleurs qui représentent :

- l'océan en bleu (■) ;
- les nuages d'eau en mauve (■) ;
- l'absence de nuages de poussière en noir (■) ;
- la présence de nuages de poussière (compte IDDI qui va de 1000 à 9000) par une échelle allant du blanc (présence faible) au rouge (présence en quantité importante) (■).

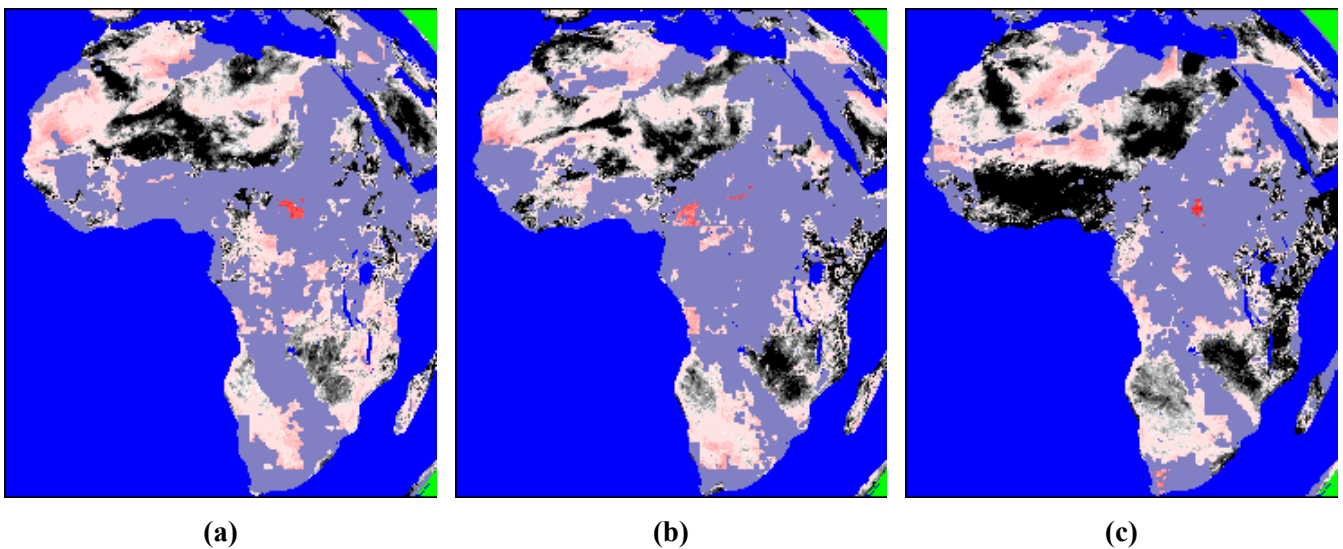


Fig.2.1. Images IDDI : visualisation de la poussière sur les terres
(a) image du 20/05/99 à 12h ; **(b)** image du 21/05/99 à 12h ; **(c)** image du 22/05/99 à 12h

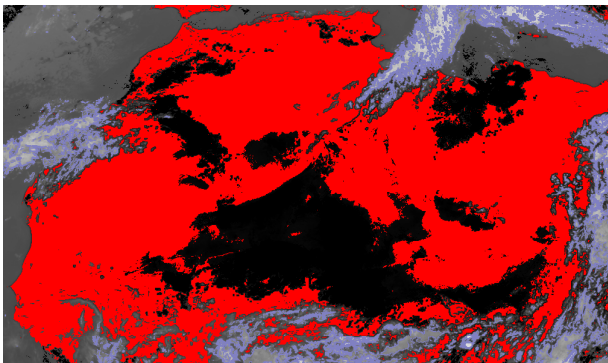
■ Bleu (océan) ■ Mauve (nuages d'eau)
 ■ Noir (absence de nuages de poussière) ■ Du Blanc au Rouge (présence de nuages de poussière)

En ce qui concerne les nuages de poussière, l'auteur les représente suivant l'indice IDDI qui varie entre 0 et quelques milliers selon la quantité de poussière présente (max absolu = 9000). La présence significative de poussière est attestée par des valeurs IDDI qui sont supérieures à 1000 ($S = 1000$). Donc, on a présence de poussière si la valeur de IDDI est supérieure au seuil S .

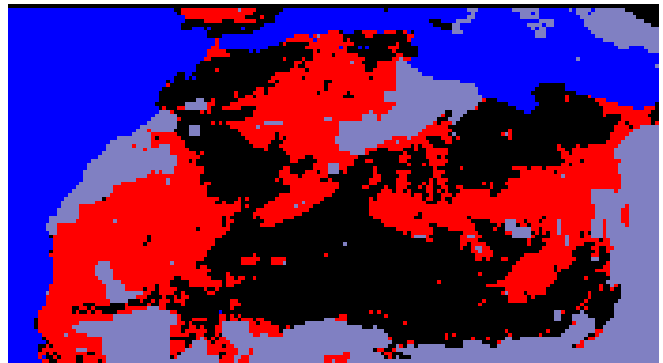
Bayoko et al. ont développé une méthode permettant la détection des nuages de poussières sur les images satellitaires à partir de la soustraction logique entre les images originales et une image de référence (dont la construction est décrite plus haut) [Bayo96]. La discrimination entre les nuages d'eau et les nuages de poussières est faite grâce à des seuils fixés à la fois sur les niveaux de gris des pixels et leurs écart-types σ . Ainsi, si le niveau de gris du pixel est ≥ 100 et si l'écart-type σ est ≥ 7 , on est en présence d'un nuage d'eau. Par contre, les nuages de

poissière ont été caractérisés par un écart-type $\sigma \leq 4$. Ce travail a été couplé avec des mesures au sol pour la validation des résultats obtenus par les images.

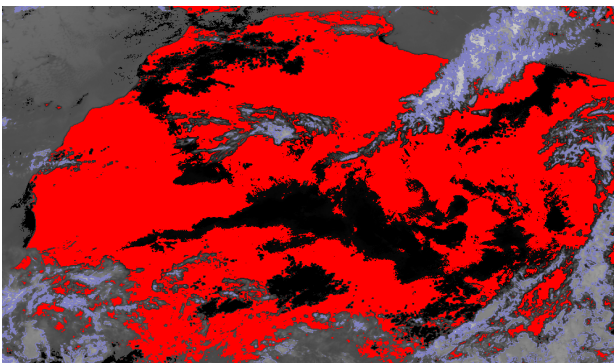
Nous avons appliqué cette méthode sur les images infrarouges satellitaires dont nous présentons les résultats sur la figure 2.2. Il faut noter que nous avons été obligés d'adapter cette méthode pour avoir des résultats qui concordent mieux avec les images IDDI. Cette adaptation est propre à chaque image, par exemple pour l'image du 20/05/99, l'identification des nuages de poussière nécessite non seulement que l'écart-type $\sigma \leq 4$, mais aussi que le niveau de gris soit compris entre 10 et 70. Pour comparaison avec les images résultats, nous présentons aussi les images IDDI (fig. 2.2). Malgré quelques ressemblances, les résultats obtenus ne nous satisfont pas d'une part et d'autre part le fait que les seuils de l'écart-type et des niveaux de gris ne soient pas constants pour l'identification des nuages d'eau rende cette méthode inefficace. Il nous apparaît donc essentiel de proposer une méthode plus performante et qui soit commune à toutes les images infrarouges satellitaires.



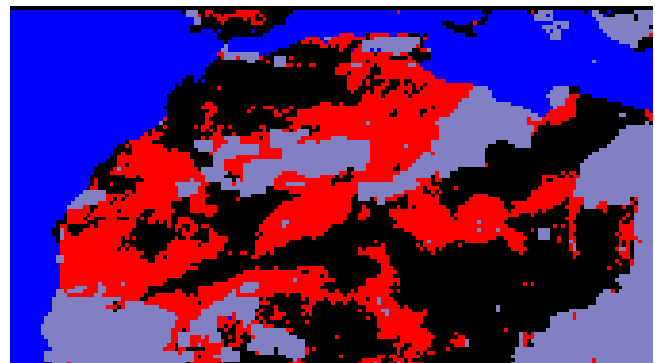
(a)



(a')



(b)



(b')

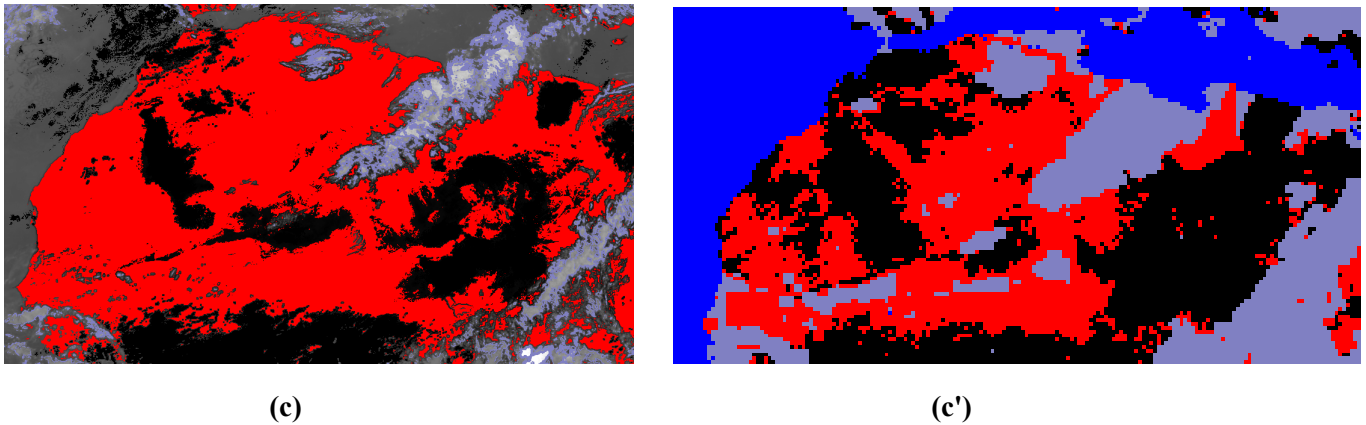


Fig.2.2. Images résultat avec la méthode de Bayoko et images IDDI ;
(a) image résultat du 20/05/99 à 12h ; **(a')** image IDDI du 20/05/99 à 12h ; **(b)** image résultat du 21/05/99 à 12h ; **(b')** image IDDI du 21/05/99 à 12h ; **(c)** image résultat du 22/05/99 à 12h ; **(c')** image IDDI du 22/05/99 à 12h.

■ Bleu (océan) ■ Mauve (nuages d'eau)
■ Noir (absence de nuages de poussière) ■ Du Blanc au Rouge (présence de nuages de poussière)

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'état de l'art des études menées sur les nuages de poussière. Diverses techniques de télédétection satellitaire et des mesures depuis le sol sont utilisées pour mesurer ou détecter les nuages de poussière et son évolution dans le temps. Les observations satellitaires sont les seules susceptibles de fournir une surveillance à grande échelle des nuages de poussière. Les mesures faites depuis le sol complètent celles des satellites et peuvent s'utiliser comme moyen de validation des observations satellitaires.

Par contre, très peu d'études utilisent les techniques de traitement d'images. Puisque notre objectif consiste à pouvoir détecter les nuages de poussière sur des images Météosat et qu'il a été établi qu'on pouvait y parvenir à partir du canal infrarouge, nous proposons d'approfondir l'approche en utilisant les techniques de traitement d'images plus avancées. Dans le chapitre suivant, nous allons nous concentrer sur une approche basée sur la notion de texture. La texture offre une description à la fois locale et globale des images, c'est-à-dire qu'elle est caractérisée par une invariance de certaines mesures locales ou par des propriétés sur une région de l'image. Par ailleurs, dans le cadre de l'analyse d'images satellitaires, les méthodes utilisant la texture ont rencontré un grand succès. Elles ont notamment produit des résultats significatifs pour la classification des structures nuageuses [Laks00].

Chapitre 3

Approche proposée : Segmentation de textures et fusion de segmentations

Notre objectif est la détection des nuages de poussière présents dans le continent africain sur les images infrarouges satellitaires de Météosat. Pour mener à bien cette détection, nous exploitons les techniques de traitement d'images. L'utilisation des techniques de traitement d'images s'est développée dans des domaines très divers durant ces dernières décennies [Akon03] [Ayku04] [Deng05] [Lin06], compte-tenu des nombreux avantages offerts par l'imagerie numérique. De nombreuses améliorations techniques et théoriques ont été proposées dans ces domaines, de sorte qu'aujourd'hui des études de plus en plus précises sont envisageables. Ainsi, de nombreuses recherches sur l'exploitation d'images acquises par des capteurs satellitaires en général, et météorologiques en particulier, offrent de nouvelles perspectives. Les techniques élaborées en traitement d'images offrent la possibilité d'exploiter les données de façon plus ou moins supervisée et/ou interactive. L'utilisation de ces méthodes apparaît donc très attractive pour notre problème.

Ce chapitre comporte deux parties : dans la première partie, nous allons tout d'abord décrire la première solution obtenue. Elle est basée sur une segmentation de textures permettant de séparer l'image en trois zones (continent, océan et nuages d'eau) afin de définir la zone d'intérêt qui est le continent. Puis une technique de seuillage est appliquée sur le continent donnant les zones de présence ou d'absence de nuages de poussière. Cette première solution marque la première étape de notre travail, mais, puisqu'elle comporte quelques imperfections, nous l'avons amélioré en y introduisant d'autres traitements supplémentaires comme la fusion de segmentations. Ces traitements supplémentaires nous permettent d'obtenir une meilleure détection des nuages de poussière. Au final, cette amélioration constitue la solution que l'on propose pour détecter les nuages de poussière à partir des images infrarouges satellitaires de Météosat. Cette solution améliorée fait l'objet de la seconde partie de ce chapitre.

Partie A : Première solution

Introduction

Dans cette première partie, nous avons utilisé une approche exploitant la texture des images satellitaires afin de segmenter l'image en trois zones (continent, océan et nuages d'eau), car nous ne voulons détecter les nuages de poussière que sur le continent. La texture est une zone où l'image apparaît comme une zone cohérente et homogène, c'est-à-dire formant un tout pour un observateur. C'est cette propriété de cohérence de la texture placée dans son contexte de perception homogène par l'œil humain qui, le plus souvent, sera recherchée par le traicteur des images, pour reconnaître les régions [Maît03]. Ici, après avoir isolé la zone continent, nous avons séparé les différents modes statistiques présents dans l'histogramme de l'image de départ et correspondant à cette zone, quand celui-ci se présente sous une forme multimodale. Ces différents modes constituent alors les zones de présence, d'absence de nuages de poussière ainsi qu'une zone d'incertitude.

Nous allons tout d'abord décrire dans cette première partie, le principe qui de la première solution. Ensuite, nous en présenterons les différentes étapes et enfin nous exposerons les résultats obtenus que nous comparerons avec ceux provenant de la méthode IDDI présentés dans le chapitre 2.

3.1 Principe de la première solution

Ce principe s'appuie sur une image d'entrée qui n'est pas directement notre image originale (fig. 3.1), nous allons décrire d'abord le processus d'obtention de l'image d'entrée appelée image de départ. L'image originale présente des données satellitaires provenant du capteur infrarouge qui sont les mesures de la luminance émise vers l'espace par la Terre. La détection de l'aérosol au-dessus des continents ne peut pas se faire en utilisant la luminance acquise directement par la mesure satellitaire, car cette dernière contient les contributions des éléments atmosphériques variables (aérosol, nuages) et des effets liés à la géométrie et à la nature de la surface. *Legrand* a établi un procédé afin de séparer la structure à caractère permanent de la surface, de celle variable de l'atmosphère [Legr90]. C'est ainsi qu'une image référence est construite à partir des plus hauts niveaux radiométriques enregistrés (à 12h TU) pendant une période de référence de 15 jours [NDou93]. Cette image référence (fig. 3.2) fournit le niveau radiométrique d'une image "claire et propre", qui caractérise les seules structures de surface, considérées constantes pendant cette période de 15 jours.

Par conséquent, la contribution des composantes atmosphériques variables est obtenue par une soustraction logique entre l'image originale (O) et l'image référence (R). La soustraction logique consiste à appliquer l'opérateur logique OU EXCLUSIF symbolisé par \oplus qui

sélectionne l'ensemble des structures appartenant soit à l'image originale, soit à l'image référence, mais n'appartenant pas à la fois aux deux images.

$$D = O \oplus R = (O \text{ OR } R) - (O \text{ AND } R) \quad (3.1)$$

avec D : image différentielle (image d'entrée) ; O : image originale ; R : image de référence.

Cette image différentielle (fig. 3.3) constitue notre image de départ qui est l'image d'entrée de notre processus illustré par la figure 3.4.

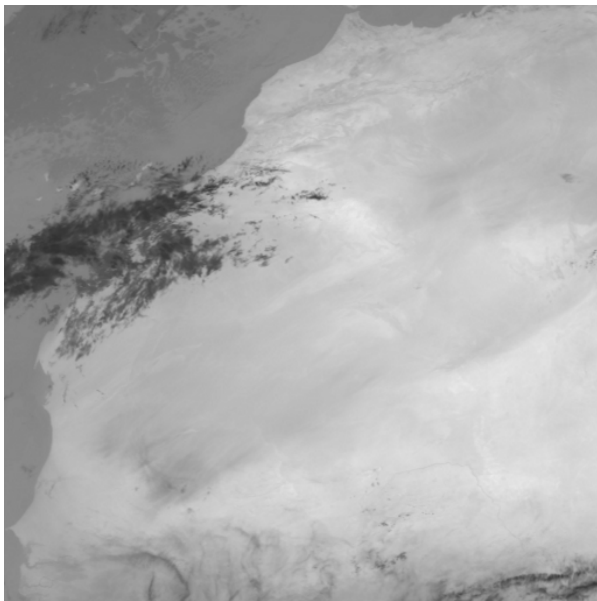


Fig. 3.1 : Image originale

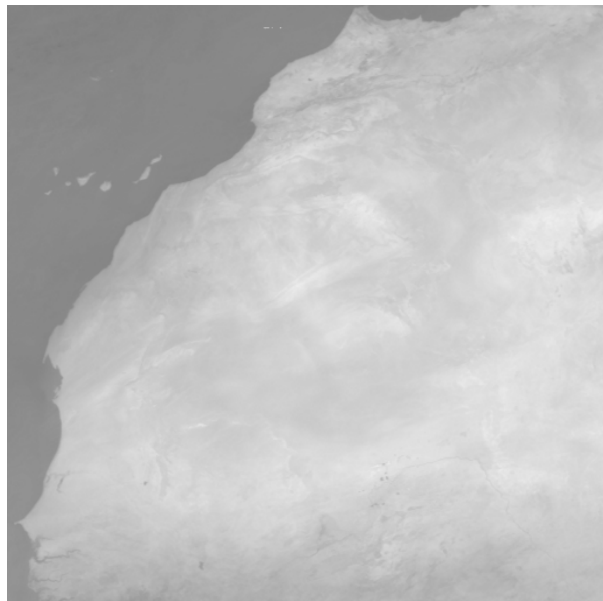


Fig. 3.2 : Image de référence

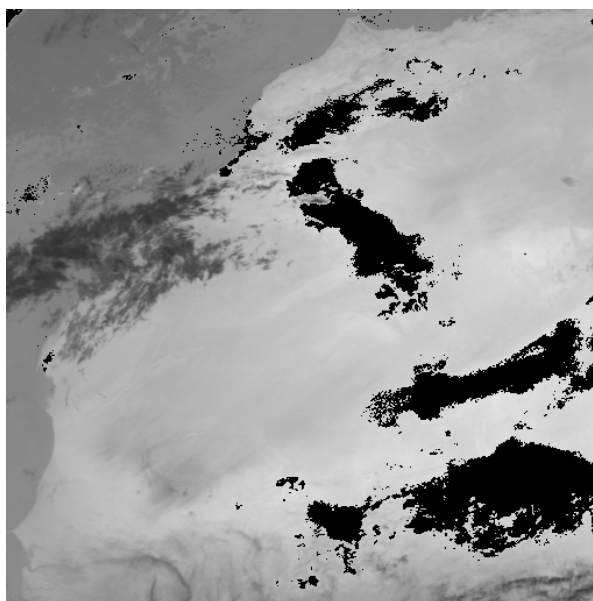


Fig. 3.3 : Image différentielle (Image de départ)

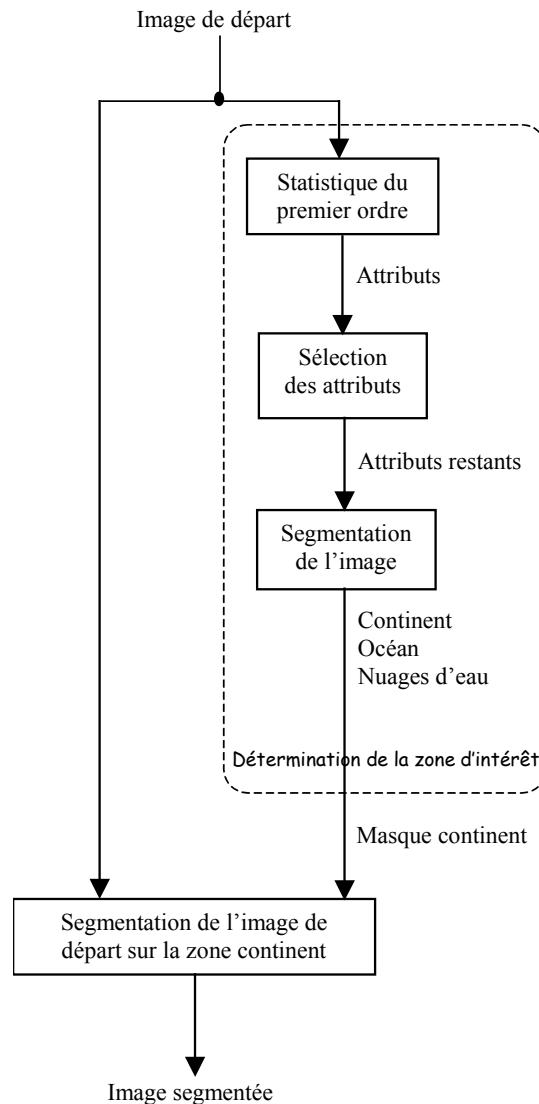


Fig. 3.4 : Principe de la première solution

Ce principe s'articule en deux grandes étapes :

- la première étape est la détermination de la zone d'intérêt, c'est à dire l'élaboration du masque continent qui se fait ainsi : extraction des attributs de texture basés sur les statistiques du premier ordre, puis sélection des attributs les moins redondants et enfin segmentation de l'image en trois zones : continent, océan et nuages d'eau .
- la seconde étape est la segmentation de l'image de départ sur la zone continent par une technique de seuillage de l'histogramme.

Chaque étape sera décrite dans les paragraphes ci-dessous.

3.2 Attributs de texture

Nous présentons dans cette partie d'abord une introduction à la notion de texture. Puis, nous faisons une présentation de quelques approches en analyse de texture issues du

traitement des images appliquées avec succès sur des images de télédétection. Pour une liste exhaustive d'approches d'analyse de texture en traitement d'images, on pourra consulter les ouvrages tels que ceux de [Maît03] et de [Cocq95]. Ensuite, nous décrivons les estimateurs statistiques du premier ordre communément utilisés pour la caractérisation de la texture et enfin, nous présentons les images de ces attributs statistiques.

3.2.1 Notion de textures

Plusieurs travaux de recherche ont montré que l'être humain, dans sa perception visuelle, peut distinguer les objets en s'appuyant soit sur leur texture soit sur leurs contours ou à la fois sur les deux [Dhon06]. En complément ou en l'absence de contours, la texture joue un rôle important dans l'analyse et l'interprétation d'une grande variété d'images (télédétection, biomédicales, géographiques, ...).

3.2.1.1 Définition de la texture

La définition littéraire de la texture est la suivante : "répétition spatiale d'un même motif dans différentes directions de l'espace". Cette définition est limitative car elle caractérise l'objet indépendamment d'un observateur humain. Il n'existe pas de définition universelle de la texture dans les domaines du traitement d'images et de la vision par ordinateur. S'il est aisément possible d'en donner une définition intuitive, il est par contre difficile de trouver une formulation mathématique pour une notion aussi subjective, puisque relative à sa perception visuelle. On peut caractériser une texture comme un concept qui traduit un aspect homogène local de la surface d'un objet. C'est un concept très important et largement utilisé dans la plupart des domaines du traitement d'images. Néanmoins, nous allons présenter plusieurs formulations de la définition de la texture car, dans le domaine d'analyse de la texture, il est difficile de définir cette notion d'une manière unique et précise. Ces formulations sont généralement liées à la manière dont les auteurs ont procédé pour décrire les caractéristiques de répartition spatiale des niveaux de gris. Il existe principalement trois types d'orientations :

➤ L'orientation qualitative

Cette orientation est celle qui respecte le mieux les origines linguistiques du mot "texture". En effet, le mot "texture" a été utilisé historiquement pour décrire les qualités des tissus (une étoffe de laine tricotée aura une texture grossière, celle de la soie aura au contraire une texture fine). Par exemple, le dictionnaire "Le Robert" donne le mot "texture" comme venant du latin *textura* et le définit par : "la disposition des fils d'une chose tissée".

On peut aussi différencier les textures par leurs qualités distinctes, telles que :

- la granularité : qualité pour une texture d'être fine ou grossière, douce ou granulée ;

- la directivité : qualité d'avoir des particularités dans des directions données ;
- la répétitivité : ou caractère périodique ;
- la connexité : nombre de composantes connexes et espacement entre elles ;
- les caractéristiques topologiques, géométriques, morphologiques (par exemple le nombre de raies par unité de surface dans une direction donnée).

Dans cette approche, on recherche donc à fixer une liste des qualités caractéristiques de la texture. Mais cette liste est très subjective et les qualités citées présentent souvent une grande corrélation.

➤ L'orientation morphologique

Cette orientation prend en compte les "formes" et les "objets élémentaires" plus généraux. Une des premières définitions à classer dans cette orientation est celle donnée par *Hawkins* [Hawk70], à cette exception près que les objets élémentaires qu'il définit, ont des dimensions identiques. Il stipule que la notion de texture est liée à trois concepts principaux :

- un ordre local qui se répète dans une région de taille sensiblement grande ;
- cet ordre est défini par un arrangement structuré de ses constituants élémentaires ;
- ces constituants élémentaires représentent des entités uniformes qui se caractérisent par des dimensions semblables dans toute la région considérée.

Haralick et al. [Hara79] présentent la texture comme un phénomène à deux dimensions à partir desquelles elle peut être décrite :

- la première dimension concerne la description d'éléments de base ou primitives (le motif) à partir desquels la texture est formée ;
- la deuxième dimension est relative à la description de l'organisation spatiale de ces primitives.

Les primitives correspondent à un pixel ou à des régions connexes de pixels ayant des particularités de teinte. Par ailleurs, les relations entre ces primitives peuvent être structurales, probabilistes ou fonctionnelles.

➤ L'orientation stochastique

Pratt et al. résument très clairement cette orientation en écrivant : "une région de texture donnée doit être considérée comme un échantillon d'un phénomène stochastique à deux dimensions défini par ses paramètres statistiques. Le phénomène stochastique étant défini à une corrélation spatiale donnée près" [Prat81].

Cette orientation est aussi présente dans deux définitions de la texture données par :

- *Rosenfeld et al.* qui décrivent la texture "comme comprenant un grand nombre d'éléments de base similaires, chacun d'entre eux étant petit par rapport à la région considérée, une propriété texturale étant une statistique sur des propriétés locales de ces éléments de base" [Rose70].
- *Haralick* décrit la texture de la façon suivante : "l'environnement spatial peut être interprété comme une distribution spatiale d'objets de diverses surfaces ayant une taille et des qualités d'émission et de réflectance caractéristique. L'organisation spatiale et les relations entre objets apparaissent alors comme une distribution spatiale de tons de gris qui sont appelées texture" [Hara79].

Une autre notion de texture à laquelle s'accordent plusieurs chercheurs est le fait qu'on distingue deux grandes classes de textures, qui correspondent à deux niveaux de perception : les textures structurées (macrotextures) et les textures aléatoires (microtextures). Une texture qualifiée de structurée est constituée par la répétition d'une primitive à intervalle régulier. On peut différencier dans cette classe, les textures parfaitement périodiques (carrelage, damier, ...) et les textures dont la primitive subit des déformations ou/et des changements d'orientation (peau de crocodile, grains de café, ...). Les textures qualifiées d'aléatoires se distinguent en général par un aspect plus fin (sable, laine tissée, herbe, ...). Contrairement aux textures de type structurel, les textures aléatoires ne comportent ni primitive isolable, ni fréquence de répétition. On ne peut donc pas en extraire une primitive qui se répète dans l'image mais plutôt un vecteur de paramètres statistiques homogènes à chaque texture.

En conclusion, on peut alors énoncer quelques principes permettant de mieux cerner la notion de texture :

- la texture est liée à l'arrangement spatial local des niveaux de gris dans l'image ;
- une zone texturée est considérée comme un tout par le système psychovisuel et peut donc être qualifiée de zone homogène : l'homogénéité se traduit alors par l'invariance de certains paramètres (par exemple statistiques) sur la zone considérée ;
- la texture est fortement liée à la notion d'échelle, car il est possible qu'une région soit vue comme hétérogène à une échelle et homogène à une autre (par exemple pour un parterre d'herbe : à petite échelle, on observe les brins d'herbe qui sont des structures et forment des hétérogénéités, tandis qu'à grande échelle, l'ensemble des brins est vu comme un tout formant une texture) ;
- une texture peut être structurée ou à caractère aléatoire et constituée ou non de primitives, c'est à dire de structures élémentaires (par exemple pour une pelouse : le brin d'herbe est la primitive, mais l'agencement des brins ne possède pas de périodicité, et est donc aléatoire).

3.2.1.2 Signature d'une texture

Une signature de texture est une représentation formelle des caractéristiques de texture. Cette représentation formelle est en général caractérisée par une valeur numérique ou un vecteur de valeurs ; mais cette signature peut être beaucoup plus complexe (par exemple une grammaire). On utilise souvent les termes attributs ou paramètres pour désigner l'ensemble de ces caractéristiques.

Une signature de texture doit être pertinente dans la classification de la texture et dans la discrimination des textures différentes. Les qualités nécessaires d'une signature de texture sont :

- exprimer plus ou moins directement des qualités de la texture telles que contraste, périodicité, régularité, directivité ...
- être calculable et invariante pour une texture donnée ;
- permettre d'estimer les propriétés statistiques de tout ordre, notamment moyenne et variance de distribution spectrale des niveaux de gris et fonction d'autocorrélation ;
- permettre une description plus ou moins directe des primitives de texture et de leurs interactions.

Suivant les cas, des qualités supplémentaires telles que l'invariance à la rotation et l'invariance à l'échelle peuvent être exigées.

3.2.2 Approches d'analyse de la texture

L'analyse de texture regroupe un ensemble de techniques mathématiques permettant de quantifier les différents niveaux de gris présents dans une image en termes d'intensité ou de rugosité et leur distribution. La diversité des images ainsi que la difficulté de donner une définition précise de la texture ont aussi permis l'émergence de plusieurs méthodes d'analyse de la texture qu'on peut classer essentiellement en trois approches [Math98] :

- approche déterministe (structurelle) ;
- approche spatio-fréquentielle ;
- approche stochastique ou statistique.

Nous allons passer en revue ces approches en nous concentrant plus sur la dernière car, dans notre travail, nous avons retenu les attributs statistiques de texture pour la segmentation.

3.2.2.1 Approche structurelle

Les méthodes structurelles cherchent à extraire des primitives des textures et leurs localisations. Ces méthodes s'avèrent donc adaptées aux macrotexures, où une structure spatiale forte se dégage par l'intermédiaire d'un motif plus ou moins répétitif. Principalement,

ces méthodes utilisent des techniques d'autocorrélation pour retrouver le placement des primitives des textures initialement extraites, afin d'en déduire une règle de placement. Le trait caractéristique de ces méthodes est que toutes se déroulent en deux étapes, l'extraction de la primitive puis la recherche de la règle de placement [Beil99].

3.2.2.2 Approche spatio-fréquentielle

Dans les méthodes spatio-fréquentielles, les représentations préservent à la fois les informations globales et locales, elles sont donc bien adaptées aux signaux quasi périodiques. En effet, les textures sont des signaux quasi périodiques qui ont une énergie fréquentielle localisée. Ces méthodes permettent de caractériser la texture à différentes échelles [Rui99].

Parmi les méthodes spatio-fréquentielles, on peut citer :

- la transformée de Fourier, sans doute la plus connue [Mats83] [Dhon06] ;
- les filtres de Gabor considérés comme des filtres précurseurs dans le domaine des méthodes de filtrage spatio-fréquentiel [Buf89] [Tsai05] ;
- la transformation en ondelettes [Mall89] [Ouma05].

3.2.2.3 Approche statistique

L'approche statistique utilise le domaine spatial et prend en compte l'aspect statistique de la texture dans les procédures d'analyse, puisqu'on considère que la texture ne comporte pas des contours forts et ne possède pas un motif de base isolable, mais qu'elle a, au contraire, un comportement aléatoire. Elle consiste alors à évaluer, comme information texturale, les propriétés statistiques d'une région ou d'un certain voisinage autour d'un pixel. Cette approche est ainsi adaptée aux microtextures et a fait l'objet de plusieurs recherches qui ont donné naissance à un nombre considérable de méthodes [Hara79] [Zuck76]: elle est beaucoup utilisée dans l'analyse des images texturées. Parmi les approches statistiques, on peut citer :

- les attributs du premier ordre basés sur l'histogramme des intensités ;
- les attributs du second ordre basés sur la corrélation des niveaux de gris de deux pixels en fonction de leurs positions dans l'image ;
- les attributs d'ordre supérieur basés sur les interactions entre plusieurs pixels.

D'autres approches qui ne font pas appel directement aux propriétés statistiques du niveau de gris, coexistent avec les méthodes citées ci-dessus. Elles exploitent plutôt les informations statistiques des images issues de certaines transformations que l'on a fait subir à l'image de la texture considérée. Dans cette catégorie, on peut citer :

- le modèle fractal basé essentiellement sur l'estimation de la dimension fractale (mesure du degré d'irrégularité d'un objet) de la surface décrite par la fonction du niveau de gris de l'image [Kpal92] [Myin03] ;

- la procédure des chemins aléatoires [Wech79] [Efro01] ;
- l'analyse multirésolution [Pele87] [Akon04] ;
- la méthode des extréma locaux [Mitic77] [Tria06] ;
- la méthode de l'intégrale curviligne [Barb85] ;
- ...

3.2.3 Les attributs statistiques du premier ordre

Une des premières difficultés rencontrées est le choix d'une approche pour déterminer les attributs de texture. En effet, face à la variété des méthodes permettant d'obtenir des attributs de textures, il est difficile de faire un choix. Nous avons choisi d'utiliser dans notre processus, l'approche statistique puisque nos images sont de type microtexture. Les méthodes statistiques sont très souvent utilisées dans la caractérisation des structures fines, sans régularité apparente. De ce fait, nous avons déterminé les premiers attributs statistiques à savoir ceux du premier ordre. Les attributs statistiques du premier ordre caractérisent la texture au niveau d'un pixel isolé en terme de niveaux de gris et de distribution des mêmes niveaux [Prat91]. Ceci est très souvent appliqué pour l'analyse des images texturées en général et en particulier dans les images de télédétection du fait que cela permet d'évaluer les attributs de texture directement à partir de l'image considérée.

Les attributs statistiques du premier ordre sont calculés à partir de l'histogramme des niveaux de gris dans le voisinage immédiat de chaque pixel. Ce voisinage est représenté par une fenêtre centrée sur chaque pixel. L'histogramme représente ainsi la fréquence d'apparition des niveaux de gris dans la fenêtre d'analyse de l'image.

Soient : i le niveau de gris du pixel dans la fenêtre d'analyse ;

$h(i)$ l'histogramme du niveau de gris i dans cette fenêtre ;

N le nombre total de pixels dans cette fenêtre ;

Ng le nombre total de niveaux de gris dans la fenêtre d'analyse.

A partir de l'histogramme $h(i)$, on peut extraire les attributs de textures suivants :

➤ Moyenne

$$m = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{Ng} ih(i) \quad (3.2)$$

Elle donne la valeur moyenne du niveau de gris de la fenêtre d'analyse dans une image. Elle correspond au moment d'ordre 1. Elle caractérise l'intensité lumineuse de l'image. Plus l'image est sombre et plus cette valeur moyenne est faible ; et inversement.

➤ **Variance**

$$\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{Ng} (i-m)^2 h(i) \quad (3.3)$$

Elle mesure la dispersion des niveaux de gris autour de la valeur moyenne. Elle correspond aussi au moment d'ordre 2. Une faible variance signifie que ces valeurs sont peu dispersées autour de la moyenne (homogénéité), et inversement (hétérogénéité).

➤ **Coefficient de variation**

$$cv = \frac{\sigma}{m} \quad (3.4)$$

Étant donné que les valeurs de moyenne et variance ne sont pas toujours suffisamment discriminantes, nous cherchons une valeur qui met en rapport ces deux quantités. Cette valeur permet de mesurer l'ampleur de la variation des niveaux de gris.

➤ **Skewness**

$$Sk = \frac{1}{N\sigma^3} \sum_{i=0}^{Ng} (i-m)^3 h(i) \quad (3.5)$$

Il correspond au moment d'ordre 3 centré autour de la moyenne. La valeur du skewness caractérise la dissymétrie/asymétrie de l'histogramme d'une image. Ce paramètre mesure donc la déviation de la distribution des niveaux de gris par rapport à une distribution symétrique. Pour une déviation vers les valeurs élevées, le skewness est positif ; alors que pour une déviation vers les valeurs basses, il est négatif.

➤ **Kurtosis**

$$Ku = \frac{1}{N\sigma^4} \sum_{i=0}^{Ng} (i-m)^4 h(i) \quad (3.6)$$

Il correspond au moment d'ordre 4 centré autour de la moyenne. La valeur du kurtosis caractérise l'allongement/l'aplatissement de l'histogramme d'une image. Ce paramètre donne une indication sur la forme du sommet de l'histogramme : plus le kurtosis est faible et plus le sommet de l'histogramme est arrondi.

➤ **Contraste**

$$Cont = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{Ng} i^2 h(i) \quad (3.7)$$

Il nous donne une indication sur la variation de niveaux de gris. Une forte valeur du contraste traduit de grandes variations locales.

➤ **Entropie**

$$Ent = -\frac{1}{N} \sum_{i=0}^{Ng} h(i) \log(h(i)) \quad (3.8)$$

Elle est faible lorsque les valeurs de l'image sont très inégales : l'entropie est donc une mesure du désordre ou de la complexité de la texture.

➤ **Energie**

$$Eng = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{Ng} h^2(i) \quad (3.9)$$

Elle mesure l'uniformité de l'histogramme. Elle est faible lorsque les valeurs de l'image ont le même ordre de grandeur.

3.2.4 Images des attributs statistiques du premier ordre

Nous présentons ici les images obtenues après application des estimateurs statistiques du premier ordre sur l'image de départ. Pour une bonne visualisation des images d'attributs, nous sommes amenés à réajuster les niveaux de gris de ces images. C'est ainsi que nous avons modifié l'image pour que l'histogramme présente toute la dynamique en faisant un étalement linéaire avec élimination des populations extrêmes. Dans cette opération, on détermine les seuils bas et haut [*min*, *max*] entre lesquels se trouve la majeure partie des niveaux de gris de l'image en éliminant un taux de pixels d'intensités les plus faibles et un même taux de pixels d'intensités les plus hautes. La dynamique résultante est ensuite étalée à [0, 255] en utilisant la transformation suivante :

$$T(i) = 255 \frac{i - min}{max - min} \quad (3.10)$$

avec i : valeur du pixel de l'attribut

max : valeur maximale dans l'attribut

min : valeur minimale dans l'attribut

Cela permet d'étaler le mieux possible la distribution majoritaire des pixels dans la dynamique, et pour effet d'améliorer l'affichage de l'image.

Nous avons choisi d'utiliser des fenêtres de taille 3x3 pour la détermination de ces attributs statistiques du premier ordre. Ce choix est motivé par le fait que nous voulons avoir des statistiques homogènes sur la texture et prendre une grande fenêtre risque d'altérer la précision de localisation des frontières des textures détectées.

Les attributs obtenus avec les estimateurs statistiques du premier ordre de description de la texture à partir de l'image de départ (fig. 3.5) sont présentés sur les figures 3.6 à 3.13. Comme nous le remarquons sur ces images, l'information de texture est significative. En effet, les attributs statistiques de tendance centrale (moyenne, contraste) et de forme de l'histogramme (kurtosis, skewness, entropie, énergie) reflètent d'une certaine manière la texture locale des images. Tandis que les attributs statistiques de dispersion (variance, coefficient de variation) sont plutôt discriminants au niveau contour. De plus, nous remarquons que ces attributs statistiques de dispersion font ressortir les nuages d'eau observés sur l'image de départ.

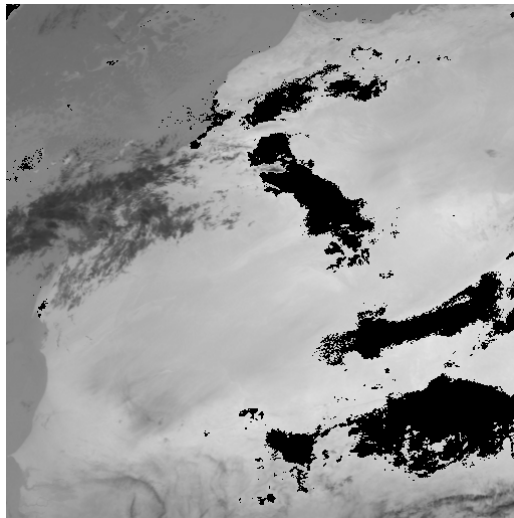


Fig. 3.5 : Image de départ

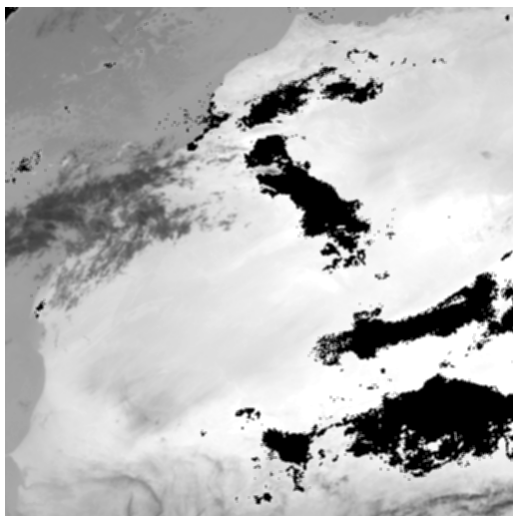


Fig. 3.6 : Attribut Moyenne

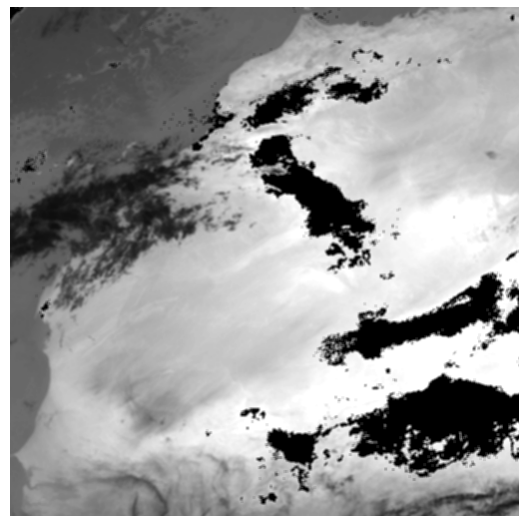


Fig. 3.7 : Attribut Contraste

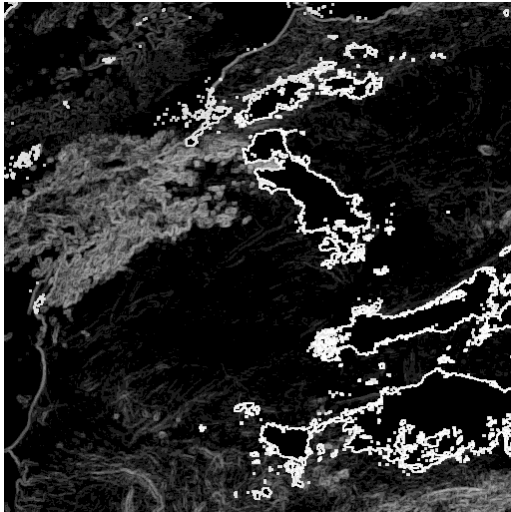


Fig. 3.8 : Attribut Variance

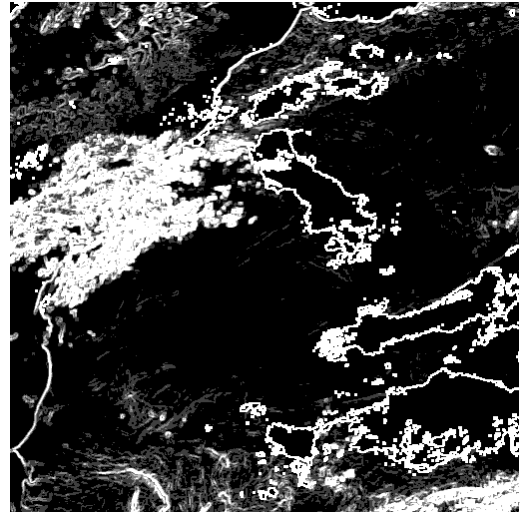


Fig. 3.9 : Attribut Coefficient de variation

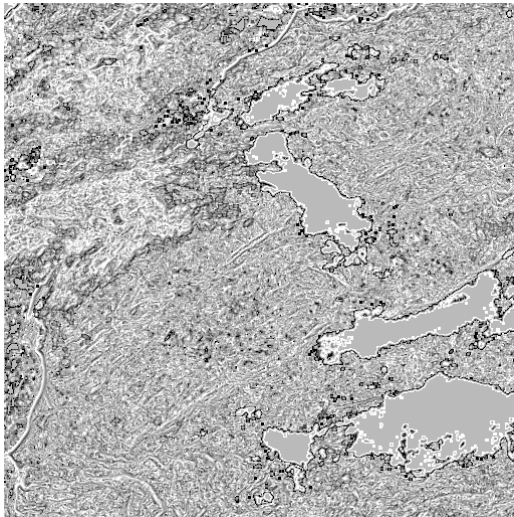


Fig. 3.10 : Attribut Skewness

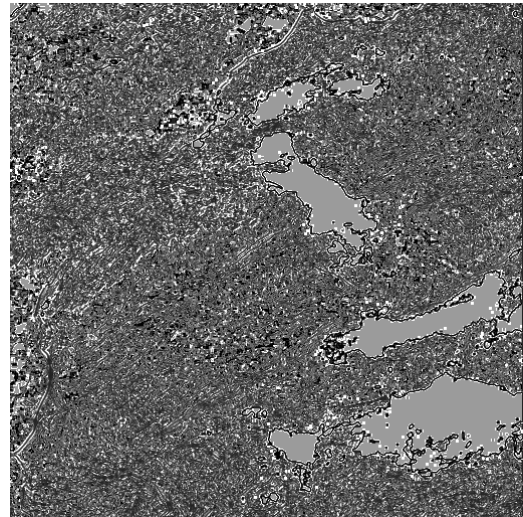


Fig. 3.11 : Attribut Kurtosis

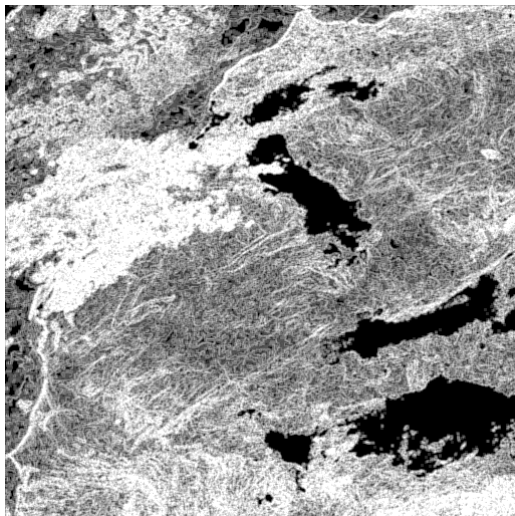


Fig. 3.12 : Attribut Entropie

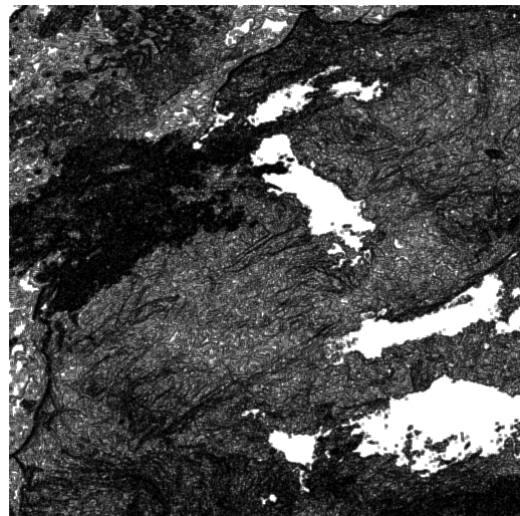


Fig. 3.13 : Attribut Energie

Les attributs statistiques du premier ordre ainsi déterminés, vont nous permettre de segmenter l'image en trois zones (océan, continent et nuages d'eau). En effet, notre objectif étant de détecter les nuages de poussière sur le continent, il nous faut isoler cette zone dans l'image. Dans le paragraphe suivant, nous présentons la segmentation de l'image de départ en trois zones après avoir présenté la notion de segmentation.

3.3 Classification et segmentation

Lorsque nous voulons développer un système de segmentation, nous sommes souvent confrontés au problème de la sélection des meilleurs attributs pour cette segmentation. Pour cela, nous avons utilisé un critère de sélection des attributs basé sur la corrélation entre attributs qui nous permet ainsi de ne conserver que les attributs les plus pertinents.

Nous allons d'abord exposer le critère de sélection, ensuite décrire la méthode de segmentation utilisée et enfin présenter les résultats obtenus.

3.3.1 Sélection des attributs

Comme nous l'avons souligné plus haut, les attributs utilisés dans le processus de segmentation doivent être discriminants et leur nombre doit si possible être restreint. La sélection des attributs est une procédure très délicate pour la classification. Il est très important de sélectionner les paramètres les plus pertinents et donc représentatifs en vue de réaliser une bonne classification. Il existe plusieurs méthodes et outils de sélection des paramètres [Cocq95]. Celles qui sont les plus simples, étudient la redondance ou la corrélation des attributs de texture. C'est ainsi que nous avons choisi la méthode de sélection des attributs basée sur les coefficients de corrélation et utilisée par *Rosenberger* [Rosb99].

Cette méthode a pour objectif d'évaluer la redondance d'informations entre attributs afin de ne conserver que les moins redondants. Le coefficient de corrélation linéaire traduit la redondance entre deux attributs. On calcule la corrélation $cor(a_i ; a_j)$ entre deux attributs a_i et a_j par :

$$cor(a_i ; a_j) = \frac{\sum_{i,j} (a_i - \bar{a}_i)(a_j - \bar{a}_j)}{\sqrt{\sum_i (a_i - \bar{a}_i)^2} \sqrt{\sum_j (a_j - \bar{a}_j)^2}} \quad (3.11)$$

avec \bar{a}_i la moyenne de l'attribut a_i .

Ainsi, nous obtenons une matrice de corrélation (Tableau 3.1) qui nous permet de sélectionner un sous-ensemble d'attributs ayant une redondance mutuelle admissible. Cette matrice est symétrique et possède des éléments dans l'intervalle $[-1, 1]$.

Un attribut a_i est redondant par rapport à l'attribut a_j si la valeur absolue de la corrélation entre ces deux attributs est proche de 1. Nous allons considérer uniquement la valeur absolue

du coefficient de corrélation pour quantifier la redondance entre deux attributs, puisque le but de l'étude est d'identifier les attributs n'apportant aucune information supplémentaire pour la classification. En effet, on obtient le même résultat lorsque la classification est faite à partir de deux attributs (a_1, a_2) ou $(a_1, -a_2)$. De ce fait, deux attributs sont complémentaires ou pertinents si la valeur absolue de leur facteur de corrélation est négligeable.

	Origine	Moyenne	Variance	CoefVar	Kurtosis	Skewness	Contraste	Entropie	Energie
Origine	1	0.95	-0.19	-0.33	-0.18	-0.21	0.91	0.42	-0.57
Moyenne		1	-0.20	-0.32	-0.20	-0.18	0.95	0.43	-0.60
Variance			1	0.72	0.07	-0.01	-0.11	-0.04	0.04
CoefVar				1	0.30	0.30	-0.23	-0.13	0.15
Kurtosis					1	-0.16	-0.15	-0.22	0.29
Skewness						1	-0.15	-0.09	0.10
Contraste							1	0.27	-0.43
Entropie								1	-0.96
Energie									1

Tableau 3.1 : Corrélations entre les attributs statistiques du 1^{er} ordre

La valeur du seuil S, qui correspond à la redondance maximale tolérée pour deux attributs, est ici fixée à $S=0.95$ comme proposée par *Rosenberger*. Nous avons mis en évidence les coefficients de corrélation supérieurs ou égaux à 0.95 dans le tableau 3.1 pour pointer les attributs fortement corrélés (Origine et Moyenne ; Contraste et Moyenne ; Energie et Entropie).

Ensuite, parmi les deux attributs a_i et a_j fortement corrélés, il faut écarter le plus corrélé aux autres selon le critère suivant :

$$\text{si } \sum_k |cor(a_k; a_i)| > \sum_k |cor(a_k; a_j)| \text{ alors l'attribut } a_i \text{ est écarté, sinon } a_j \text{ est écarté}$$

Par conséquent, il ne restera que les attributs ayant une redondance admissible réglée par la valeur du seuil.

Après application de ce critère sur les attributs donnés par les estimateurs statistiques du premier ordre (Tableau 3.1), les attributs restant en vue de la classification sont : origine,

variance, coefficient de variation, kurtosis, skewness, contraste et entropie. Ce sont ces attributs restants qui seront utilisés pour segmenter l'image de départ en trois zones.

3.3.2 Segmentation

La segmentation consiste au découpage spatial de l'image en zones homogènes. Elle joue un rôle prépondérant dans le traitement et l'analyse d'image et la vision par ordinateur. Il existe évidemment de nombreuses méthodes de segmentation : fusion de région [Horo74], diffusion anisotropique [Pero90], algorithmes de watershed [Lin06], contours actifs ou "snakes" [Kass88], contours géodésiques [Case97], modèles déformables [Jain98], méthode des k-means introduite par MacQueen [Mcqu67] (dont de nombreuses variantes se sont succédées telles que kernel-k-means [Zhan02], global-k-means [Lika03], Gaussian-means [Hame03]...), chaînes de Markov [Deng05], algorithmes génétiques [Gold89], filtrages [Ayku04]... Cependant, aucune méthode de segmentation ne se révèle absolue et optimale dans tous les cas. En effet, la complexité et la diversité des images à traiter rendent difficile la conception d'une méthode générique. Chaque méthode présente ses avantages et ses limites, aussi son utilisation dépend généralement du problème à résoudre. Le but est en général de trouver la méthode la plus adaptée à une famille d'application donnée. Nous allons énoncer tout d'abord les différentes approches de segmentation avant de présenter le principe de la segmentation par classification et enfin décrire la classification utilisée.

3.3.2.1 Les différentes approches de segmentation

La segmentation est un traitement bas niveau qui consiste à créer une partition de l'image observée I en un certain nombre de sous-ensembles R_i , appelés régions qui pourront par la suite être traitées de manière différente [Jain89] :

$$\forall i, R_i \neq \emptyset \quad \forall i \neq j, R_i \cap R_j = \emptyset \quad I = \cup_i R_i \quad (3.12)$$

Plusieurs travaux ont été consacrés au problème de la segmentation [Gonz02]. Chronologiquement, les premières méthodes apparues furent développées pour le cas très simple où la définition de l'homogénéité reposait uniquement sur les niveaux de gris, c'est-à-dire les méthodes telles que les techniques de seuillage [Wesz78], la détection de contours, la croissance de régions [Zuck76] ou les schémas hiérarchiques [Chen80]. Certaines de ces techniques ont été généralisées à l'utilisation d'attributs multiples et appliquées au problème plus complexe de la segmentation de textures [Hara79] [Welc88]. En terme de traitement d'images, ces diverses méthodes peuvent être regroupées en deux grandes catégories :

- les approches contour qui consistent à trouver les discontinuités de l'image (les contours sont associés à une variation brutale de l'intensité lumineuse ou à une discontinuité entre les propriétés de deux ensembles de points connexes), elles ne conduisent pas directement à une segmentation de l'image car les contours obtenus

ne définissent pas nécessairement des régions connexes et il sera donc nécessaire de procéder à une fermeture de contours si l'on souhaite une partition de l'image ;

- les approches région qui reposent sur la recherche des régions homogènes de l'image (les régions font référence à des groupements de pixels ayant des caractéristiques similaires et font appel à la notion d'homogénéité), elles permettent donc d'aboutir directement à une partition contrairement à l'approche contour.

Les méthodes de segmentation à partir d'attributs de textures ont trouvé de nombreuses applications et rencontré un large succès en segmentation d'images satellitaires. Dans le cadre de la segmentation d'images météorologiques satellitaires, les études menées s'intéressent essentiellement à la segmentation automatique de régions de nuages homogènes. Cette segmentation constitue une étape préalable à la classification et l'identification des structures météorologiques caractéristiques des régions observées sur les images [Pank95]. Puisque nous cherchons à séparer l'image en trois zones, il nous apparaît judicieux d'utiliser les méthodes de segmentation par approche région car elles reposent sur la recherche de zones regroupant des ensembles de pixels qui possèdent des propriétés communes. Il y a principalement deux types de méthodes de segmentation qui adoptent cette approche : les méthodes de segmentation par croissance de régions et celles qui opèrent des classifications à partir d'attributs statistiques. Dans notre étude, nous avons utilisé l'approche de la segmentation par classification à partir d'attributs statistiques.

3.3.2.2 Principe de la segmentation par classification

La segmentation d'une image de textures par classification consiste à donner une même étiquette aux pixels qui ont certaines propriétés en commun caractérisant ainsi leur appartenance à une texture donnée. En général, il convient de représenter une observation par un point dans un espace communément appelé espace des caractéristiques ou espace d'observation. Le principe d'une classification consiste alors à séparer l'espace d'observation en autant de partitions qu'il y a de classes observables. Les coordonnées de l'observation dans cet espace sont données par les différentes mesures (attributs) qui la caractérisent.

Afin de fixer les idées, considérons un exemple où nous disposons d'une observation à deux classes à partir des attributs a_1 et a_2 . L'espace des observations est donc de dimension 2 et chaque événement peut être représenté par un point dans cet espace. Si l'on représente dans cet espace une série d'événements au fur et à mesure de leur observation, on obtient deux nuages de points comme le montre la figure 3.14. Ces nuages de points correspondent chacun à une classe et définissent les différentes valeurs possibles que peut prendre un événement, étant entendu que les événements au sein d'une même classe ne prennent pas tous la même valeur, mais des valeurs qui fluctuent autour d'une valeur moyenne avec une certaine déviation. La classification consiste alors à définir une frontière entre les deux classes dans l'espace des observations et à décider que tel événement observé appartient à telle classe

selon qu'il est représenté d'un côté ou de l'autre de cette frontière dans l'espace des observations. Cette frontière est définie par une règle de décision choisie au préalable pour minimiser les erreurs intervenant dans les décisions.

De façon générale, le mode d'application d'une méthode de classification se décline en deux familles : le mode supervisé et le mode non supervisé [Duda73] [Jain89]. Le mode supervisé est basé sur l'utilisation d'informations a priori disponibles sur les différentes classes. Dans le cas contraire, on dit que le mode est non supervisé et désigné aussi par classification automatique.

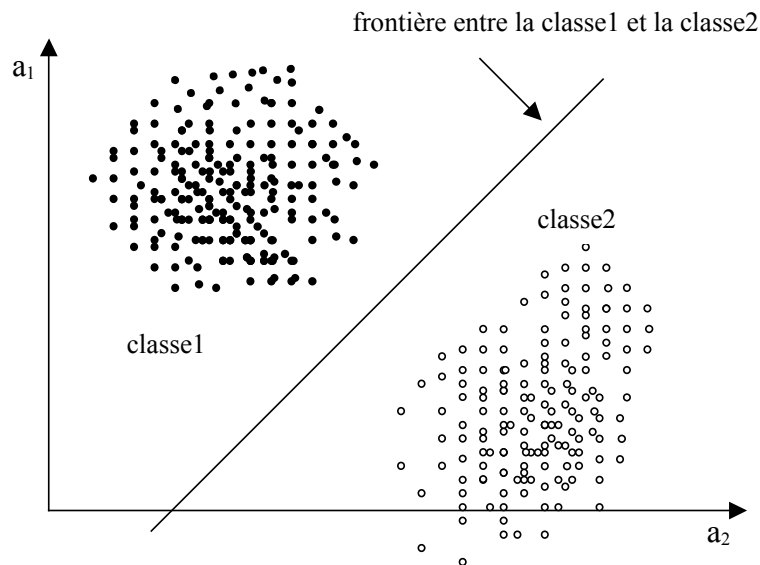


Fig. 3.14 : Frontière et domaines de décision pour un problème de décision à deux dimensions et à deux classes

3.3.2.3 Classification utilisée

Comme énoncé plus haut, nous avons utilisé l'approche de segmentation par classification à partir d'attributs statistiques dans notre étude. Cette classification est supervisée, du fait que nous connaissons les différentes zones à séparer. Cette procédure se décompose en deux étapes fondamentales [Duda73] [Simo85] :

- la première, dite étape d'apprentissage, permet de définir les règles de décision à partir de textures de référence, c'est-à-dire, à partir de textures prototypes dont on connaît les identités. Si l'on considère chaque vecteur d'attributs comme un point dans l'espace euclidien à n dimensions (l'espace E^n), l'étape d'apprentissage détermine des hyper-surfaces de décision délimitant une partition de l'espace des attributs.
- la deuxième étape constitue le classement proprement dit au cours duquel on classe les différents pixels de l'image à traiter en utilisant les règles définies au cours de l'étape d'apprentissage.

L'algorithme de segmentation que nous avons utilisé est une méthode de classification par maximum de vraisemblance qui est basée sur la règle de décision de Bayes et qui est l'une des règles les plus usuelles dans les problèmes de classification, notamment lors d'une classification supervisée sur des données de télédétection. Cette loi calcule la plus grande probabilité (ou vraisemblance) qu'un pixel appartienne à une classe donnée et minimise ainsi l'erreur de mauvaise classification. Le principe de la décision bayésienne est décrit en détail par *Duda et Hart* [Duda73]. Nous allons rappeler les bases de cette approche comme décrit dans *Kpalma* [Kpal92]. La loi de Bayes est fondée sur l'hypothèse que l'observation est munie d'une loi statistique dont les probabilités associées aux différentes classes sont connues. Soit $P(w_s)$ la probabilité a priori de la classe w_s , si l'on dispose de N classes observables, la somme de ces probabilités est :

$$\sum_{i=1}^N P(w_s) = 1 \quad (3.13)$$

Mais, le système de décision peut comporter des erreurs et, en général, on associe un coût à une erreur de décision. Soit $C(s,t)$ le coût de décider w_s alors que la solution est w_t . Soit $p(x|w_s)$ la densité de probabilité conditionnelle de l'observation x sachant qu'elle appartient à la classe w_s . La probabilité a posteriori $P(w_s|x)$ (la probabilité d'être en face de la classe w_s sachant que l'on a observé x) est donnée par le théorème de Bayes :

$$P(w_s|x) = \frac{p(x|w_s) \cdot P(w_s)}{p(x)} \quad (3.14)$$

$$\text{où } p(x) = \sum_{s=1}^N p(x|w_s) \cdot P(w_s) \quad (3.15)$$

Le coût global ou risque conditionnel de w_s est donné par :

$$R(w_s|x) = \sum_{t=1}^N C(s,t) \cdot P(w_t|x) \quad (3.16)$$

C'est la mesure du coût de décision de w_s quand x est observé. La règle de décision a pour rôle de minimiser le risque conditionnel dans la procédure de classification. Cette procédure donne la solution optimale dans la résolution d'un problème de classification par l'approche bayésienne. En effet, si le risque moyen global est défini par :

$$R = \int_{\Omega} R(w_s|x) \cdot p(x) dx \quad (3.17)$$

(où Ω est l'espace d'observation) et si w_s est la solution qui minimise le risque conditionnel $R(w_s|x)$, alors le risque moyen R atteint son minimum pour w_s .

Donc minimiser R par rapport à x revient à choisir la classe w_s qui donne le plus faible risque conditionnel. Pour une observation x , on décidera donc w_s si

$$R(w_s|x) = \min_{t=1,2,\dots,N} (R(w_t|x)) \quad (3.18)$$

Considérons la fonction particulière de coût (fonction symétrique) définie de la façon suivante :

$$C(s,t) = \begin{cases} 0 & \text{si } t = s \\ 1 & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.19)$$

Dans cette définition de la fonction de coût, on attribue un coût égal à un lorsque la décision est erronée et un coût nul sinon. Le risque conditionnel de l'équation (3.17) prend alors la forme suivante :

$$R(w_s|x) = \sum_{t=1, t \neq s}^N P(w_t|x) = 1 - P(w_s|x) \quad (3.20)$$

Minimiser le risque conditionnel $R(w_s|x)$ revient alors à maximiser la probabilité a posteriori $P(w_s|x)$; on peut donc énoncer la règle de décision suivante :

décider w_s si $P(w_s|x) > P(w_t|x)$ pour tout $t \neq s$

En utilisant la règle de Bayes, cette règle de décision devient :

$$\text{décider } w_s \text{ si } \frac{p(x|w_s) \cdot P(w_s)}{p(x)} > \frac{p(x|w_t) \cdot P(w_t)}{p(x)} \text{ pour tout } t \neq s$$

Puisque $p(x)$ ne dépend que de l'observation x et non des classes, la formule de la règle de décision ci-dessus peut être réduite à :

$$\text{décider } w_s \text{ si } p(x|w_s) \cdot P(w_s) > p(x|w_t) \cdot P(w_t) \text{ pour tout } t \neq s$$

L'élaboration pratique d'un système de classification est en général fondée sur un ensemble de fonctions discriminantes g_s relatives aux classes en présence. En définissant des fonctions discriminantes $g_s(x)$, le processus associe l'observation x à la classe w_s :

$$\text{si } g_s(x) > g_t(x) \text{ (pour } t \neq s)$$

On peut donc définir ces fonctions à l'aide de la probabilité a posteriori :

$$g_s(x) = p(x|w_s) \cdot P(w_s) \quad (3.21)$$

L'égalité entre les fonctions discriminantes $g_s(x)$ et $g_t(x)$, pour $t \neq s$, donne l'équation de la frontière entre les deux classes dans l'espace d'observation. Le diagramme représenté par la figure 3.15 décrit un processus de décision à N classes. Ce système reçoit l'observation en

entrée, calcule les fonctions discriminantes et choisit la classe à laquelle correspond la fonction discriminante maximale.

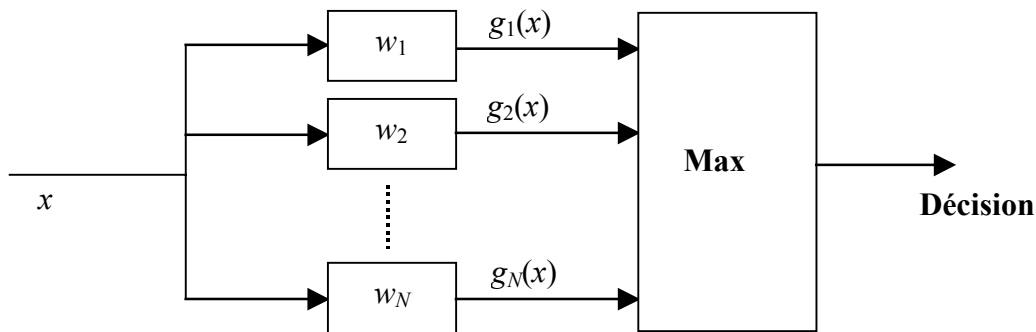


Fig. 3.15 : Processus de décision dans un système à N classes

Pour des observations multivariées de type gaussien $N(\mu, \Sigma)$ où μ est le vecteur moyen de l'observation et Σ sa matrice de covariance, la densité de probabilité de x est de la forme :

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n |\Sigma|}} \exp\left[-\frac{1}{2}(x - \mu)^T \Sigma^{-1} (x - \mu)\right] \quad (3.22)$$

$$\text{avec } \begin{cases} \mu_i = E[x_i] \\ \Sigma_{ij} = E[x_i x_j] - \mu_i \mu_j \end{cases} \quad (3.23)$$

où $1 \leq i, j \leq n$

x_i est la $i^{\text{ème}}$ coordonnée du vecteur x pour une observation de dimension n ,

μ_i étant la $i^{\text{ème}}$ composante du vecteur moyen μ ,

Σ_{ij} étant l'élément (i, j) de la matrice de covariance Σ .

En se plaçant dans le cas d'une matrice de corrélation définie positive, on peut alors définir une fonction discriminante de la forme :

$$G_s(x) = \ln(P(w_s)) - \frac{n}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \ln(|\Sigma_s|) - \frac{1}{2} (x - \mu_s)^T \Sigma_s^{-1} (x - \mu_s) \quad (3.24)$$

Dans le cas où les classes en présence apparaissent avec la même probabilité (les différentes classes sont en quantité égale), l'équation (3.24) peut être réduite à :

$$G_s(x) = \ln(|\Sigma_s|) + (x - \mu_s)^T \Sigma_s^{-1} (x - \mu_s) \quad (3.25)$$

communément appelée distance de Mahalanobis. La règle de décision revient alors à prendre la classe correspondant à la plus faible distance de Mahalanobis.

Nous allons présenter les résultats obtenus après application de cette classification utilisée sur nos images de travail.

3.3.3 Application de la classification

En nous appuyant sur une localisation géographique, nous avons alors appliqué la classification supervisée décrite dans la section précédente afin de segmenter l'image (fig. 3.16(a)) en trois parties : une partie représentant le continent, une autre l'océan et une dernière les nuages d'eau. Sur la figure 3.16(b), nous indiquons les zones d'apprentissage correspondant aux différentes classes. La segmentation obtenue est présentée sur la figure 3.17 : l'océan est représenté en bleu, les nuages d'eau en mauve et le continent en rouge. En se référant à la figure 3.18 qui montre le contour séparant le continent et l'océan, on peut observer une confusion entre :

- les nuages d'eau et l'océan sur le long de la côte Ouest,
- le continent et l'océan sur la partie inférieure de l'image.

Ceci résulte de l'imprécision dans la définition de la zone d'apprentissage des nuages d'eau et également de la taille de la fenêtre d'analyse.

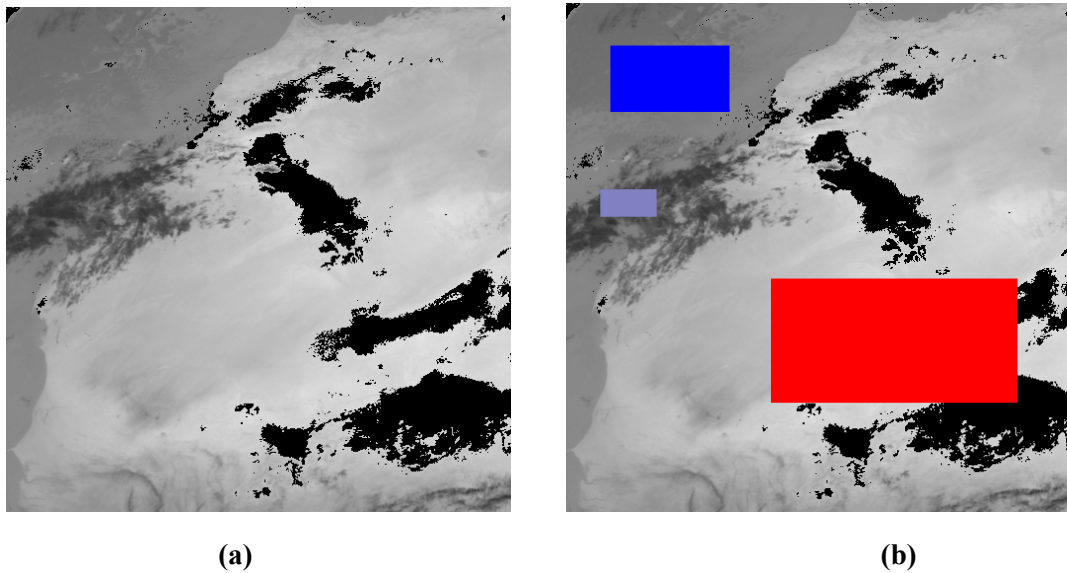


Fig. 3.16 : (a) Image de départ ; (b) Les zones d'apprentissage

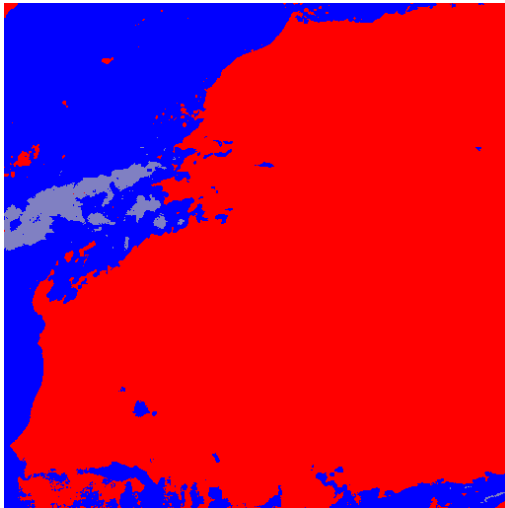


Fig. 3.17 : Segmentation obtenue

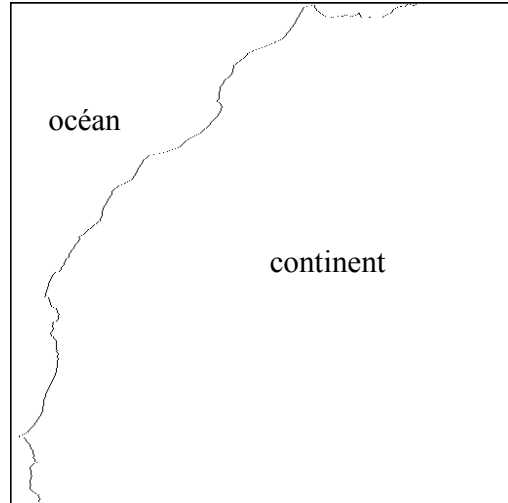


Fig. 3.18 : Contour séparant l'océan et le continent

■ Rouge (continent) ■ Bleu (océan) ■ Mauve (nuages d'eau)

Bien que cette segmentation ne sépare pas exactement les trois zones, nous pouvons constater néanmoins qu'elle est assez satisfaisante dans la mesure où une plus grande partie de la zone continent est bien située. Notre objectif étant de détecter les nuages de poussière, nous nous sommes intéressés à trouver une technique de segmentation supplémentaire appliquée de façon restreinte à la zone continent.

3.4 Segmentation de la zone continent

Pour réaliser la segmentation, nous faisons un seuillage à seuils multiples afin de séparer les modes sous-jacents. Dans cette section, nous présentons une brève introduction sur le seuillage multi-seuil avant de décrire la méthode utilisée.

3.4.1 Principe du seuillage

Le seuillage d'images est un problème essentiellement de classification de pixels. Il a pour objectif de segmenter une image en plusieurs classes en n'utilisant que son histogramme. On suppose donc que l'information associée à l'image permet, à elle seule, la segmentation, c'est-à-dire qu'une classe est caractérisée par la distribution de niveaux de gris dans un intervalle ou plage différent de l'autre. Toutefois, la difficulté réside dans le choix des seuils. Les techniques de sélection de seuils peuvent se diviser en deux groupes : celles qui sont à deux niveaux et celles qui sont multi niveaux. Le seuillage à deux niveaux ou "seuillage simple" consiste à classer les pixels d'une image donnée en deux classes : souvent ceux appartenant à l'objet et ceux appartenant au fond. Une classe inclut des pixels avec les valeurs de niveau de gris inférieures ou égales à un certain seuil et l'autre classe inclut ceux avec des valeurs de niveau de gris au-dessus de ce seuil. Le résultat de ce type de seuillage est une image binaire avec des pixels de niveau 0 (pixels noirs) et des pixels de niveau 1 (pixels blancs) affectés respectivement au fond et à l'objet, c'est la raison pour laquelle le terme de binarisation est

parfois employé. Par conséquent, une valeur seuil est suffisante pour segmenter des images de l'objet et du fond. Cependant, si l'histogramme du niveau de gris d'une image est composée de plusieurs distributions (multimodales), alors l'image a un certain nombre d'objets distincts du fond et donc plusieurs seuils sont nécessaires pour les séparer.

Par exemple, la figure 3.19 montre l'histogramme de niveau de gris d'une image comportant un mélange de trois distributions gaussiennes. De ce fait, deux seuils sont nécessaires pour séparer les trois différents objets présents sur l'image dont est issu cet histogramme. Par conséquent, pour n'importe quel histogramme de niveau de gris avec K distributions, les techniques de multi-seuillage consistent à déterminer automatiquement les $K-1$ seuils qui permettent de séparer cet histogramme multimodal en K distributions.

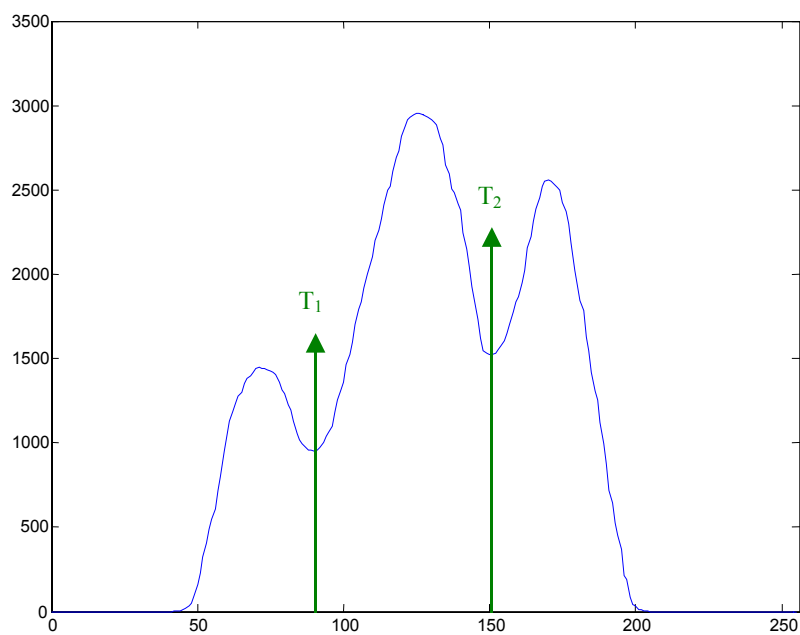


Fig. 3.19 : Histogramme comportant un mélange de trois distributions gaussiennes présentant donc deux seuils T_1 et T_2

3.4.2 Seuillage utilisé

Comme nous l'avons vu plus haut, la détermination des seuils peut s'effectuer par une analyse de l'histogramme des niveaux de gris. Dans le cas d'un mélange de K gaussiennes $N(m_i, \sigma_i)$, ces histogrammes ont la forme d'un mélange de distribution gaussienne dont la densité de probabilité est représentée par :

$$f(k) = \sum_{i=1}^K \frac{P_i}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{k-m_i}{\sigma_i}\right)^2\right\} \quad (3.26)$$

avec m_i la moyenne, σ_i la variance et P_i la proportion.

Pour effectuer le seuillage multimodal, nous avons utilisé une méthode de seuillage automatique basée sur la séparation de modes et dont le principe est décrit ci-dessous

[Chan02]. Le choix de cette méthode se justifie par le fait que c'est une approche statistique qui permet de surmonter les difficultés rencontrées avec les autres méthodes [Carl87] [Pal91] utilisées dans la séparation d'un mélange de gaussiennes. Par exemple, le fait que le nombre de distributions distinctes qui représentent les objets de l'image se trouve toujours inconnu, constitue une des difficultés majeures existant dans les autres méthodes. En effet, pour que la séparation de ces distributions distinctes se fassent correctement avec ces autres méthodes, il faut en indiquer leurs nombres.

La figure 3.20 schématise l'algorithme de cette méthode que nous détaillons dans la suite.

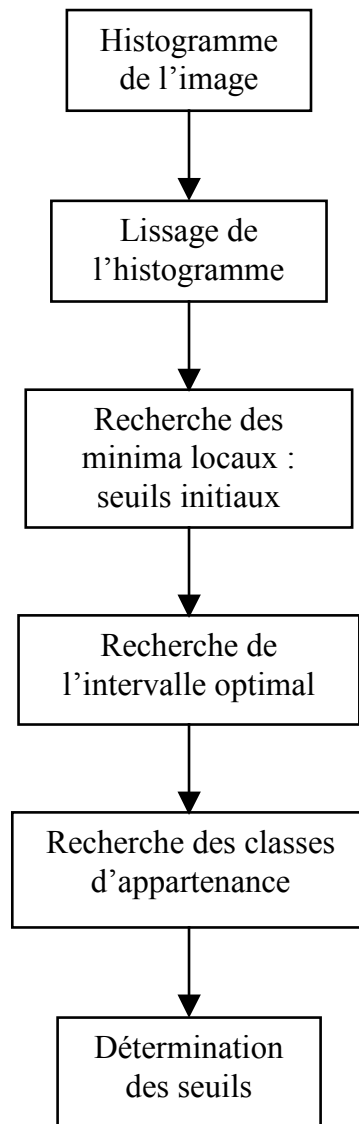


Fig. 3.20 : Algorithme automatique de choix des seuils

Après avoir déterminé l'histogramme de l'image, nous en déterminons l'histogramme lissé à l'aide d'un filtrage passe-bas. Soient un histogramme $H = \{H(j) \mid j \in [0, Ng]\}$ et W_g un masque de taille $2p+1$ et de coefficient $b_k, k=1, 2, \dots, 2p+1$ ($p > 0, b_k \geq 0$), le nouvel histogramme T est donné par la convolution de l'histogramme H et le filtre W_g :

$$T = H * W_g \quad (3.27)$$

Donc, pour $i = p + 1$ à $Ng - p$

$$T(i) = \frac{1}{2p+1} \sum_{u=-p}^p b_{p+1+u} H(i+u) \quad (3.28)$$

avec $b_k = 0.5(1 - \cos(\pi k / p))$

La figure 3.21 montre un exemple d’histogramme avant et après convolution avec le filtre passe-bas de taille $2p+1$ ($p=10$). Ce lissage permet de rendre plus régulier la courbe de l’histogramme et de mieux révéler ses pics. Il permet, par conséquent, d’éliminer les minima locaux dus aux bruits en ne conservant que les plus significatifs.

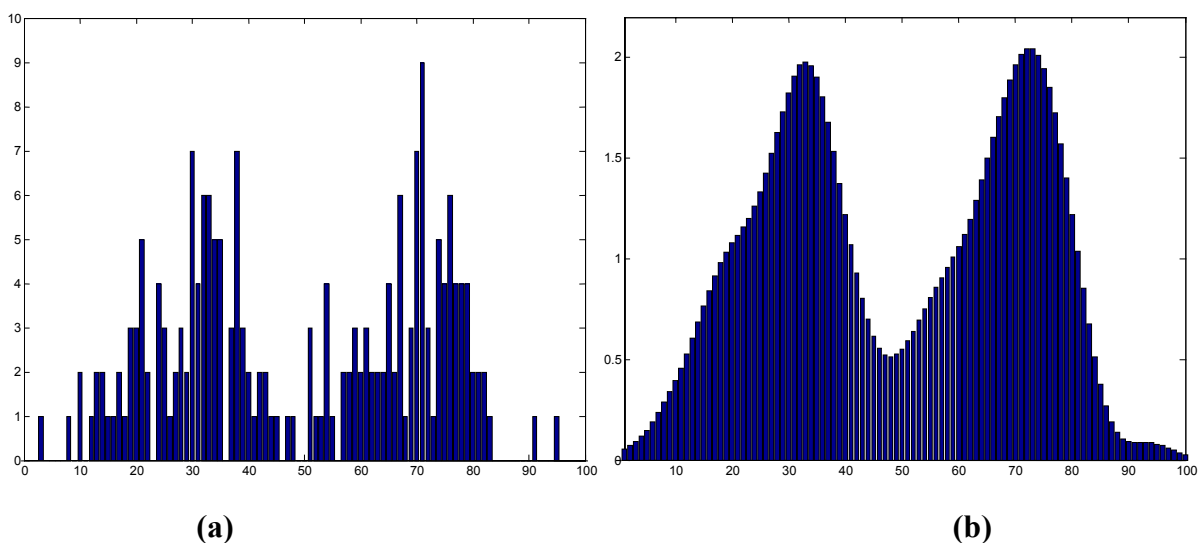


Fig. 3.21 : (a) Histogramme initial ; (b) Histogramme lissé

Après avoir lissé l’histogramme, nous extrayons les minima locaux comme valeurs initiales de seuils qui permettront de délimiter les premières classes sur l’histogramme lissé. Ces minima locaux sont obtenus en appliquant la loi suivante :

$$T(i) \text{ est un minimum local si : } T(i) < T(i-1) \text{ et } T(i) \leq T(i+1) .$$

Ainsi, supposons qu’on ait $n-1$ minima locaux $[V(1), \dots, V(n-1)]$, on aura alors n classes $C_i, i = 1, \dots, n$ délimitées par $[V(i-1), V(i)-1]$, avec $V(0) = 0$ et $V(n) = Ng + 1$.

Ces différentes classes représentent les différentes distributions de l’histogramme dont on recherche, pour chacune, sa distribution normale. Pour cela, la recherche du skewness minimum constitue un bon moyen de déterminer la distribution normale d’autant plus que le skewness donne une mesure de symétrie de la distribution. Plus il se rapproche de zéro, plus la distribution est normale.

Alors, pour chaque classe, on recherche la valeur w^* de l'intervalle optimal de la gaussienne sur l'histogramme initial qui est une des valeurs $w_j, j = 1, \dots, n$ sur lequel le skewness $\beta_1(w_j)$ est minimum :

$$w^* = \min_j \left| \beta_1(w_j) \right| \quad (3.29)$$

pour chaque $w_j, j = 1, 2, \dots, V(i) - V(i-1) - 1 - r_i$

avec $r_i = (1/2)(V(i) - V(i-1) - 1)$

$$\beta_1(w_j) = \frac{\mu_3(w_j)}{\sqrt{\mu_2^3(w_j)}} \quad \mu_n(w_j) = \frac{\sum_{i \in w_j} (i - m_{w_j})^n H(i)}{\sum_{i \in w_j} H(i)} \quad m_{w_j} = \frac{\sum_{i \in w_j} i H(i)}{\sum_{i \in w_j} H(i)} \quad (3.30)$$

La figure 3.22 donne un exemple montrant pour une distribution, la position des fenêtres représentées par les valeurs w_j et la localisation de la valeur w^* de l'intervalle optimal. En fait, les valeurs w_j des différentes fenêtres sont ainsi déterminées : si nous considérons une classe C_i délimitée par $[V(i-1), V(i)-1]$, on détermine les différentes valeurs w_j dont :

- la première est $w_1 = V(i-1) + r_i$,
- la seconde est $w_2 = V(i-1) + r_i + 1$,
- ...
- la dernière est $w_n = V(i) - V(i-1) - 1 - r_i$.

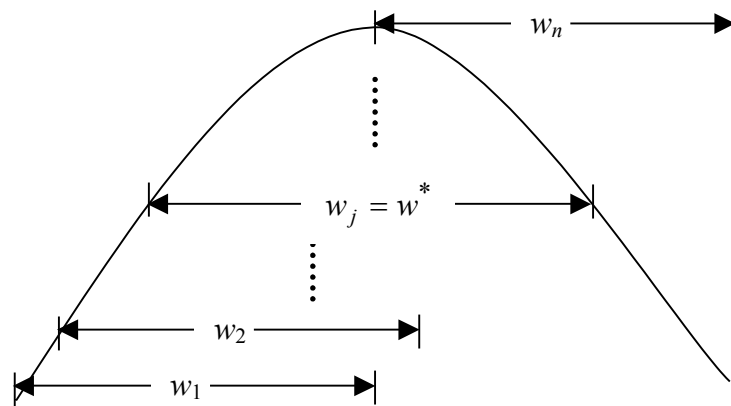


Fig. 3.22 : Recherche de l'intervalle optimal w^* sur chaque distribution

Chaque intervalle optimal k de la classe C_k est donc délimité par un intervalle $[a_k, b_k]$ sur lequel on détermine la moyenne m_k , la variance σ_k et la proportion P_k (fig.3.23).

$$m_k = \frac{\sum_{i=a_k}^{b_k} iH(i)}{\sum_{i=a_k}^{b_k} H(i)} \quad \sigma_k^2 = \frac{\sum_{i=a_k}^{b_k} (i - m_k)^2 H(i)}{\sum_{i=a_k}^{b_k} H(i)} \quad P_k = \frac{\sum_{i=a_k}^{b_k} H(i)}{\sum_{i=0}^{N_g} H(i)} \quad (3.31)$$

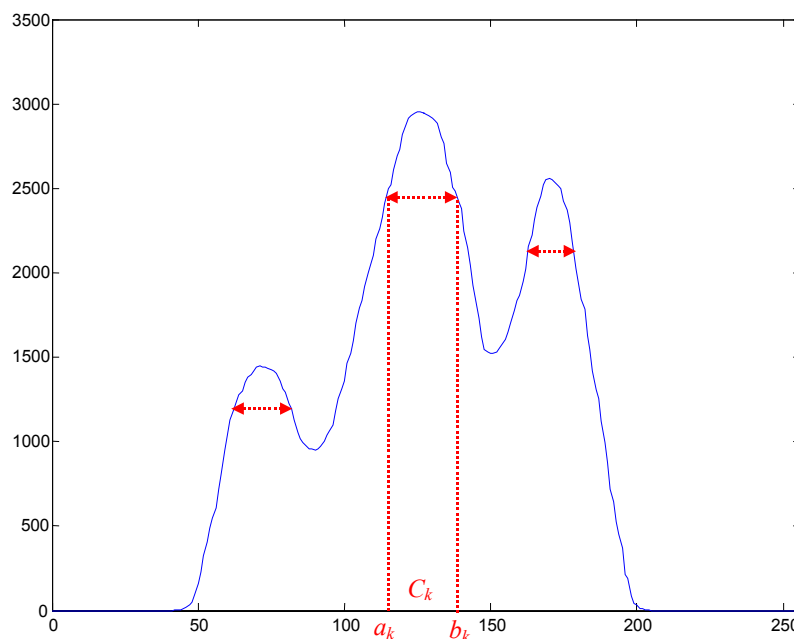


Fig. 3.23 : Les intervalles $[a_k, b_k]$ optimaux des classes C_k sur l'histogramme initial

Ensuite, il faut déterminer la classe C_k à laquelle appartient chaque niveau de gris, car tous les niveaux de gris ne sont pas présents dans ces classes. Pour cela, on calcule pour chaque niveau de gris i et sur chaque classe k la valeur suivante :

$$g(k) = \frac{P_k}{\sqrt{2\pi}\sigma_k} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{i - m_k}{\sigma_k}\right)^2\right\} \quad (3.32)$$

qui donne la probabilité d'appartenance d'un pixel de niveau de gris i à la classe C_k .

Le pixel de niveau de gris i est alors associé à la classe C_k dont la valeur de $g(k)$ est la plus grande. En d'autres termes, le pixel de niveau de gris i est associé à la classe pour laquelle il présente la plus forte probabilité d'appartenance.

Ainsi, nous obtenons de nouvelles classes C'_k dont chacune est définie par un intervalle de niveaux de gris. Pour déterminer les seuils, on prend le maximum du niveau de gris de chaque classe. Finalement, chaque seuil T_i sera déterminé par :

$$T_i = \max\{k : H(k) \text{ de chaque classe } C'_k\}$$

3.4.3 Application du seuillage

Nous présentons ici les résultats de l'application du seuillage sur notre image de travail. Donc, nous avons d'abord déterminé l'histogramme de la zone continent (masque en rouge sur la figure 3.25) par rapport à l'image de départ (fig. 3.24) qu'on appellera histogramme initial (fig. 3.26).

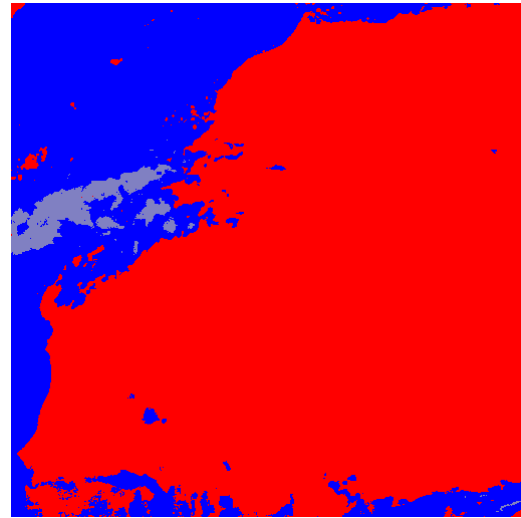
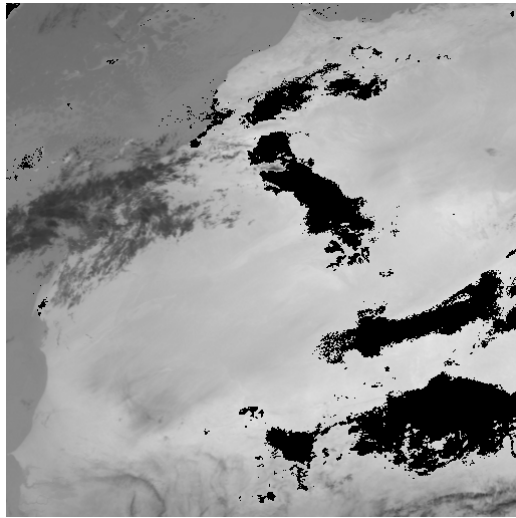


Fig. 3.24 : Image de départ

Fig. 3.25 : Image segmentée

■ Rouge (continent) ■ Bleu (océan) ■ Mauve (nuages d'eau)

Cet histogramme est ensuite lissé pour donner l'histogramme lissé (fig. 3.27). Puis, nous avons déterminé les minima locaux V_i sur l'histogramme lissé qui sont présentés sur la figure 3.28. Nous remarquons qu'il y a quatre minima locaux dont deux (les deux premiers) qui ne sont pas très significatifs.

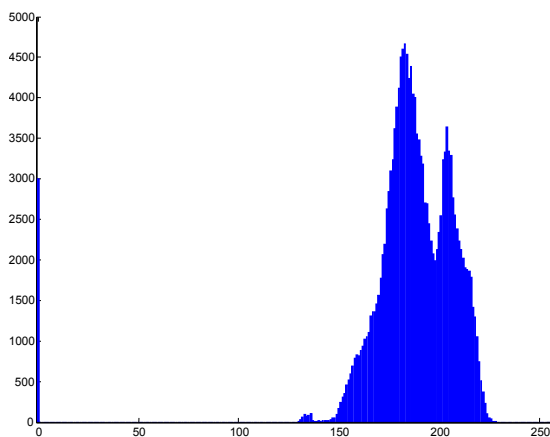


Fig. 3.26 : Histogramme initial

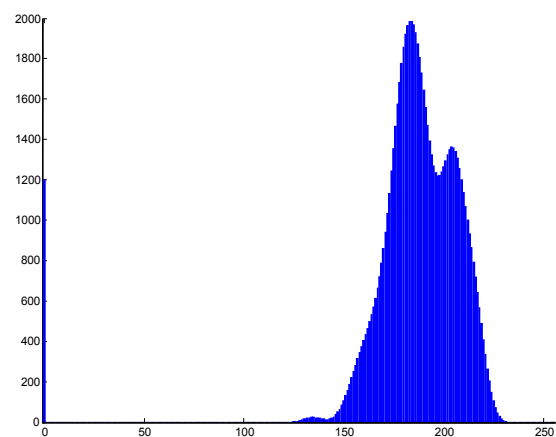


Fig. 3.27 : Histogramme lissé

A partir des minima locaux, nous déterminons les intervalles optimaux $[a_k, b_k]$ de chaque classe C_k sur l'histogramme initial (fig. 3.29). Comme nous le remarquons sur cette figure, certains niveaux de gris ne sont dans aucune des classes C_k . Il faut donc déterminer la classe

d'appartenance de chaque niveau de gris en effectuant le test d'appartenance comme cela a été décrit plus haut. Afin d'avoir des niveaux de gris qui se suivent dans chaque classe, nous avons introduit dans cette étape la notion suivante : "le niveau de gris i ne peut appartenir qu'à la classe voisine la plus proche".

Finalement, chaque niveau de gris est affecté à une certaine classe C_k (dans chaque classe C_k , des niveaux de gris se sont ajoutés, d'où de nouvelles classes C_k) délimitée par les seuils T_i et ceci est représenté sur la figure 3.30. Puisque nous avons quatre classes, nous devons avoir trois seuils comme le montre la figure 3.30.

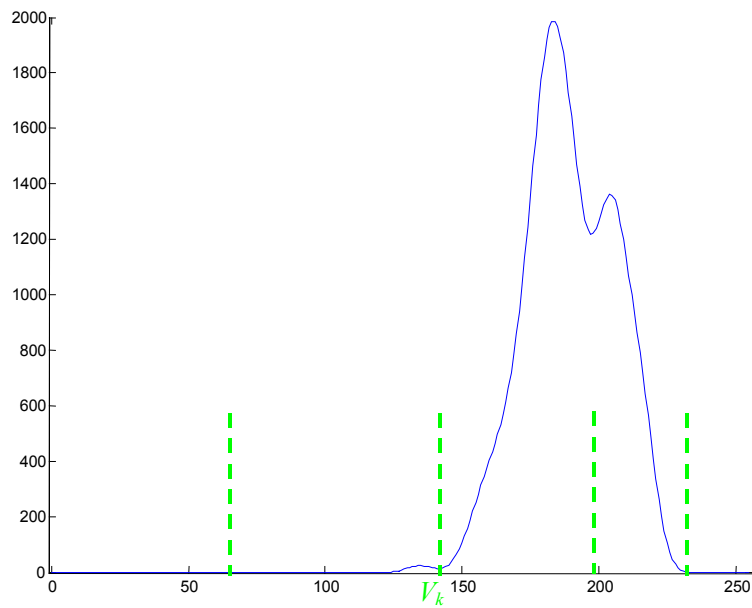


Fig. 3.28 : Histogramme lissé ; Minima locaux V_k

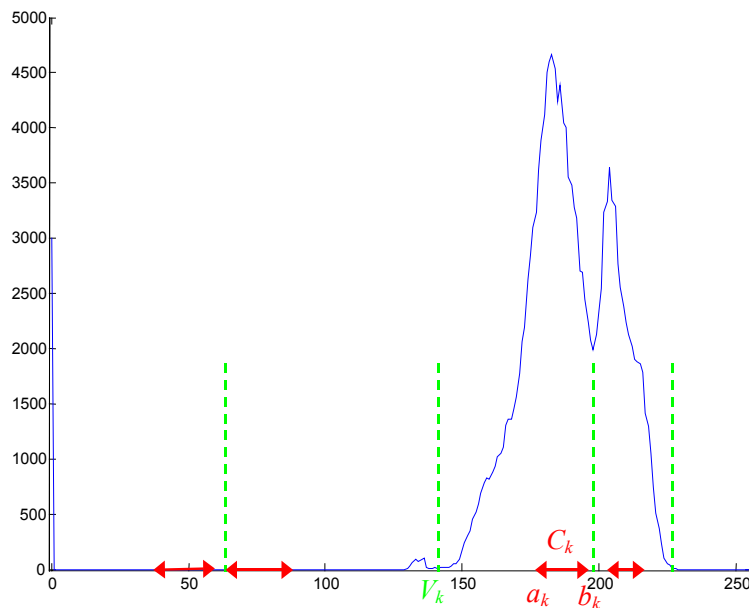


Fig. 3.29 : Histogramme initial ; Minima locaux V_k ;
Classes optimales C_k délimitées par $[a_k, b_k]$

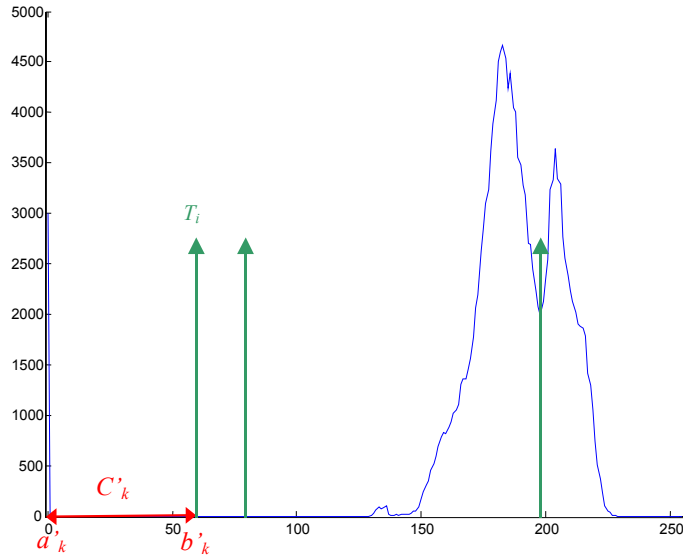


Fig. 3.30 : Histogramme initial ;
Classes C'_k délimitées par $[a'_k, b'_k]$; Seuils T_i

Mais, il se trouve qu'une classe n'étant pas significative du fait d'une population très infime, nous sommes finalement réduits à deux seuils comme indiqués sur la figure 3.31. En effet, comme le montre le tableau 3.2, la population de la deuxième classe est très faible par rapport aux autres, donc elle ne sera pas distinctive. Dans notre cas, nous avons placé cette classe dans celle dont le seuil T_i est le plus proche.

Classes	1	2	3	4
Population de la classe	27470	2	109080	53334

Tableau 3.2 : Population des différentes classes de la zone continent

Nous déduisons alors de cette configuration les différents seuils T_i (ici deux seuils : $T_1=88$ et $T_2=197$) qui nous permettent de séparer les modes sur le continent de l'image de départ.

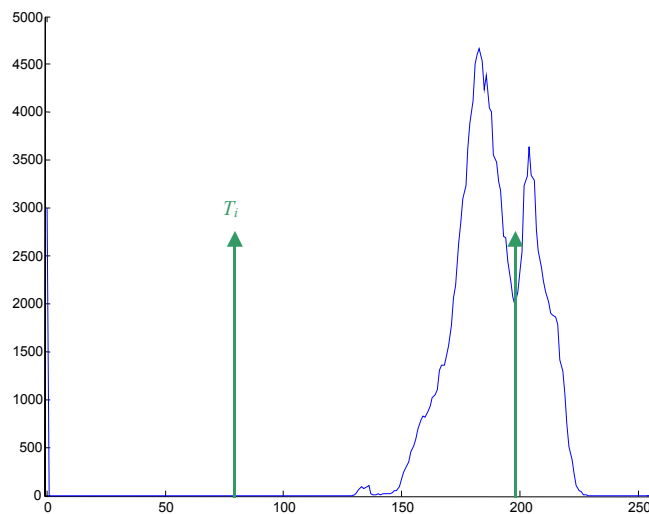


Fig. 3.31 : Histogramme initial ; Seuils T_i ($T_1=88$; $T_2=197$)

L'image obtenue après application du seuillage sur notre image de travail est représentée sur la figure 3.32(a). Sur la zone continent, objet de la segmentation, nous avons trois classes : présence de nuages de poussière (en rouge), absence de nuages de poussière (en noire) et une classe d'incertitude (en blanc).

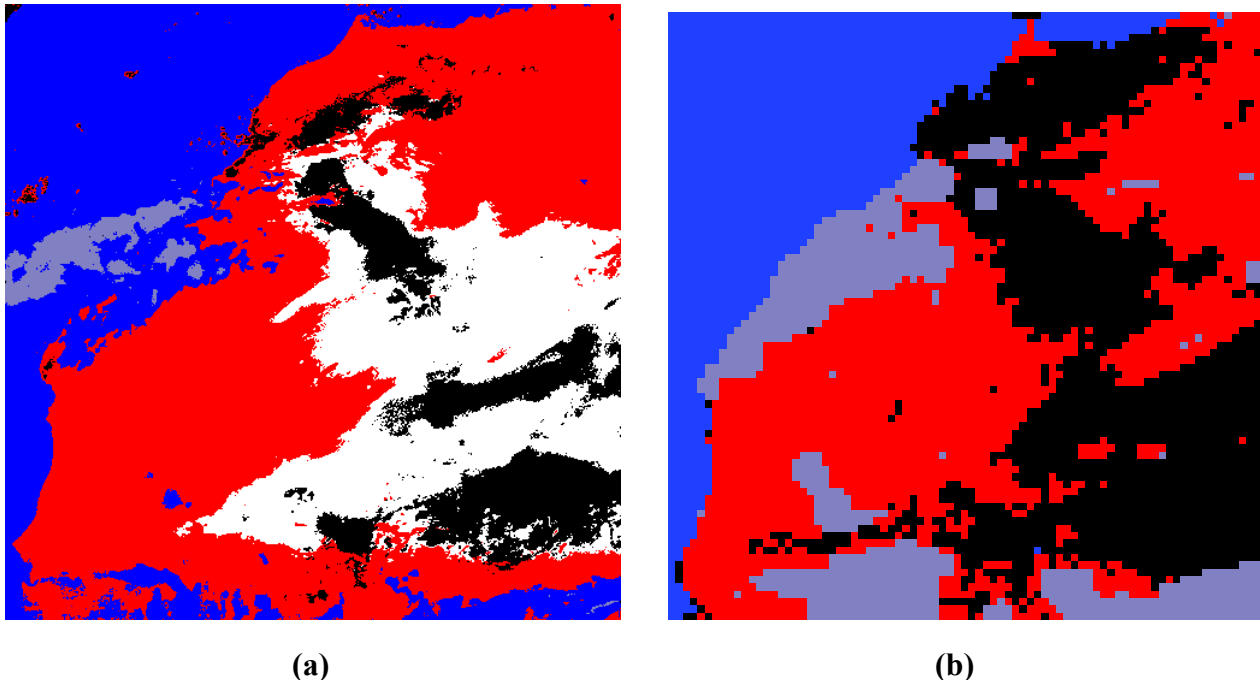
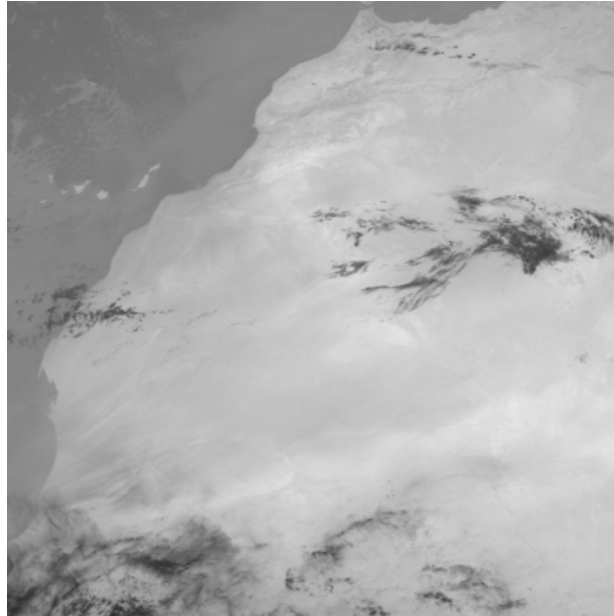


Fig. 3.32 : (a) Résultat du seuillage sur l'image du 20 mai 1999 à 12h ; (b) Image IDDI correspondante
■ Bleu (océan) ■ Mauve (nuages d'eau) ■ Rouge (présence de nuages de poussière)
■ Noir (absence de nuages de poussière) Blanc (zone d'incertitude)

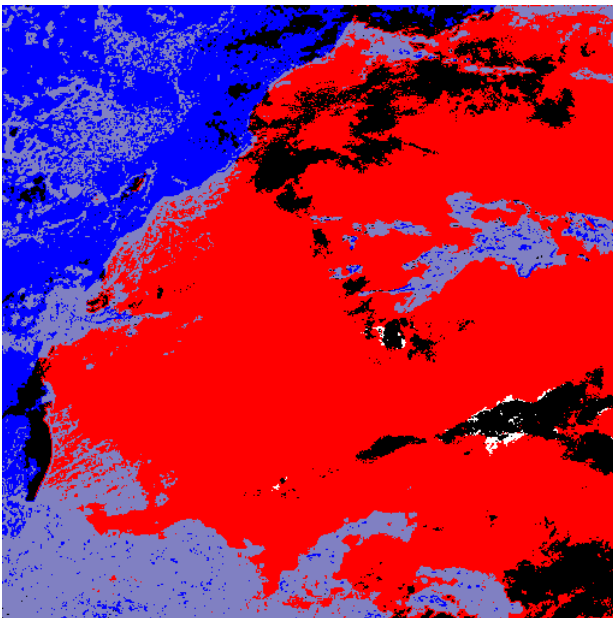
En la comparant avec l'image IDDI obtenue par *Legrand* pour le même jour et la même heure (fig.3.32(b)), nous pouvons observer que nous sommes, dans l'ensemble, en bon accord car nous avons une bonne analogie des formes sur la partie nuage de poussières ainsi que sur la partie absence de nuages de poussières. Par contre, pour la zone d'incertitude présente sur notre image résultat (partie blanche de la figure 3.32(a)), grâce à l'image IDDI correspondante, nous pouvons dire que c'est une zone où l'on a présence de nuages de poussière sur certaine partie et absence sur d'autres parties. On peut toutefois noter quelques différences sur l'image résultat et sur celle de IDDI qui peuvent résulter d'un certain nombre de faits. Par exemple, le fait que nos images de travail n'ont pas échantillonnées alors que c'est le cas pour les images IDDI [Legr90], constitue une source de divergence sur certains aspects.

Nous présentons également des résultats obtenus en appliquant ce principe sur d'autres images (images du 21 et 22/05/99 à 12h) que nous comparons aux résultats obtenus à l'aide de IDDI (fig.3.33 et 3.34). Nous observons que ces résultats confortent notre interprétation précédente, notamment sur les parties montrant la présence ou l'absence de nuages de

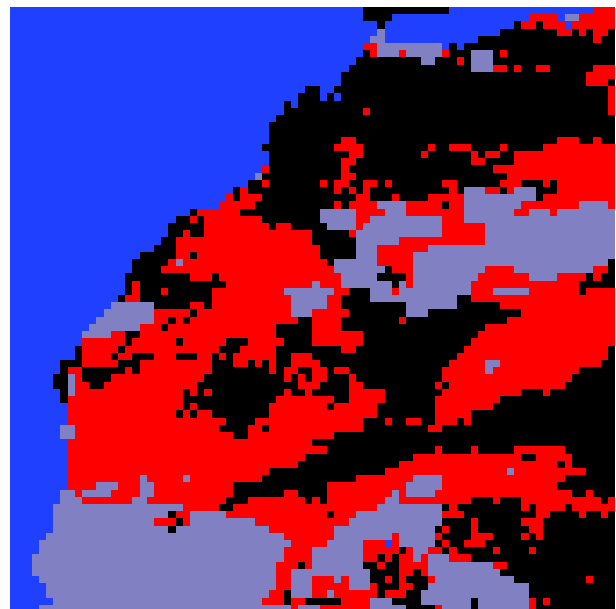
poussières dans la zone continent. Sur nos images résultats, les phénomènes observés (nuages d'eau et autres) sur l'océan ne doivent pas être considérés du fait que l'on ne s'intéresse à la détection des nuages de poussière que sur le continent. Ces phénomènes résultent de la segmentation obtenue lors de la partition de l'image en trois zones (continent, océan et nuages d'eau).



(a)



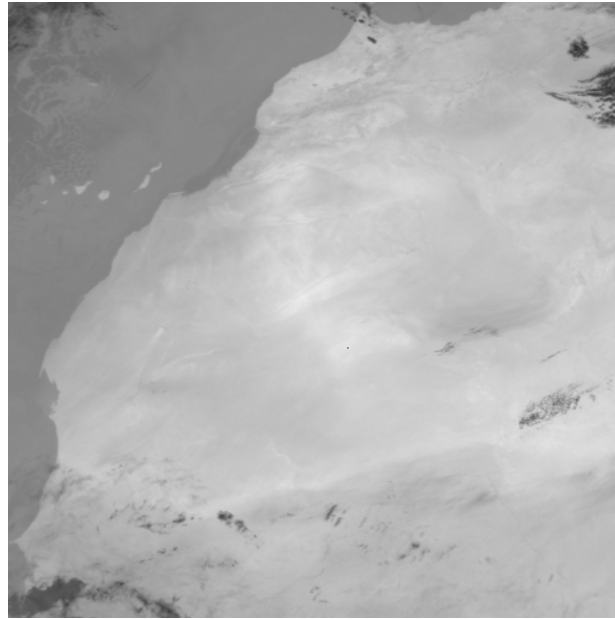
(b)



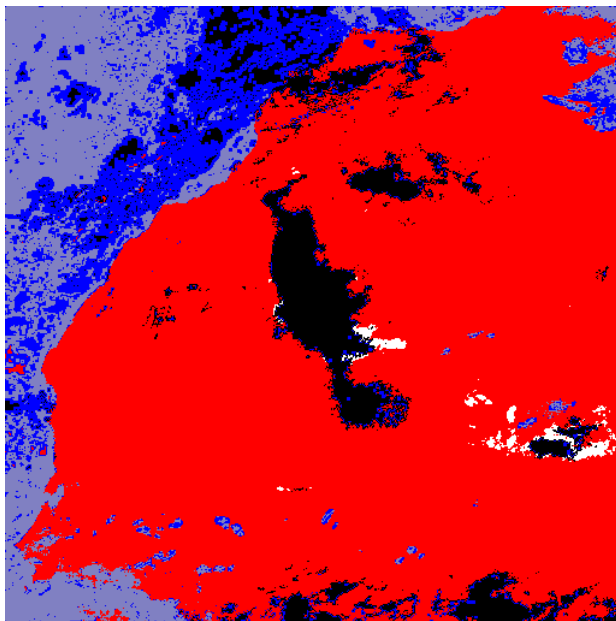
(c)

Fig. 3.33 : (a) Image du 21 mai 1999 à 12h ; (b) Résultat du seuillage ; (c) Image IDDI correspondante

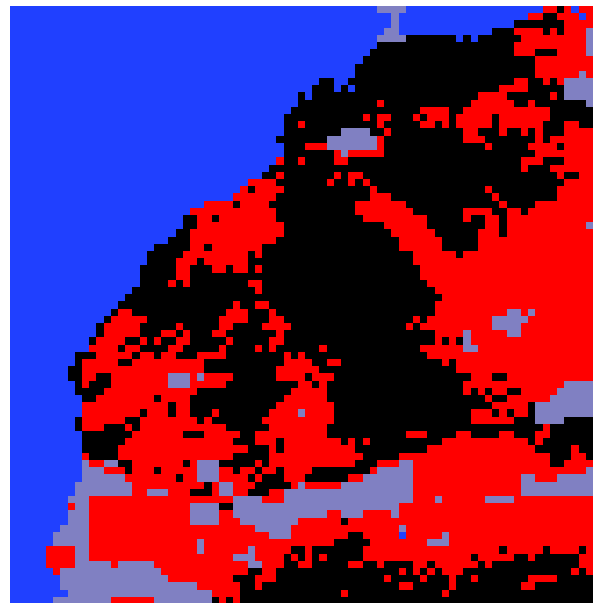
■ Bleu (océan) ■ Mauve (nuages d'eau) ■ Rouge (présence de nuages de poussière)
■ Noir (absence de nuages de poussière) □ Blanc (zone d'incertitude)



(a)



(b)



(c)

Fig. 3.34 : (a) Image du 22 mai 1999 à 12h ; (b) Résultat du seuillage ; (c) Image IDDI correspondante

■ Bleu (océan) ■ Mauve (nuages d'eau) ■ Rouge (présence de nuages de poussière)
■ Noir (absence de nuages de poussière) □ Blanc (zone d'incertitude)

Conclusion

Dans cette première partie, nous avons présenté une approche pour la détection des nuages de poussière sur des images Météosat qui nous a donné une première solution. Cette solution exploite la notion de segmentation de textures et se base sur les attributs statistiques du premier ordre. Après sélection des attributs, nous avons segmenté les images en trois zones (continent, océan et nuages d'eau) afin de définir la zone d'intérêt qui est la zone continent. Puis nous avons, de nouveau, segmenté la zone continent par une technique de seuillage multi-seuils qui a permis de mettre en évidence les zones de présence et d'absence de nuages de poussière sur ces images. Les résultats obtenus sont comparés avec les images IDDI correspondantes, images qui font référence en la matière et qui montrent la présence de nuages de poussière sur la zone continent. Bien qu'il y ait une confusion entre la classe "océan" et la classe "continent" après la segmentation en trois zones et une existence de zones d'incertitude sur la présence ou l'absence de nuages de poussière, nous pouvons dire que les résultats obtenus sont cohérents. Cependant, cette solution n'est pas satisfaisante, car elle présente plusieurs imperfections notamment au niveau de la segmentation en trois zones où nous observons par exemple l'océan qui empiète sur le continent le long de la côte Nord Ouest. Nous observons aussi une grande zone d'incertitude après le seuillage de la zone continent. Tout ceci nous a conduit à rechercher d'autres techniques pour améliorer cette solution. C'est ainsi que nous avons introduit une technique nous permettant de bien séparer le continent et la mer.

De même, nous avons introduit un processus qui améliore grandement le résultat de la première solution. Ce processus est basé sur la fusion des segmentations obtenues sur les attributs statistiques présentant une forme multimodale. Enfin, nous utilisons les attributs statistiques d'ordre deux basés sur le calcul des matrices de cooccurrence à la place de ceux d'ordre un et nous comparons ces différents résultats.

Partie B

Solution améliorée : fusion des résultats de segmentation

Introduction

Dans la première partie de ce chapitre, nous avons présenté une première solution pour la détection des nuages de poussière à partir des attributs statistiques du premier ordre issus des images infrarouges du satellite Météosat. Cependant, cette solution donne une zone d'incertitude très importante et aussi une confusion entre le continent et l'océan. Ceci nous amène alors à chercher d'autres techniques pour améliorer cette première solution. Pour avoir alors une détection plus performante, il est nécessaire d'intégrer des étapes supplémentaires. Un nouveau processus est ainsi introduit avant la segmentation pour éliminer la confusion entre l'océan et le continent. L'autre étape tient dans l'utilisation d'un processus de fusion qui permet de combiner les résultats de segmentation issues du seuillage des attributs statistiques dont l'histogramme présente une forme multimodale. Nous désignerons alors cette solution améliorée comme étant l'approche que l'on propose pour détecter les nuages de poussière sur des images infrarouges satellitaires de Météosat.

Dans cette partie, nous décrivons les améliorations apportées sur le principe utilisé pour obtenir la première solution. Puis, nous présentons la notion de fusion telle que décrite en traitement d'images avant de présenter la méthode de fusion choisie et les raisons de ce choix. Puis, nous exposons les résultats obtenus par cette approche avec les attributs statistiques du premier ordre. Ensuite, nous présentons d'abord les attributs statistiques de second ordre (matrice de cooccurrence), avant d'exposer les résultats obtenus après application avec ces attributs que nous comparons aux résultats obtenus lors de l'utilisation des attributs statistiques du premier ordre. Tous les résultats obtenus sont aussi comparés avec ceux provenant de la méthode IDDI présentés dans le chapitre 2.

4.1 Solution améliorée

Cette solution améliorée s'appuie donc sur la première solution, présentée dans la première partie de ce chapitre, à laquelle nous introduisons d'autres processus. Elle est décrite sur la figure 4.1 et nous soulignons ici par une mise en relief sur la figure, les nouvelles étapes introduites (voir figure 3.1 de la partie A de ce chapitre). Nous introduisons deux principales améliorations dans le principe de la première solution : d'une part une amélioration au niveau de la classification et d'autre part une fusion des différents résultats de segmentation de la

zone continent des attributs statistiques. En effet, comme nous le remarquons sur la figure 4.1, nous seuillons l'image référence (fig. 4.2) en deux parties : l'océan (en bleu) et le continent (en rouge). Cette image seuillée (fig. 4.3) nous donne donc la zone continent sur laquelle nous isolons les nuages d'eau grâce à la technique de classification supervisée, utilisée précédemment. Ceci nous donne alors le masque continent. Cette procédure nous permet d'améliorer la classification d'autant plus qu'il n'y a plus de confusion entre la zone continent et l'océan comme nous l'avons constaté dans la classification présentée au chapitre précédent. En effet, en observant les images représentées sur les figures 4.5 et 4.6, nous observons cette correction sur la figure 4.6 par rapport à la figure 4.5. Ainsi, l'idée de séparer d'abord le continent de l'océan à partir d'un seuillage s'avère nécessaire dans la mesure où cela permet d'améliorer nos résultats.

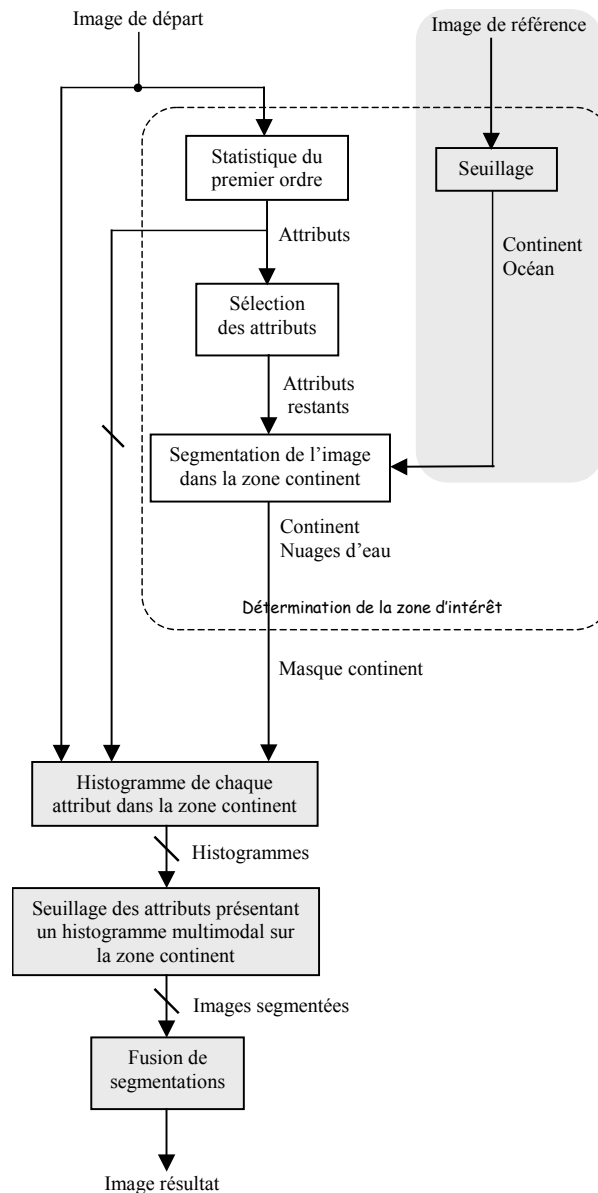


Fig. 4.1 : Principe de la solution améliorée

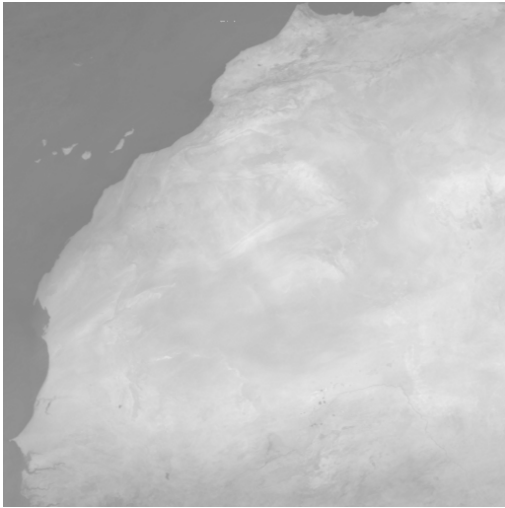


Fig. 4.2 : Image de référence

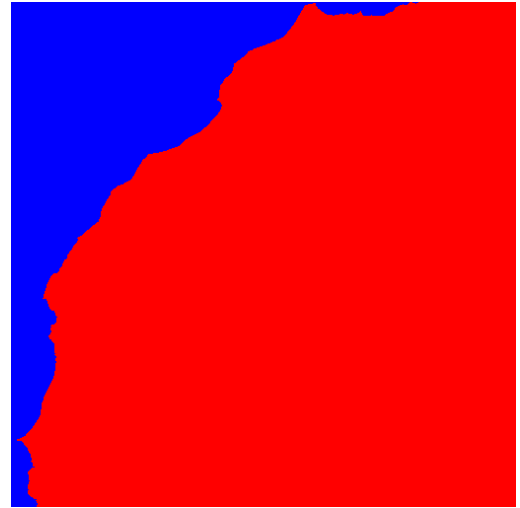


Fig. 4.3 : Image de référence seuillée

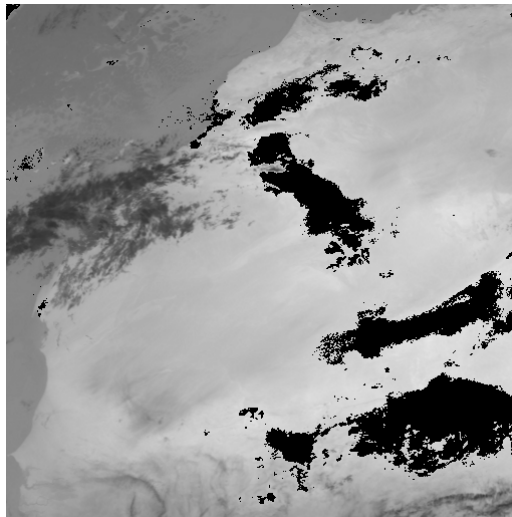


Fig. 4.4 : Image de départ

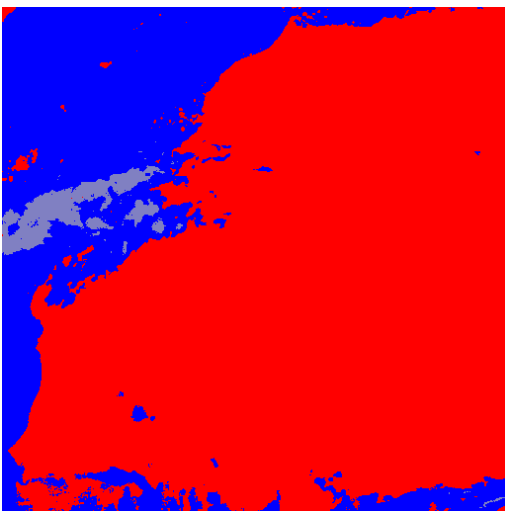


Fig. 4.5 : Segmentation obtenue avec la 1^{ère} solution

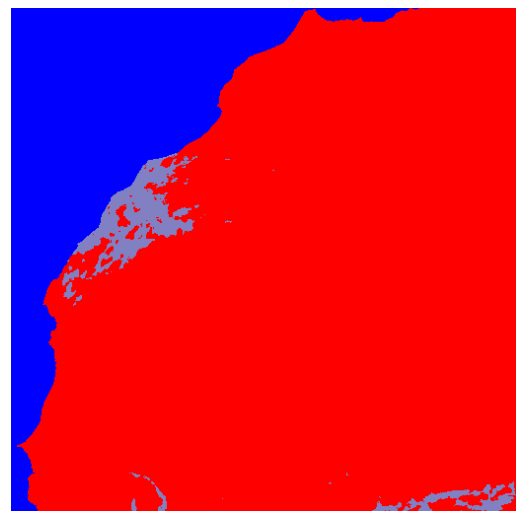


Fig. 4.6 : Segmentation obtenue avec la solution améliorée

■ Rouge (continent) ■ Bleu (océan) ■ Mauve (nuages d'eau)

L'autre amélioration apportée concerne la fusion que nous présentons dans la section suivante.

4.1.1 Fusion

La fusion de données est un aspect important de traitement de l'information dans de nombreux domaines d'application. Face à la multiplication des types de capteurs et des algorithmes d'analyse d'images, il s'est avéré nécessaire de combiner ces différentes données afin d'aider l'utilisateur dans sa prise de décision, sans avoir à étudier un nombre trop important de paramètres. C'est ainsi que les premiers processus de fusion sont apparus dans les années 1960 [Maus05], lors du développement de calculateurs de forte capacité, basés sur les probabilités. L'utilisation de la fusion en traitement d'images a commencé dans les années 1980 dans l'imagerie satellitaire [Ouar03] [Canc03], et s'est développée plus récemment en imagerie médicale [Bloc03].

Dans cette section, nous présentons tout d'abord la notion de fusion en traitement d'images, avant de décrire la méthode de fusion utilisée dans ce mémoire en exposant son schéma.

4.1.1.1 Notion de fusion

4.1.1.1.1 Définition

Plusieurs définitions de la fusion de données ont été proposées cherchant à être les plus générales possibles [Vale01]. Mais il paraît difficile, voire impossible, d'avoir une définition globale, car chaque définition se réfère à un domaine d'application spécifique. Par exemple, certaines s'intéressent à la qualité d'un système donné telle que la définition proposée par Desot-Jolly [Deso96] : *"la fusion permet de combiner des données multiples concernant un phénomène afin d'obtenir un jugement plus fondé que celui obtenu à partir de l'ensemble des sources considérées chacune isolément"*. D'autres définitions sont dédiées à un type de données particulier comme la fusion d'images, c'est le cas celle proposée par Pohl et al. [Pohl98] : *"Image fusion is the combination of two or more different images to form a new image by using a certain algorithm"*.

Cependant la définition qui nous paraît la plus adéquate est celle-ci [Bloc03] : *"la fusion d'informations consiste à combiner des informations issues de plusieurs sources afin d'améliorer la prise de décision"*.

Cette définition est issue en grande partie des discussions menées au sein du groupe de travail sur la fusion d'informations du GDR-PRC ISIS. Elle est suffisamment générale pour englober la diversité des problèmes de fusion que l'on rencontre en traitement du signal et des images. Elle pourra être plus spécifique pour chaque type de problème et d'application.

4.1.1.1.2 Caractéristiques de la fusion

Une des caractéristiques importantes de l'information dans le contexte de la fusion est son imperfection. En effet, si celle-ci était parfaite, la fusion ne serait pas nécessaire. L'information peut être caractérisée par différents termes [Bloc03] [Maus05] :

- l'**incertitude** : elle caractérise le degré de conformité à la réalité d'une information, en ce qui concerne sa nature, sa qualité, son essence ou son occurrence.

- l'**imprécision** : elle décrit le contenu de l'information et mesure le défaut quantitatif d'information apportée par celui-ci. Elle fait référence au manque d'exactitude en quantité, en taille et en durée. Elle ne doit pas être confondue avec l'incertitude, même si l'un peut conduire à l'autre.

- l'**incomplétude** : elle caractérise l'absence d'information apportée par la source sur certains aspects du problème. Elle est justement la raison principale de la fusion d'informations fournies par plusieurs sources.

- l'**ambiguïté** : elle fait référence à la capacité pour une information à conduire à plusieurs interprétations. L'objectif de la fusion est alors de lever cette ambiguïté en combinant cette information avec d'autres.

- le **conflit** : il caractérise deux ou plusieurs informations conduisant à des interprétations contradictoires. Celui-ci est assez délicat à manipuler au sein du processus de fusion. Ainsi, certaines méthodes l'ignorent totalement, d'autres en tiennent compte en cherchant à l'éliminer (en éliminant les sources apportant ce conflit, en prenant en compte des informations supplémentaires, . . .) ou en le conservant afin d'attirer l'attention de l'opérateur sur sa présence.

L'objectif de la fusion est alors de palier ces imperfections en combinant différentes informations. D'autres propriétés des informations, plus positives, sont exploitées pour limiter les imperfections lors de la fusion :

- la **redondance** : elle caractérise les sources qui apportent plusieurs fois la même information. Elle est utilisée pour réduire les incertitudes et les imprécisions.

- la **complémentarité** : elle décrit des sources qui apportent des informations sur des grandeurs différentes. Elle est exploitée lors de la fusion pour avoir une information plus complète et pour lever les ambiguïtés.

4.1.1.1.3 Objectifs de la fusion en traitement d'images

Dans ce mémoire, nous nous intéressons plus particulièrement à la fusion en traitement d'images. Les images sont apparues très tôt comme des sources d'information importantes pour des systèmes existant de fusion de l'information et des systèmes de fusion de données ont utilisé des images. Dans le cadre le plus général du traitement d'images, la fusion

d'images intervient pour aider à la prise de décision dans un schéma complexe, et mal formalisé la plupart du temps, où les diverses images apportent une part de "vérité" qui contribue, en collaboration et en opposition avec les autres sources, à une interprétation d'ensemble.

L'objectif de la fusion [Lefe01] [Bloc03] peut être différent d'une application à l'autre. Ainsi, les principaux problèmes pour lesquels la fusion peut être utilisée sont :

- la **détection** : il s'agit de valider l'hypothèse de présence ou d'absence de l'objet recherché,
- la **reconnaissance** ou classification : l'objet détecté est associé à l'une des familles d'objets connus ou attendus en fonction de différents critères (morphologiques, géométriques, . . .),
- l'**identification** : ceci constitue l'étape suivant la reconnaissance, et consiste à associer l'objet reconnu à un prototype unique de sa classe.

4.1.1.1.4 Situations de fusion : les sources d'information

En traitement d'images, les sources d'information peuvent être de différentes sortes [Bloc03] :

- plusieurs images du même capteur : il s'agit par exemple de plusieurs canaux du même satellite ou encore de séquences d'images pour des scènes en mouvement. Les données sont alors relativement homogènes car elles correspondent à des mesures physiques similaires.
- plusieurs images de capteurs différents : il s'agit du cas le plus fréquent où les principes physiques différents des capteurs permettent d'avoir des points de vue complémentaires sur les images. Puisque les différents capteurs ne donnent pas le même aspect du phénomène, l'hétérogénéité est alors beaucoup plus importante. Ce type de problème est assez courant, surtout en imagerie satellitaire (capteurs visuels, infrarouge,...).
- plusieurs informations extraites d'une même image : il s'agit de situations dans lesquelles on extrait divers types d'information d'une image à l'aide de plusieurs détecteurs, opérateurs, classifieurs, etc. Ce dernier aspect est celui qui nous intéresse, puisque nous disposons d'une image que nous avons segmentée en fonction des différents attributs.

4.1.1.1.5 Systèmes de fusion

On ne fait pas toujours bien la distinction entre deux notions de fusion que sont l'imprécision et l'incertitude sur les données contenues dans les images à fusionner. L'imprécision relève d'une perception (subjective) et l'incertitude d'une vérité (objective) [Bloc03]. Les principales étapes à résoudre pour construire un processus de fusion sont présentées sur la figure 4.7.

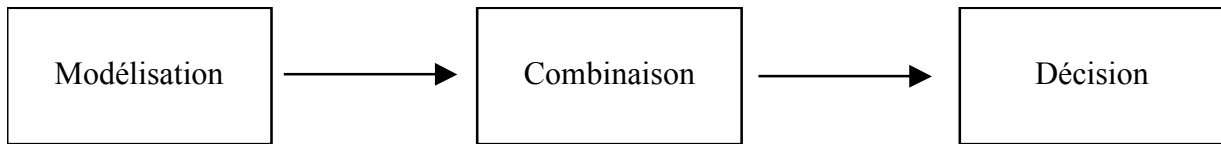


Fig. 4.7 : Etapes d'un processus de fusion

Un certain nombre de méthodes permettent de modéliser l'imprécision et l'incertitude sur les informations à fusionner. A partir de cette modélisation, une combinaison adaptée des informations imprécises et incertaines est recherchée. C'est ce qui constitue la fusion à proprement parler. L'étape de décision constituera le classement des données fusionnées en familles distinctes permettant l'interprétation sans ambiguïté de l'image des fusions.

➤ **Modélisation**

L'étape de modélisation constitue le passage des informations extraites des images à une représentation mathématique liée à une théorie particulière. Ces théories plus ou moins abouties qui ont chacune leur spécificité sont :

- la théorie des probabilités associée à la théorie bayésienne [Abid92] [Bloc03] repose sur des bases mathématiques solides et propose un large éventail d'outils permettant la modélisation. On attribue à chaque pixel une probabilité conditionnelle d'appartenance à une classe donnée. Malheureusement, bien que représentant bien l'incertitude entachant l'information, elle ne tient pas bien compte, voire escamote, l'imprécision. De plus, elle constitue un cadre très strict nécessitant le respect de contraintes potentiellement handicapantes.
- la théorie des ensembles flous [Kauf77] [Bano81] [Bouc95] [Bloc03], appliquée depuis peu au traitement d'images, constitue un très bon outil de modélisation des imprécisions inhérentes aux données des images. Elle offre ainsi une grande variété d'opérateurs de fusion couvrant toute la gamme de comportements possibles. Chaque pixel a un degré propre d'appartenance à une certaine classe. L'inconvénient de cette théorie est qu'elle modélise essentiellement le caractère imprécis des informations, l'incertitude étant représentée de manière implicite, non directement accessible. De cette théorie, dérive la théorie des possibilités qui modélise à la fois l'imprécision et l'incertitude. A chaque pixel est associé un degré d'appartenance, comme précédemment, et de plus, une possibilité et une nécessité caractérisant l'événement.
- la théorie des croyances de Dempster et Shafer [Demp67] [Shaf76] [Bloc03] modélise également l'imprécision et l'incertitude, ce qui constitue donc une généralisation de la théorie des probabilités. A chaque pixel, on attribue une masse, une plausibilité et une crédibilité propres. Cette théorie permet de combiner des informations provenant de plusieurs sources d'information disparates pour

produire un résultat d'inférence. Celui-ci peut aider à la prise de décision, avec un certain degré de certitude, pour un problème quelconque du monde réel. Elle vise alors à construire un ensemble le plus cohérent possible à partir de connaissances et de données imparfaites.

➤ **Combinaison**

Une fois modélisées, les informations contenues dans les images issues de différents capteurs peuvent être combinées selon des règles propres au cadre théorique choisi.

Les combinaisons probabilistes et bayésiennes apportent une mesure de la probabilité d'appartenance d'un point à une classe particulière étant données les images originelles. Ces combinaisons ont l'avantage d'être basées sur des théories mathématiques solides. Cependant elles sont contraintes par les axiomes des probabilités. Leur utilisation nécessite, en pratique, des hypothèses simplificatrices et l'estimation de probabilités a priori, ce qui en rend l'utilisation hasardeuse.

Les combinaisons floues et possibilistes se déclinent sous de nombreuses variantes, ce qui constitue leur principal avantage. L'opérateur de fusion associé est sélectionné à partir de plusieurs critères. Un premier critère est le comportement de l'opérateur (constant, variable...). Un second critère de choix repose sur les propriétés que l'on souhaite attribuer à l'opérateur (affaiblissement, idempotence ou renforcement...). Un troisième critère est le comportement de l'opérateur confronté à des situations conflictuelles. Un dernier critère est sa capacité à discriminer des situations différentes.

La combinaison dans la théorie des croyances repose sur l'évaluation du conflit entre les sources. L'avantage par rapport aux méthodes probabilistes réside dans le fait que l'on dispose d'un facteur de normalisation permettant de juger de la qualité de la combinaison.

➤ **Décision**

La dernière étape constitue la décision, par exemple le choix de l'appartenance ou non d'un point à une classe donnée. Ici encore, à chaque cadre théorique correspondent ses propres règles de décision. La qualité de la décision est mesurée selon deux critères :

- le premier porte sur la franchise de la décision : la mesure associée à la décision est comparée à un seuil ;
- le second porte sur la discrimination de la décision : la mesure associée à la décision est comparée aux deux valeurs les plus fortes.

Des informations supplémentaires (sur le contexte ou le domaine d'application) peuvent intervenir à chacune de ces étapes. D'autres modèles existent et certains proposent de prendre une décision locale au niveau de chaque source séparément, avant qu'elle soit combinée avec les autres, tandis que d'autres utilisent une combinaison des représentations des informations relatives à la même décision, ou un modèle hybride [Bloc03].

4.1.1.2 Schéma de fusion retenu : méthode basée sur la théorie des ensembles flous

Depuis un certain moment, très peu d'algorithmes de traitement d'images opèrent seulement sur la base du simple pixel, mais plutôt sur un ensemble de pixels du fait de la complexité toujours croissante des images et notamment de celles acquises par les satellites. En conséquence, de nouveaux schémas de fusion d'images sont apparus et l'on recense parmi ceux-ci, la fusion de résultats de segmentation.

Une technique de segmentation n'est pas capable, à elle seule, de faire ressortir la grande variété d'informations que l'on peut observer sur une image naturelle. Par conséquent, la fusion des informations fournies, par exemple, par plusieurs segmentations des attributs de l'image semble indispensable pour aboutir à une segmentation plus représentative de l'image originale. Le principe de cette approche consiste donc à fusionner les résultats de plusieurs segmentations. A partir de plusieurs informations d'entrée, ce processus de fusion mène à une prise de décision concernant l'appartenance de l'élément observé à une certaine classe. De tels systèmes mettent généralement en jeu des informations d'entrée complémentaires ce qui permet, en les combinant, d'obtenir une information sémantiquement plus riche. Ces systèmes utilisant la combinaison d'informations, donnent de meilleurs résultats.

C'est ainsi qu'un processus de combinaison adapté à notre problème est nécessaire pour réaliser cette fusion puisque les paramètres d'entrée dont nous disposons sont de natures et d'ordres de grandeur différents. Pour ceci, notre choix s'est porté sur le schéma de fusion [Huet98] faisant appel au calcul du coefficient d'appartenance d'un pixel à chaque classe dont nous exposons ci-dessous le principe.

Le schéma de fusion est représenté sur la figure 4.8. Considérons N attributs I_j représentant des segmentations en P classes C_i . Soit x_i^j l'élément sur lequel porte la décision, c'est-à-dire le point de l'attribut I_j associé à la classe C_i . Nous déterminons d'abord la mesure λ_i^j qui représente le coefficient d'appartenance du point x_i^j de l'attribut I_j à la classe C_i . Puis, par une fusion des coefficients d'appartenance de chaque classe, nous déterminons la valeur λ_i correspondant au coefficient d'appartenance à la classe C_i . Enfin, une décision est prise parmi ces valeurs λ_i pour affecter l'élément x_i^j à la classe correspondante.

Les mesures λ_i^j ont des interprétations différentes et prennent des formes mathématiques variées selon les cadres théoriques employés pour une fusion. Dans notre approche, nous déterminons ces coefficients d'appartenance grâce à la théorie des ensembles flous qui fournit un très bon outil pour représenter explicitement des informations imprécises. Dans le contexte de la théorie des ensembles flous, les configurations possibles d'observation pour un élément par rapport à une classe, déterminent un sous-ensemble flou auquel on peut associer une fonction d'appartenance [Quid01a]. Dans ce formalisme, la mesure s'identifie à la fonction d'appartenance. L'intérêt des ensembles flous est de pouvoir assigner plusieurs classes à un

individu donné avec des degrés d'appartenance différents et de repousser ainsi l'étape ultime de décision. Les mesures floues proposées font intervenir une fonction décroissante de la distance à l'ensemble flou.

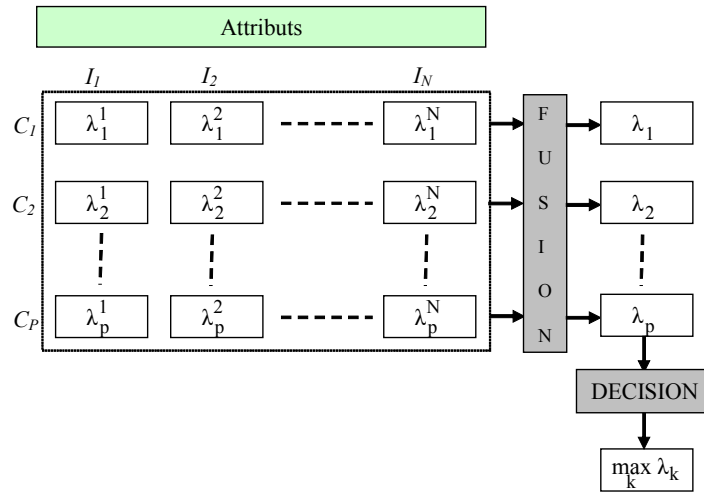


Fig. 4.8 : Schéma de fusion

Donc, le problème revient à associer à chaque sous-espace relatif à un attribut donné I_j d'une classe donnée C_i , une fonction d'appartenance et de l'identifier simplement à la mesure recherchée λ_i^j . La S-fonction de Zadeh [Zade65] [Quid01b] permet de réaliser une telle fonction d'appartenance :

$$S(x, \alpha, \beta, \gamma) = \begin{cases} 0.0 & si \quad |x| < \alpha \\ 1.0 & si \quad |x| \geq \gamma \\ 2(x - \alpha)^2 / (\gamma - \alpha)^2 & si \quad \alpha \leq |x| < \beta \\ 1 - 2(x - \gamma)^2 / (\gamma - \alpha)^2 & si \quad \beta \leq |x| < \gamma \end{cases} \quad (4.1)$$

$\Delta\beta = \gamma - \alpha$ est la zone floue et β le point de croisement.

Un exemple est donné sur la figure 4.9 qui représente l'allure de la courbe représentant le degré d'appartenance en utilisant la S-fonction de Zadeh.

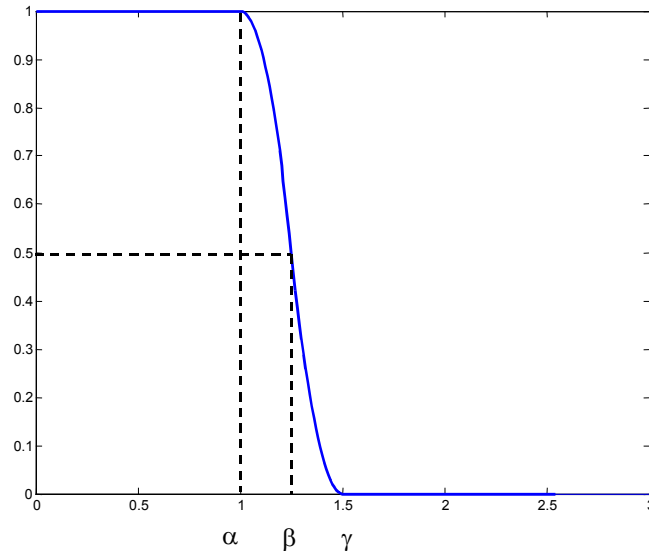


Fig. 4.9 : Courbe de $\lambda(x) = 1 - S(x, \alpha, \beta, \gamma)$ pour x de 0 à 3

$$\alpha = 1, \gamma = 1.5 \text{ et } \beta = (\alpha + \gamma)/2 = 1.25$$

En posant $x = \frac{|x_i^j - \bar{x}_i^j|}{\sigma_i^j}$, on utilise la fonction suivante pour déterminer le degré d'appartenance λ_i^j du point courant x_i^j :

$$\lambda_i^j = 1 - S(x, \alpha, \beta, \gamma) \tag{4.2}$$

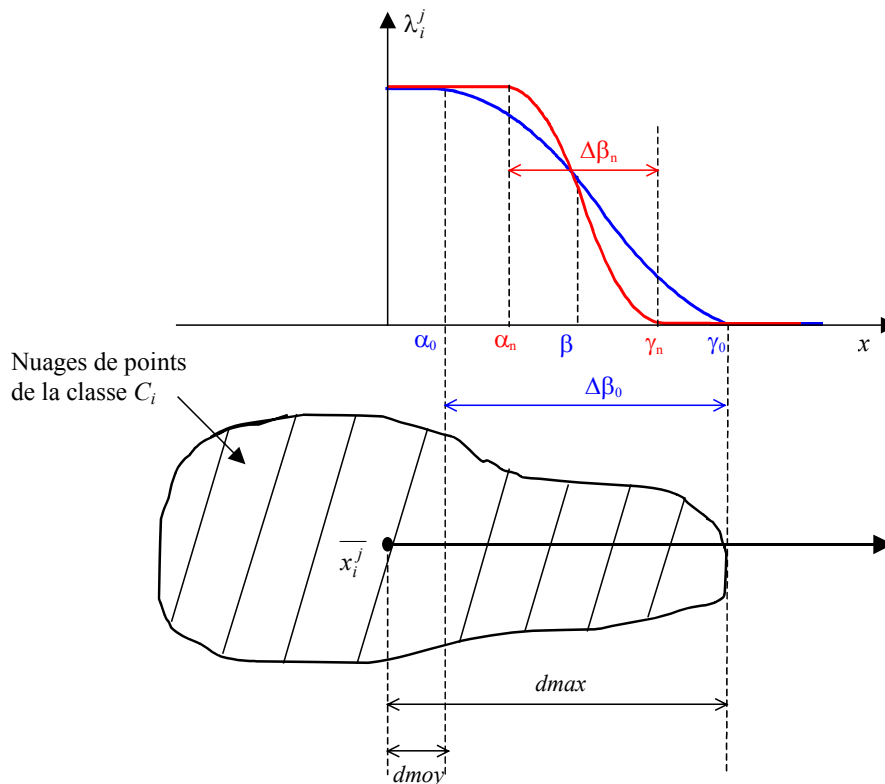


Fig. 4.10 : Configuration des paramètres α, β, γ

En se basant sur le dispositif représenté par la figure 4.10, nous avons eu à faire plusieurs tests pour le choix des paramètres α , β et γ pour la détermination des mesures λ_i^j . Nous définissons $dmax$ comme étant la distance du point x_i^j le plus éloigné de la moyenne $\overline{x_i^j}$ de la classe et $d moy$, la distance moyenne des points de la classe à leur moyenne $\overline{x_i^j}$. Ainsi, nous posons que les points x_i^j se trouvant à moins de $d moy$ de $\overline{x_i^j}$ ont comme mesure $\lambda_i^j = 1$, tandis que ceux se trouvant au-delà de la distance $dmax$ ont comme mesure $\lambda_i^j = 0$. En effet, tout point éloigné de $\overline{x_i^j}$ de plus de la distance $dmax$ n'est pas de la classe, tandis que ceux qui sont proches de leur moyenne (à moins de $d moy$) sont plus probables d'appartenir à la classe. Entre les deux, nous avons la zone floue $\Delta\beta_n$ dont les mesures des points x_i^j se trouvant dans cette zone sont comprises entre 0 et 1.

Après plusieurs tests, nous fixons :

$$\alpha_0 = d moy \quad \gamma_0 = dmax \quad \beta = (\alpha_0 + \gamma_0) / 2 \quad \Delta\beta_0 = \gamma_0 - \alpha_0$$

Afin de déterminer une largeur optimale pour la zone floue, nous définissons :

$$\alpha_n = \beta - \Delta\beta_n / 2 \quad \gamma_n = \beta + \Delta\beta_n / 2 \quad \Delta\beta_n = \Delta\beta_0 / n$$

où n est un paramètre d'ajustement.

Nous présentons les différents résultats obtenus avec différentes valeurs de n dans l'Annexe 2. Après analyse de ces résultats comparés avec ceux de IDDI, nous choisissons $n = 2$. En effet, nous observons une meilleure ressemblance avec les images IDDI lorsque le paramètre d'ajustement $n = 2$.

La mesure λ_i^j que nous avons utilisée, a l'intérêt de relier la notion de frontière floue d'un ensemble donné à ses grandeurs statistiques (moyenne et écart-type) en autorisant une marge $\Delta\beta_n$ plus ou moins grande autour de β .

Après avoir déterminé les coefficients d'appartenance λ_i^j , nous recherchons les coefficients de chaque classe λ_i (fig. 4.8). Pour cela, nous avons choisi parmi la moyenne, le barycentre et le maximum des mesures dans la classe. Dans notre cas, la règle choisie est le maximum du coefficient d'appartenance. Ce choix est motivé par non seulement les résultats obtenus et présentés dans l'Annexe 2, mais aussi par les travaux réalisés par *Huet et al.* [Huet98].

Ensuite, nous procédons à la classification qui assigne à chaque pixel l'étiquette de la classe dans laquelle il a le plus grand degré d'appartenance (fig. 4.8). Ceci est le dernier niveau de fusion, c'est à dire la décision sur les fusions. Nous avons considéré ici le maximum par rapport aux différentes classes.

4.1.2 Application sur les attributs statistiques du premier ordre

Nous allons donc opérer à partir des attributs statistiques du premier ordre. Après avoir segmenté l'image de départ, nous déterminons les histogrammes des différents attributs par rapport au masque continent afin de voir ceux qui sont multimodaux. Ensuite, nous utilisons la technique de seuillage multi-seuils afin de séparer les différents modes. Les figures 4.11 à 4.13 représentent les images des attributs ainsi que leur histogramme correspondant à la zone continent et les images résultats obtenus après séparation des différents modes. Sur la zone continent, objet de la segmentation, nous indiquons trois couleurs : rouge qui représente la présence de nuages de poussières, noire l'absence de nuages de poussières, blanc et jaune que nous interprétons comme une zone d'incertitude.

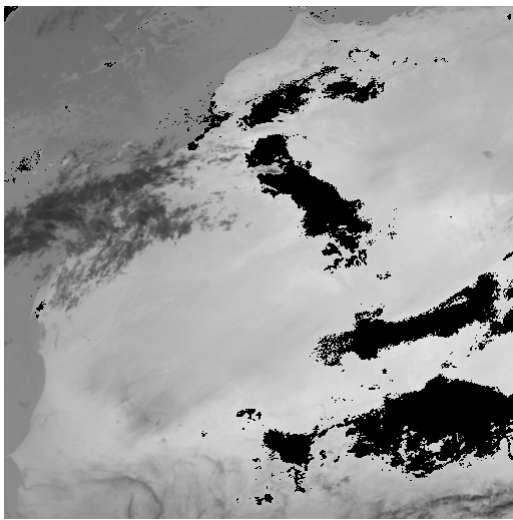


Fig. 4.11.a : Attribut origine

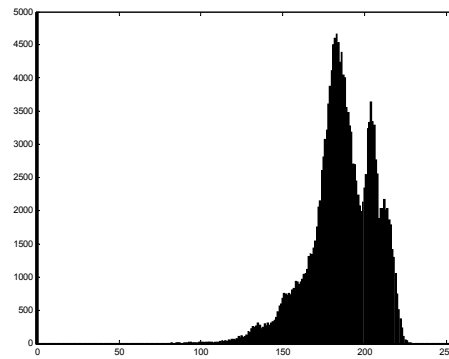


Fig. 4.11.b : Histogramme de l'attribut origine dans la zone continent

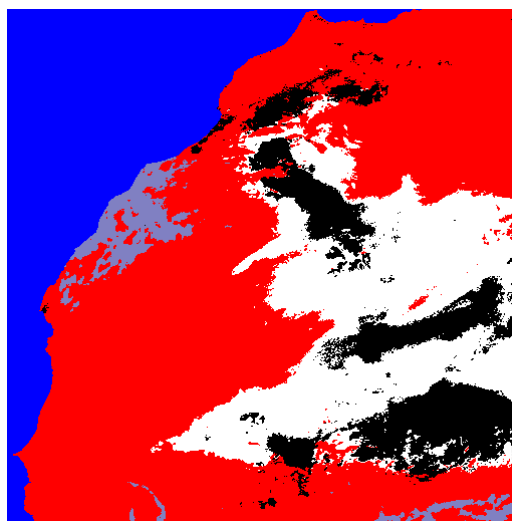


Fig. 4.11.c : Attribut origine segmenté

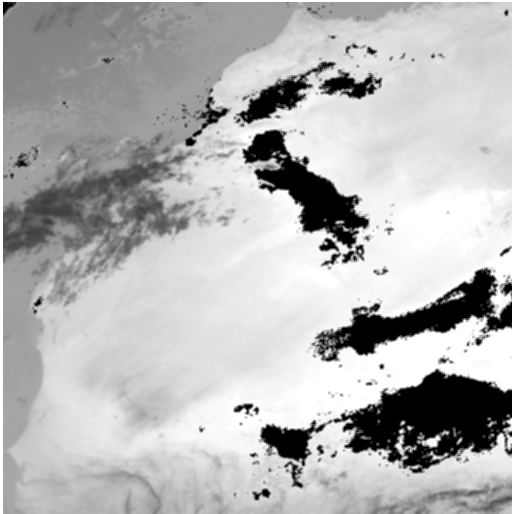


Fig. 4.12.a : Attribut moyenne

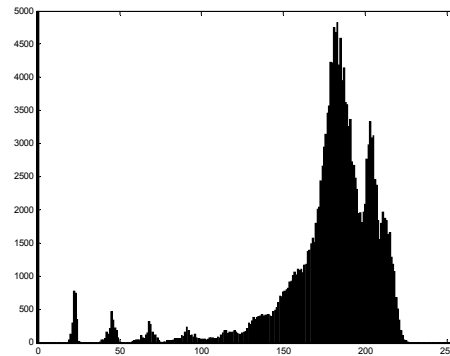


Fig. 4.12.b : Histogramme de l'attribut moyenne dans la zone continent

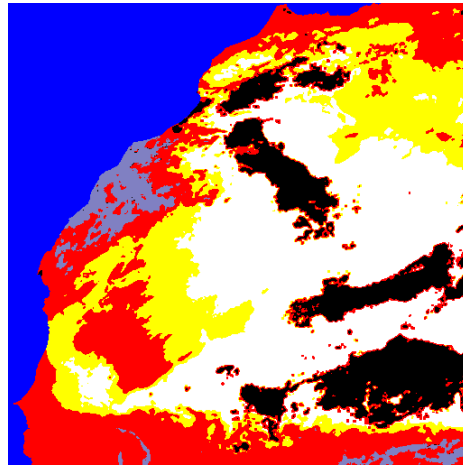


Fig. 4.12.c : Attribut moyenne segmenté

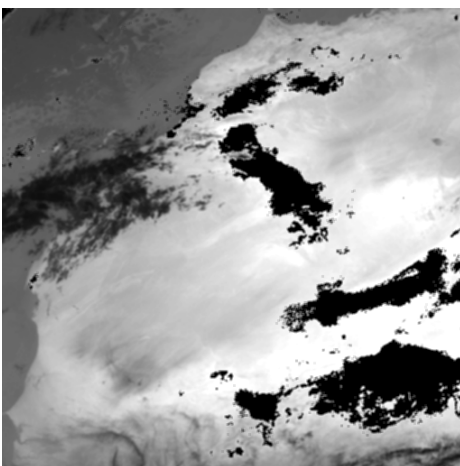


Fig. 4.13.a : Attribut contraste

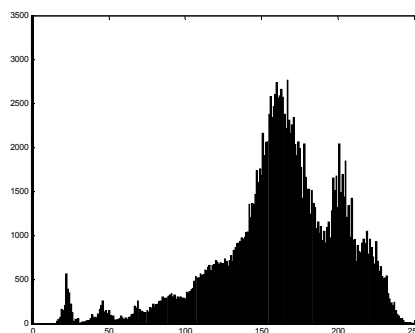


Fig. 4.13.b : Histogramme de l'attribut contraste dans la zone continent

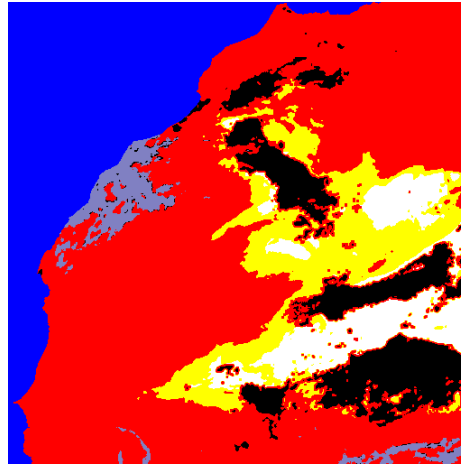


Fig. 4.13.c : Attribut contraste segmenté

■ Bleu (océan)
 ■ Mauve (nuages d'eau)
 ■ Rouge (présence de nuages de poussière)
■ Noir (absence de nuages de poussière)
 □ Blanc (zone d'incertitude)
■ Jaune (zone d'incertitude)

Sur ces résultats de segmentation, nous appliquons alors la fusion de résultats de segmentation décrite plus haut afin de réduire voire éliminer les zones d'incertitude. L'image obtenue est représentée sur la figure 4.14(a). Nous la comparons ici avec l'image IDDI correspondante (fig.4.14(b)) et avec le même code de couleurs. Nous pouvons observer que nous sommes, dans l'ensemble, en bon accord car nous avons une bonne analogie des formes sur la partie nuage de poussières (zone rouge) ainsi que sur la partie absence de nuages de poussières (zone noire). De plus, en comparant l'image obtenue avec le résultat de la première solution (fig. 4.14(a) et 4.14(c)), nous constatons une zone d'incertitude réduite (partie blanche de la figure 4.14(a)). Cette solution apporte donc une amélioration à la première.

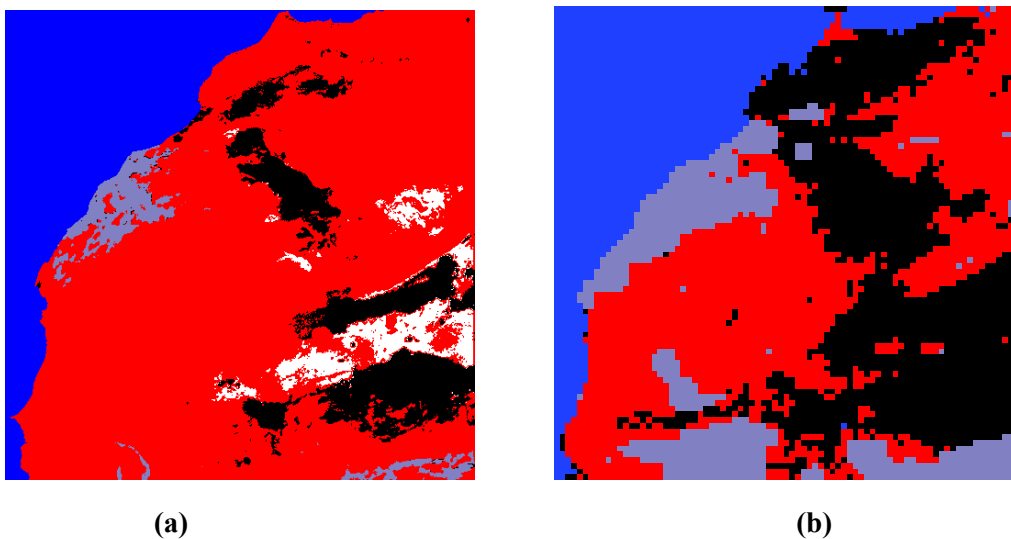


Fig. 4.14 : (a) Résultat de la fusion obtenue sur l'image du 20 mai 1999 à 12h ;
(b) Image IDDI correspondante

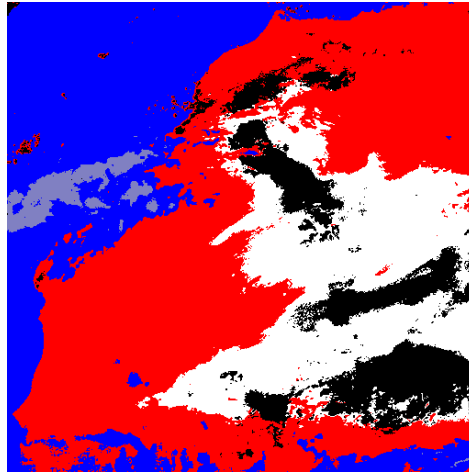


Fig. 4.14(c) : Résultat obtenu avec la première solution

■ Bleu (océan)
 ■ Mauve (nuages d'eau)
 ■ Rouge (présence de nuages de poussière)
■ Noir (absence de nuages de poussière)
 □ Blanc (zone d'incertitude)

Nous présentons également d'autres résultats obtenus en appliquant cette solution améliorée sur les images du 21, 22/05/99 et du 2, 3, 4/04/99 à 12h que nous comparons aussi aux images correspondantes obtenues à l'aide de IDDI (fig.4.15 à 4.19). Nous observons que ces résultats confortent notre interprétation précédente, notamment sur les parties montrant la présence ou l'absence de nuages de poussières dans la zone continent.

Nous présentons sur le tableau 4.1, les taux moyens de classification de présence et d'absence de nuages de poussière ainsi que celui global (présence et absence de nuages de poussière). Ce tableau montre que la présence de nuages de poussière est en bonne concordance, par contre, le taux d'absence de nuages de poussière est très faible. Cependant, le taux global montre que cette détection est assez satisfaisante dans l'ensemble.

	Présence de nuages de poussière	Absence de nuages de poussière	Présence et absence de nuages de poussière
Taux moyen de classification	94.39%	25.16%	59.56%

Tableau 4.1 : Taux moyens de classification entre les résultats de fusion avec les attributs statistiques du 1^{er} ordre et les images IDDI correspondantes.

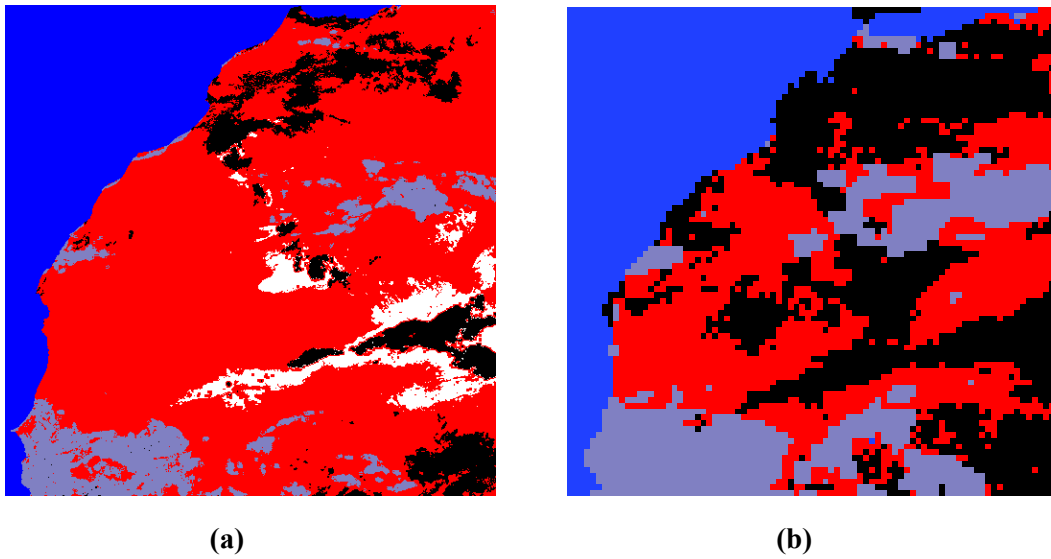


Fig. 4.15 : (a) Résultat de la fusion obtenue sur l'image du 21 mai 1999 à 12h ;
(b) Image IDDI correspondante

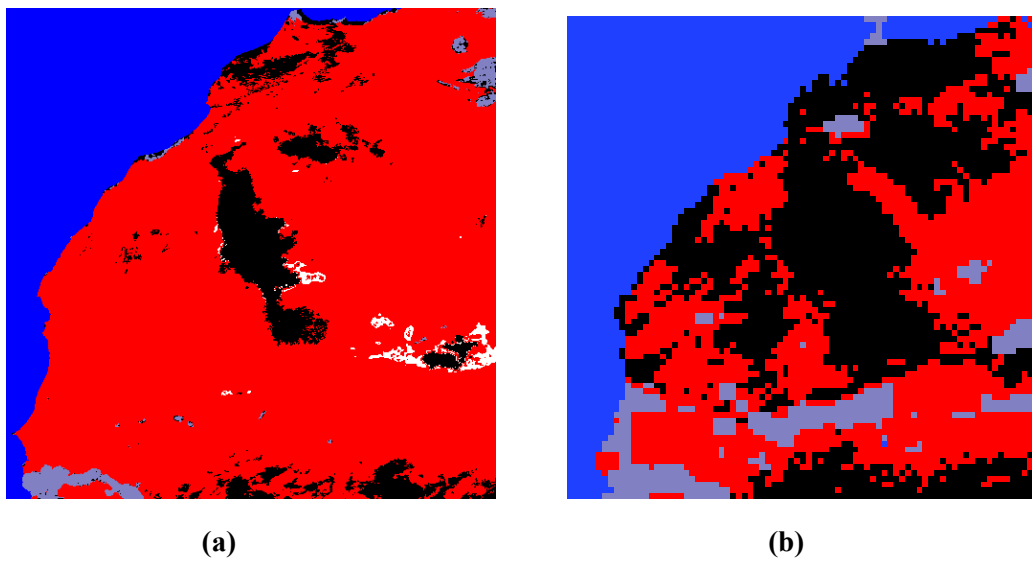


Fig. 4.16 : (a) Résultat de la fusion obtenue sur l'image du 22 mai 1999 à 12h ;
(b) Image IDDI correspondante

■ Bleu (océan) ■ Mauve (nuages d'eau) ■ Rouge (présence de nuages de poussière)
■ Noir (absence de nuages de poussière) □ Blanc (zone d'incertitude)

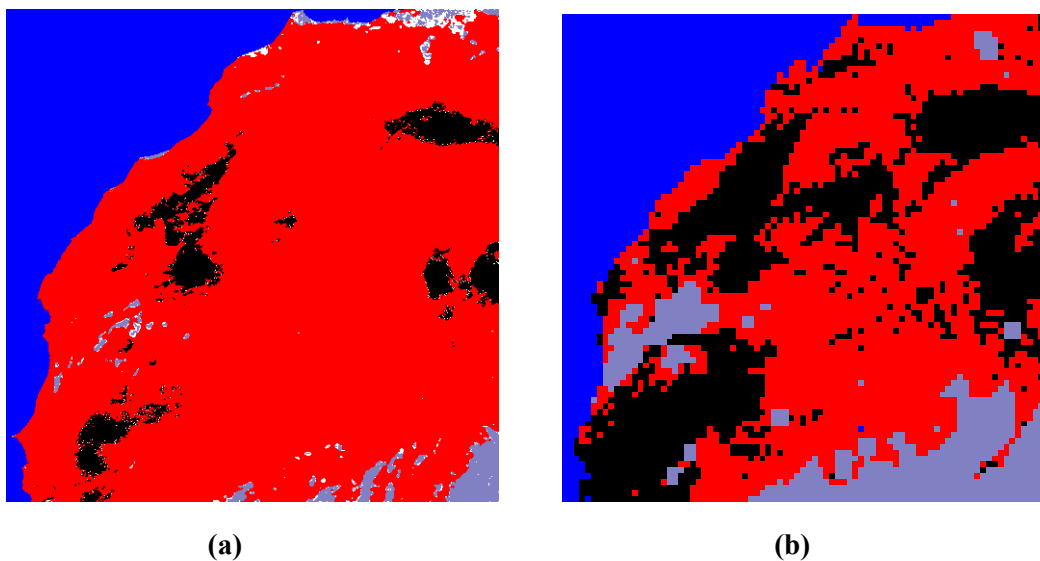


Fig. 4.17 : (a) Résultat de la fusion obtenue sur l'image du 02 avril 1999 à 12h ;
(b) Image IDDI correspondante

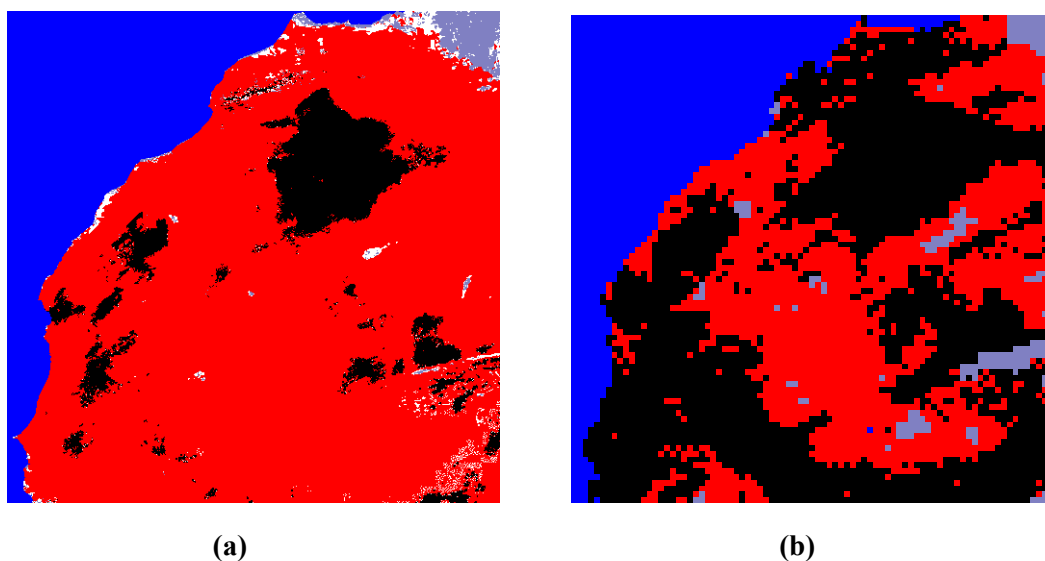


Fig. 4.18 : (a) Résultat de la fusion obtenue sur l'image du 03 avril 1999 à 12h ;
(b) Image IDDI correspondante

■ Bleu (océan) ■ Mauve (nuages d'eau) ■ Rouge (présence de nuages de poussière)
■ Noir (absence de nuages de poussière) □ Blanc (zone d'incertitude)

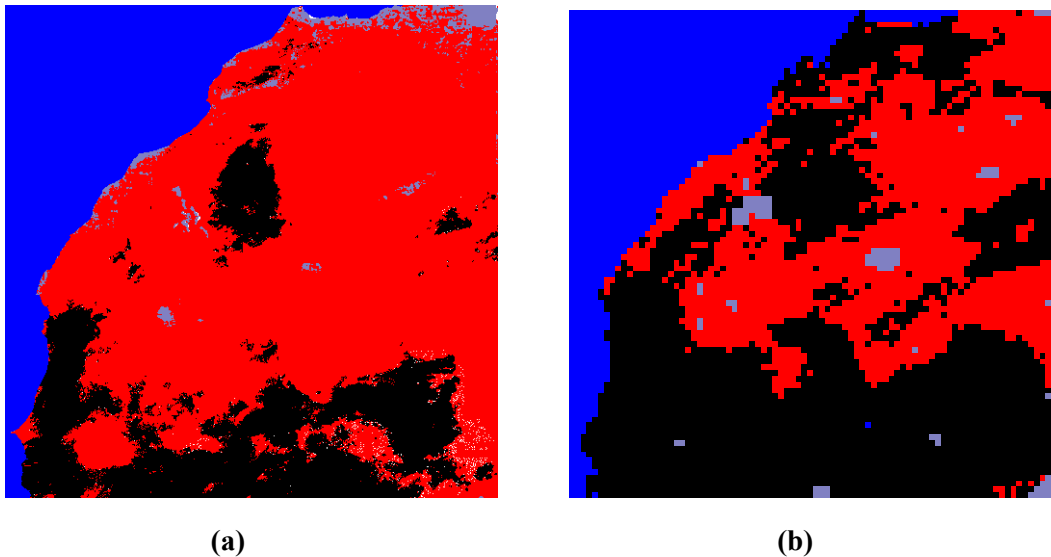


Fig. 4.19 : (a) Résultat de la fusion obtenue sur l'image du 04 avril 1999 à 12h ;
(b) Image IDDI correspondante

Ces résultats s'appuient sur les attributs statistiques du premier ordre, les attributs statistiques du second ordre apportent des informations complémentaires, il nous apparaît intéressant de les exploiter et nous allons donc les introduire.

4.2 Les attributs statistiques du second ordre : matrice de cooccurrence

Pour prendre en compte l'information de voisinage dans une analyse de textures, il est intéressant d'utiliser des méthodes statistiques d'ordre deux du fait qu'elles mettent en jeu deux pixels simultanément. Une des méthodes les plus utilisées pour l'analyse de textures et en particulier pour la classification est celle de la matrice de cooccurrence ou méthode de dépendance spatiale des niveaux de gris appelée aussi SGLDM (Spatial Gray Level Dependence Method) introduite par *Haralick et al.* [Hara73]. Elle permet de déterminer la fréquence d'apparition d'un "motif" formé de deux pixels séparés par une distance dans une direction particulière. Plusieurs travaux ont montré que les matrices de cooccurrence contiennent une information texturale importante qui améliore la discrimination des classes ayant une hétérogénéité interne et des formes structurales [Fran89] [Akon03]. Certaines études ont aussi montré l'intérêt des matrices de cooccurrence en traitement d'image [Chen79] [Arvi04] appliqué à de nombreux domaines : médecine [Smut03], police scientifique [Verm02], industrie textile [Abdu02] et plus particulièrement en télédétection comme la classification de nuages [Gu91], la détection des glaces de mer [Clau01], l'occupation du sol [Marc90], l'urbanisme [Mora03] et l'agro-foresterie [Lelo03]. Pour un complément d'information sur les matrices de cooccurrence on pourra se référer, par exemple, à l'ouvrage de *Cocquerez et Philipp* [Cocq95].

Après une brève définition de la matrice de cooccurrence, nous présentons les attributs de texture d'*Haralick* utilisés dans nos travaux. Ensuite, nous présentons le choix des différents paramètres utilisés lors de la détermination de ces attributs et pour finir, nous exposons les résultats obtenus après application des deux solutions.

4.2.1 Définition de la matrice de cooccurrence

Soit $I(x,y)$ la fonction image définie sur un domaine D telle que $I(x,y)=0,1,2,\dots,N_g-1$, où N_g est le nombre de niveaux de gris dans l'image et soit R une relation spatiale liant deux pixels.

La matrice de cooccurrence du domaine D relative à la relation R est définie par le terme général suivant :

$$m(i, j, R) = \text{card} \left\{ \left. \begin{array}{l} ((x, y), (x', y')) \in D, \text{ vérifiant } R \\ \text{et tel que } I(x, y) = i, I(x', y') = j \end{array} \right\} \quad i = 0 \dots N_g - 1 \text{ et } j = 0 \dots N_g - 1 \quad (4.3)$$

Chaque élément $m(i,j,R)$ représente le nombre de couples de points du domaine D liés par la relation R , l'un ayant le niveau de gris i et l'autre le niveau de gris j . La taille de la matrice de cooccurrence est $N_g \times N_g$.

On peut également définir la matrice de cooccurrence normalisée en divisant chaque élément $m(i,j,R)$ par le nombre total de couples du domaine D vérifiant R .

$$M(i, j, R) = \frac{m(i, j, R)}{N} \quad \text{avec :} \quad N = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} m(i, j, R) \quad (4.4)$$

$M(i,j,R)$ est donc la probabilité de trouver un couple de points du domaine D , l'un ayant le niveau de gris i et l'autre de niveau j , vérifiant R . Cette relation spatiale R liant les deux points est définie par la distance d entre ces deux points et leur orientation θ par rapport à l'horizontale. Ainsi les matrices de cooccurrence usuelles sont définies pour des distances d discrètes entre deux points et pour quatre orientations spécifiques : horizontales ($\theta = 0^\circ$), verticale ($\theta = 45^\circ$), diagonale gauche ($\theta = 90^\circ$) et diagonale droite ($\theta = 135^\circ$).

L'intérêt des matrices de cooccurrence est de pouvoir évaluer localement le contenu textuel dans une petite région de l'image, permettant ainsi de détecter des changements dans les statistiques locales du signal.

4.2.2 Attributs de texture de la matrice de cooccurrence

Quatorze paramètres descriptifs des textures, tels qu'ils sont définis par *Harralick et al.* [Hara73], peuvent être extraits à partir de la matrice de cooccurrence. Parmi ceux ci, nous avons retenu les plus fréquemment utilisés en télédétection [Sali92] [Kayi02] : la moyenne, la variance, la corrélation, le contraste, le second moment angulaire (énergie), la directivité, l'entropie, l'homogénéité locale (moment de différence inverse) et l'uniformité.

➤ **Corrélation (Cor)**

$$Cor = \frac{\sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i - \mu_x)(j - \mu_y) M(i, j, R)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (4.5)$$

où μ_x , μ_y , σ_x^2 , σ_y^2 , représentent les moyennes et les variances respectivement selon les lignes et les colonnes qui sont données par les formules suivantes :

$$\begin{aligned} \mu_x &= \sum_{i=0}^{N_g-1} i M_x(i) & \mu_y &= \sum_{j=0}^{N_g-1} j M_y(j) \\ \sigma_x^2 &= \sum_{i=0}^{N_g-1} (i - \mu_x)^2 M_x(i) & \sigma_y^2 &= \sum_{j=0}^{N_g-1} (j - \mu_y)^2 M_y(j) \end{aligned}$$

$$\text{avec } M_x(i) = \sum_{j=0}^{N_g-1} M(i, j, R) \quad M_y(j) = \sum_{i=0}^{N_g-1} M(i, j, R)$$

La corrélation correspond à la quantité normalisée des valeurs indiquant le degré de la liaison linéaire existant entre deux variables. De ce fait, on dit que ce paramètre quantifie la dépendance directionnelle des niveaux de gris, il atteint ses plus grandes valeurs lorsque θ est proche de l'orientation des lignes de la texture.

➤ **Contraste (Cont)**

$$Cont = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i - j)^2 M(i, j, R) \quad (4.6)$$

Le contraste permet de mesurer les variations locales des niveaux de gris : il est une mesure naturelle de la dispersion des niveaux de gris. Une petite valeur de contraste indique une forte concentration des occurrences de niveaux de gris sur la diagonale principale de la matrice de cooccurrence et représente donc une texture grossière. Tandis qu'une grande valeur de contraste décrit des occurrences étalées autour de la diagonale principale et représente une texture fine. Si une image présente une faible dynamique, les valeurs de contraste sont très faibles et ne permettent pas alors de discriminer des sous-structures particulières.

➤ **Second Moment Angulaire ou Energie (Eng)**

$$Eng = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} M^2(i, j, R) \quad (4.7)$$

L'énergie permet de mesurer l'homogénéité de l'image. Cet indice est d'autant plus élevé que l'on retrouve souvent le même couple de pixels, donc une texture homogène. C'est le cas lorsque le niveau de gris est uniforme ou lorsqu'il y a périodicité. Il est d'autant plus faible

qu'il y a peu de zones homogènes : dans ce cas, il existe beaucoup de transitions de niveaux de gris.

➤ **Directivité (Dir)**

$$Dir = \sum_{i=0}^{N_g-1} M(i, i, R) \quad (4.8)$$

Elle permet de sommer les éléments diagonaux de la matrice de cooccurrence. Elle donne une valeur qui est de plus en plus importante lorsque la texture possède une orientation privilégiée dans le sens de la translation.

➤ **Entropie (Ent)**

$$Ent = - \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} M(i, j, R) \log[M(i, j, R)] \quad (4.9)$$

L'entropie permet de caractériser le degré de granularité de l'image ; de ce fait elle donne une mesure de la complexité de la texture. Elle fournit un indicateur du désordre que peut présenter une texture. Elle est faible si on a souvent le même nombre de pixels, forte si chaque couple est peu représenté.

➤ **Homogénéité locale ou moment de différence inverse (Idm)**

$$Idm = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} \frac{1}{1 + (i - j)^2} M(i, j, R) \quad (4.10)$$

L'homogénéité donne une idée des similarités locales. Il reflète l'existence de plages uniformes de texture et affecte un poids de plus en plus faible au fur et à mesure qu'on s'éloigne de la diagonale principale. Plus la valeur de l'homogénéité est élevée, plus la texture est grossière.

➤ **Uniformité (Unif)**

$$Unif = \sum_{i=0}^{N_g-1} M^2(i, i, R) \quad (4.11)$$

Cette valeur est d'autant plus élevée qu'un même niveau de gris apparaît dans la texture.

4.2.3 Paramètres utilisés pour le calcul de la matrice de cooccurrence

Pour déterminer la matrice de cooccurrence, il faut fixer quatre paramètres de base : la taille de la matrice, la taille de la fenêtre d'analyse, la distance entre pixels et la direction d'étude.

➤ **Choix de la taille de la matrice de cooccurrence**

Pour ne pas avoir une taille de matrice trop élevée, on peut quantifier le niveau de gris afin

de réduire le temps de calcul dans la mise en œuvre de cette méthode et rendre ainsi les résultats plus significatifs. La raison est que la taille d'une matrice de cooccurrence qui prend en compte toute la dynamique de niveaux de gris est trop grande. Cependant, une diminution arbitraire est aussi un facteur de perte d'information. Par exemple, pour des images offrant une dynamique élevée (c'est le cas de nos images), le choix du type de quantification (linéaire, logarithmique, ...) ainsi que le nombre de niveaux est crucial.

C'est ainsi que nous avons choisi une quantification adaptative qui nous a permis de diminuer le nombre de niveaux de gris tout en minimisant l'erreur de quantification. Finalement, nous avons quantifié à 8 niveaux. Un exemple de l'image quantifiée est présenté sur la figure 4.21 et nous remarquons qu'elle est proche de l'originale (fig. 4.20).

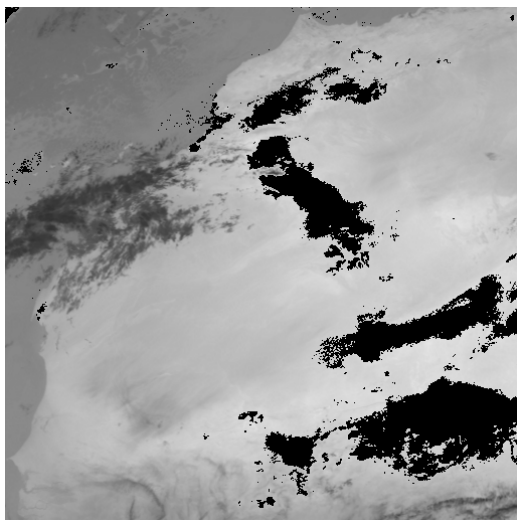


Fig. 4.20 : Image originale

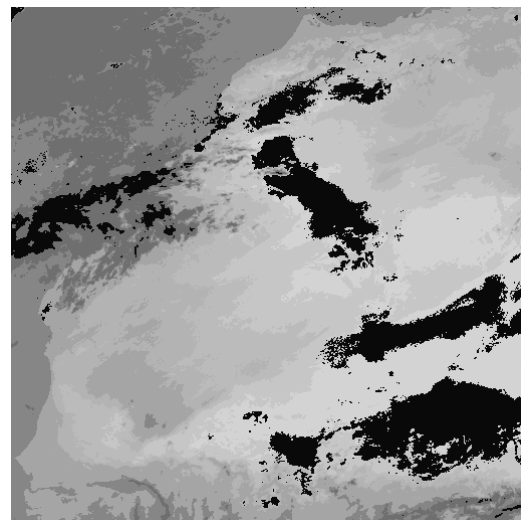


Fig. 4.21 : Image quantifiée

➤ Choix de la taille de fenêtre

L'efficacité d'une analyse de textures par les attributs extraits de la matrice de cooccurrence dépend de la taille de la fenêtre sur laquelle ils sont calculés. Si la taille de la fenêtre est trop petite, on ne peut pas extraire assez d'information spatiale, par contre si elle est trop grande, elle pourra soit chevaucher sur deux types de couvertures et introduire une information spatiale erronée, soit créer des zones de transition trop larges entre des régions voisines. Il faut donc rechercher la taille optimale de fenêtre qui contient un maximum d'information. Pour faciliter le choix de la fenêtre optimale, nous adopterons la méthode qui consiste à calculer le coefficient de variation d'un paramètre de texture donné pour chaque classe en fonction de la taille de la fenêtre. La taille optimale de la fenêtre choisie sera celle à partir de laquelle la valeur du coefficient de variation commence à se stabiliser pour la majorité des classes, tout en ayant la plus faible valeur [Soum99].

Mais, nous avons rencontré une difficulté en recherchant la taille optimale de la fenêtre, car la valeur du coefficient de variation ne se stabilisait pas. Cela est dû au fait que la dynamique de l'image de départ était trop forte. Afin d'extraire cette dynamique et pouvoir ainsi

déterminer la taille de fenêtre appropriée, nous avons fait la différence entre l'image de départ et l'image moyennée dont le résultat devient alors notre image de départ (fig.4.22).

A partir de cette image, nous avons déterminé le coefficient de variation (σ/m) sur les différentes classes (fig. 4.23). En observant la figure 4.20, nous constatons que le coefficient de variation se stabilise à partir d'une taille de fenêtre égale à 9. Aussi avons-nous choisi de déterminer les différents attributs de texture à travers des fenêtres 9×9 .

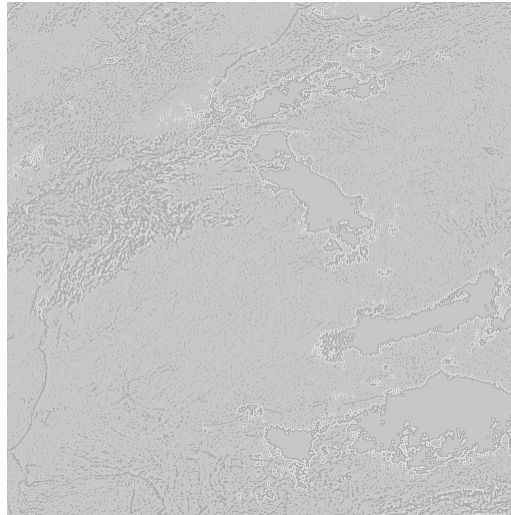


Fig. 4.22 : Image de départ quantifiée

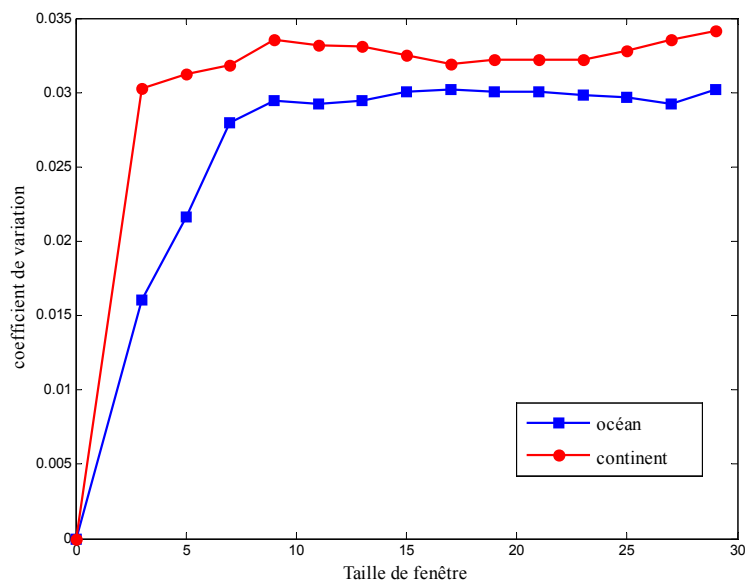


Fig. 4.23 : Courbes représentant le coefficient de variation en fonction de la taille de la fenêtre et la zone homogène considérée.

➤ Choix de la direction

L'intérêt de l'angle de direction θ est de prendre en compte les effets de directivité. Ainsi sans cette précision, une texture orientée majoritairement dans la direction nord-sud n'aurait pas la même description qu'une texture orientée dans la direction est-ouest.

Cependant, pour des raisons de complexité, on ne calcule la cooccurrence que pour quelques valeurs de θ . *Haralick et al.* propose de faire la moyenne des valeurs pour quatre directions (0° , 45° , 90° et 135°) [Hara73]. Nous avons choisi cette méthode dans le cadre de notre étude, car il est généralement admis que toute l'information texturale des matrices de cooccurrence est obtenue par ces paramètres [Akon03].

➤ **Choix de la distance entre pixels**

Le choix d'une distance d appropriée entre les pixels est étroitement lié à la finesse ou à la grossièreté de la texture de l'image à traiter. Plus la texture est grossière, plus la distance entre les pixels peut être choisie grande. En général, on trouve à la fois des textures fines et des textures grossières dans les images. Une distance d choisie grande peut donc être bonne pour certaines textures et ne pas être bonne pour d'autres textures de la même image. Il n'existe pas de méthode précise pour déterminer une distance pertinente, et calculer les matrices de cooccurrence pour tous les déplacements possibles est évidemment infaisable. En pratique, il a été établi qu'une distance courte donne généralement de bons résultats [Kart00]. Généralement, la distance entre pixels est fixée à un pixel puisque les textures les plus fines seraient difficilement discernables autrement.

4.2.4 Images des attributs de la matrice de cooccurrence

Nous présentons ici l'attribut origine (fig. 4.24) et les images obtenues après application des estimateurs statistiques du second ordre sur l'image de départ (fig. 4.25). Cette image de départ est obtenue en faisant une différence entre l'image d'origine et sa moyenne. Ce travail a été réalisé avec l'aide d'un stagiaire [Bakh05]. Pour une bonne visualisation des images d'attributs, nous avons appliqué la méthode utilisée lors de la présentation des images obtenues avec les estimateurs statistiques du premier ordre.

Les attributs obtenus avec les estimateurs statistiques du second ordre de la matrice de cooccurrence sont présentés sur les figures 4.26.

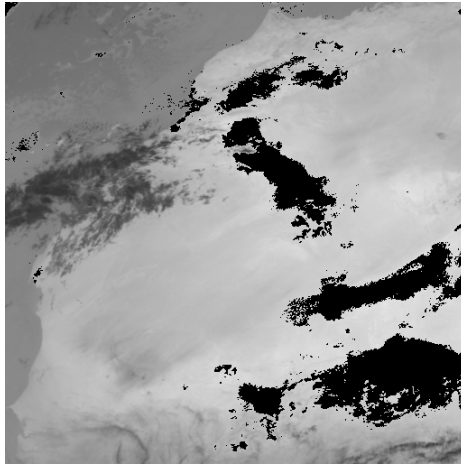


Fig. 4.24 : Attribut Origine

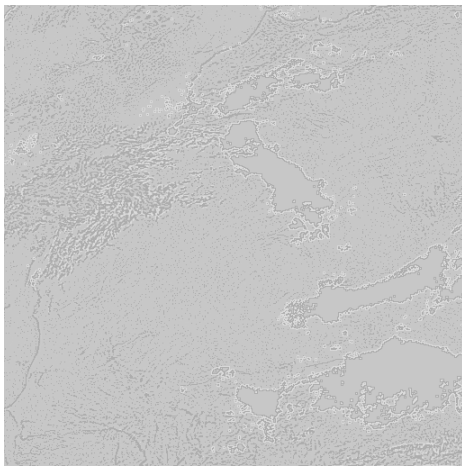


Fig. 4.25 : Image de départ

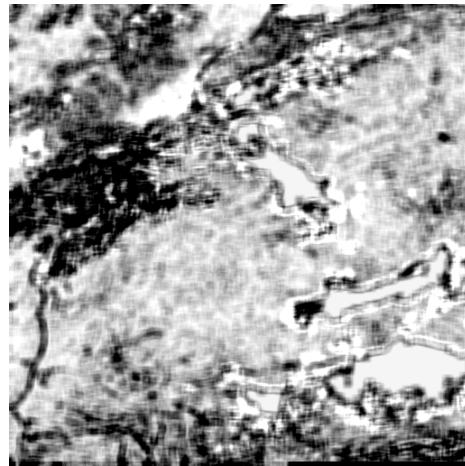


Fig. 4.26(a) : Attribut Moyenne

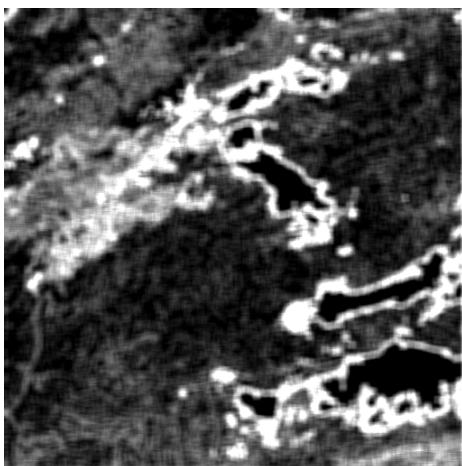


Fig. 4.26(b) : Attribut Contraste

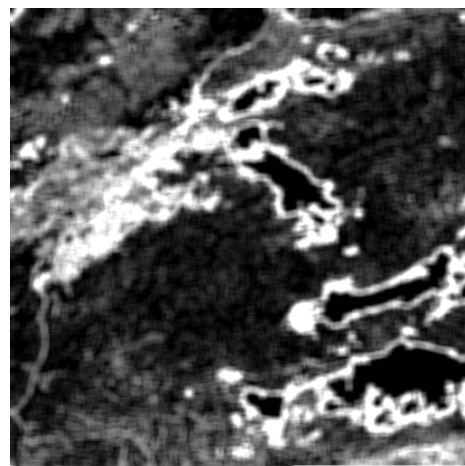


Fig. 4.26(c) : Attribut Variance

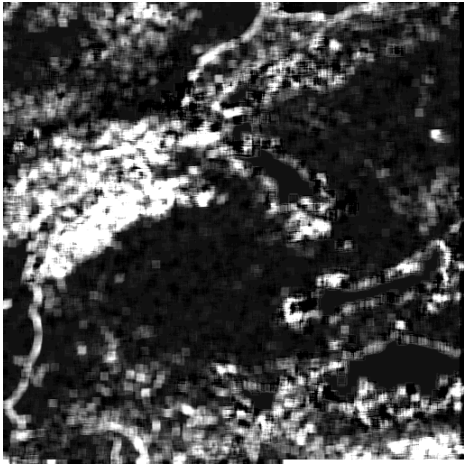


Fig. 4.26(d) : Attribut Corrélacion

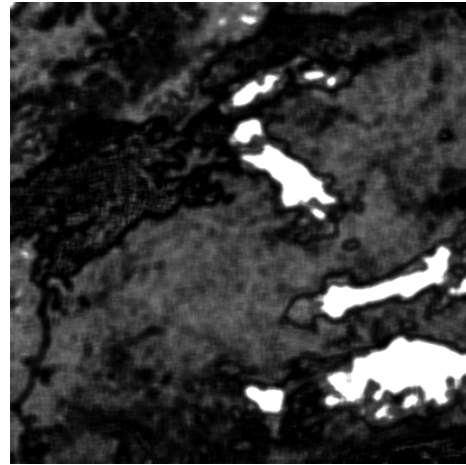


Fig. 4.26(e) : Attribut Energie

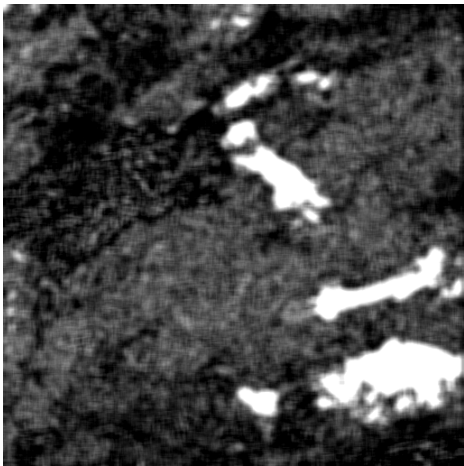


Fig. 4.26(f) : Attribut Directivité

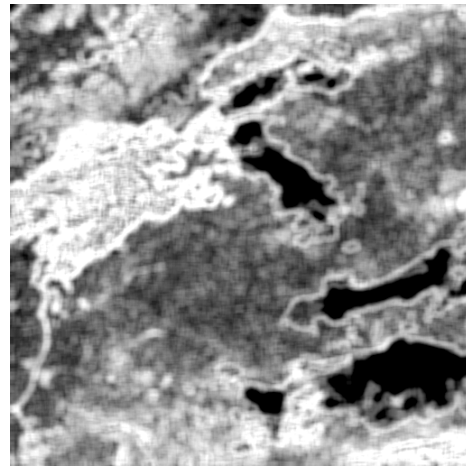


Fig. 4.26(g) : Attribut Entropie

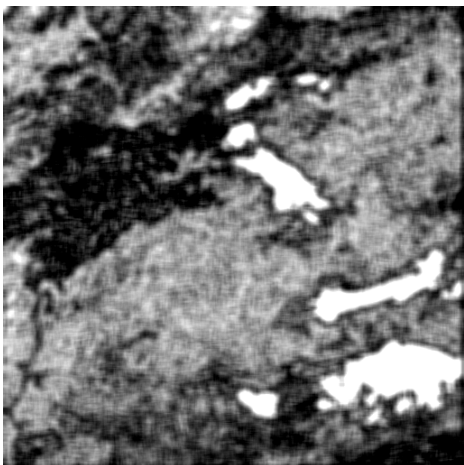


Fig. 4.26(h) : Attribut Homogénéité locale (Idm)

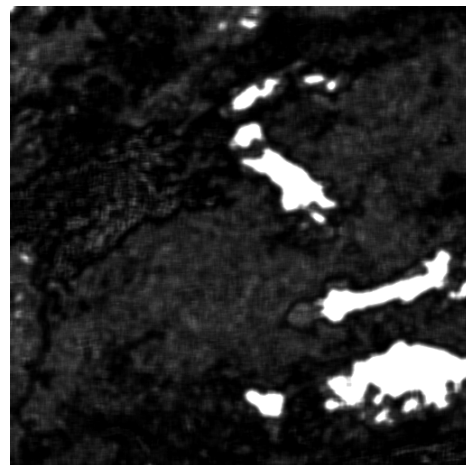


Fig. 4.26(i) : Attribut Uniformité

Comme nous le remarquons sur ces images, les attributs de la matrice de cooccurrence qui décrivent les relations (statistiques, mais aussi spatiales) entre les niveaux de gris mettent notamment en évidence différentes zones de l'image. Certaines images font ressortir les nuages d'eau (entropie, homogénéité), et d'autres les contours (variance, corrélation).

Toutefois, ces images laissent penser que l'information de texture donnée par ces attributs est significative.

4.2.5 Résultats avec les attributs de la matrice de cooccurrence

Pour évaluer l'apport des attributs du second ordre, nous présentons les résultats obtenus avec les deux solutions.

4.2.5.1 Résultats avec la première solution

Tout d'abord, nous avons appliqué la première solution proposée (voir première partie de ce chapitre) sur les attributs statistiques du second ordre. Après l'étape de sélection, les attributs de la matrice de cooccurrence suivants sont retenus : *origine, moyenne, contraste, corrélation, directivité, entropie et uniformité*. Nous obtenons ainsi une nette amélioration au niveau de la segmentation. En effet, l'image de la figure 4.27(b) montre une meilleure détection des nuages d'eau par rapport au résultat obtenu à ce stade avec les attributs statistiques du premier ordre (fig. 4.27(a)). Ensuite nous avons appliqué le seuillage sur la zone continent de l'attribut origine afin de déterminer les zones de présence et d'absence de nuages de poussière, ce qui est présenté sur la figure 4.28(b). En comparant ce résultat avec celui des attributs statistiques du premier ordre (fig. 4.28(a)), on peut noter une amélioration notamment au niveau de la zone d'incertitude qui s'avère plus réduite au profit de la partie absence de nuages de poussière. En comparant aussi ce résultat avec celui de IDDI (fig. 4.28(c)), on note toujours une ressemblance.

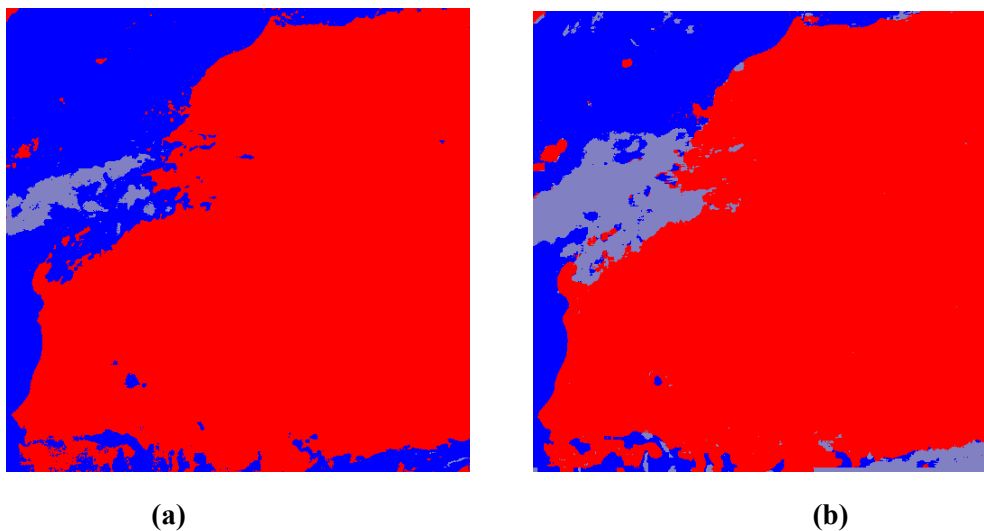


Fig. 4.27 : Segmentation obtenue avec les attributs statistiques du : 1^{er} ordre (a) ; 2nd ordre (b)

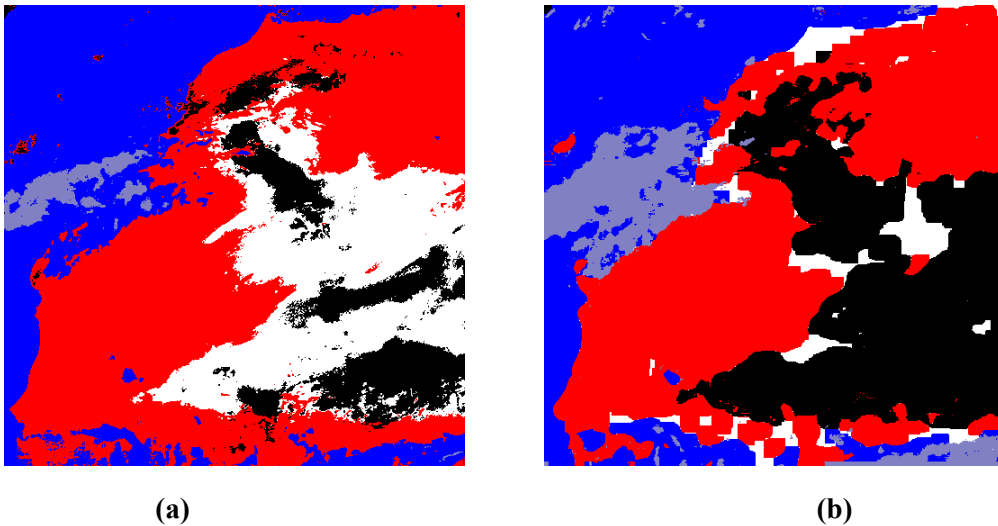


Fig. 4.28 : Résultat de la 1^{ière} solution avec les attributs statistiques du : 1^{er} ordre (a) ; 2nd ordre (b)

■ Bleu (océan) ■ Mauve (nuages d'eau) ■ Rouge (présence de nuages de poussière)
■ Noir (absence de nuages de poussière) □ Blanc (zone d'incertitude)

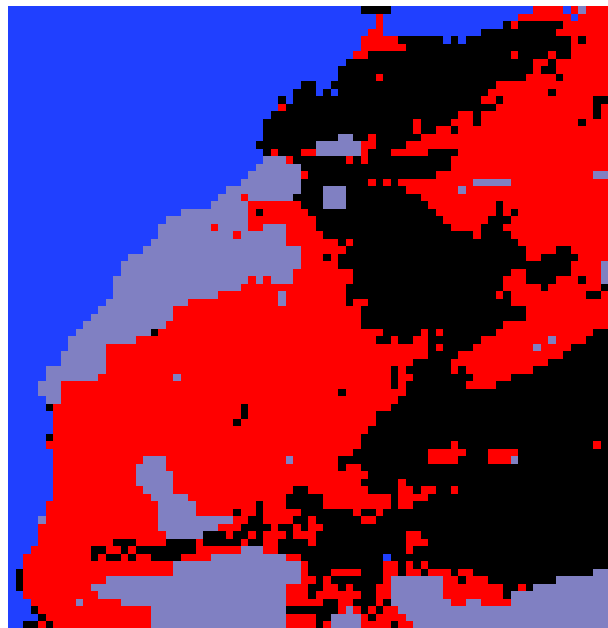


Fig. 4.28(c) : Image IDDI correspondante

4.2.5.2 Résultats avec la solution améliorée

La solution améliorée possède deux niveaux d'amélioration par rapport à la première. En effet, une première amélioration est apportée au niveau de la détermination du masque continent et une seconde est apportée avec la fusion des résultats de segmentation. C'est ainsi que l'application de cette solution améliorée sur les attributs statistiques du second ordre nous permet d'avoir des résultats plus satisfaisants. En effet, en comparant les images des figures 4.30(a) et 4.30(b) qui représentent la segmentation de la zone continent pour faire ressortir les

nuages d'eau respectivement avec les attributs statistiques du premier ordre et du second ordre, nous constatons une amélioration au niveau de la détection des nuages d'eau.

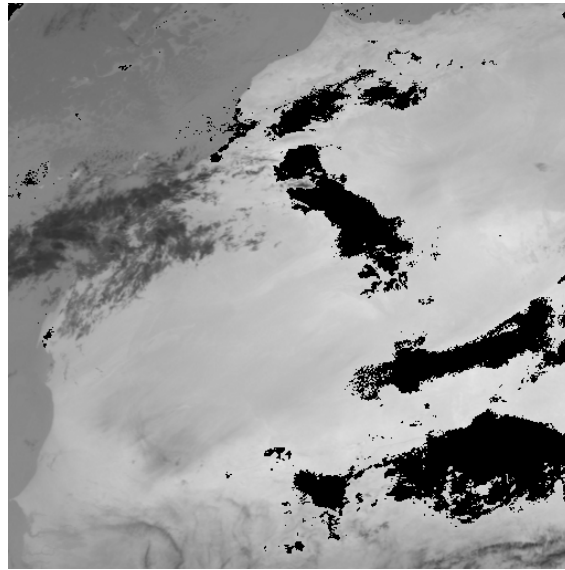


Fig. 4.29 : Image originale

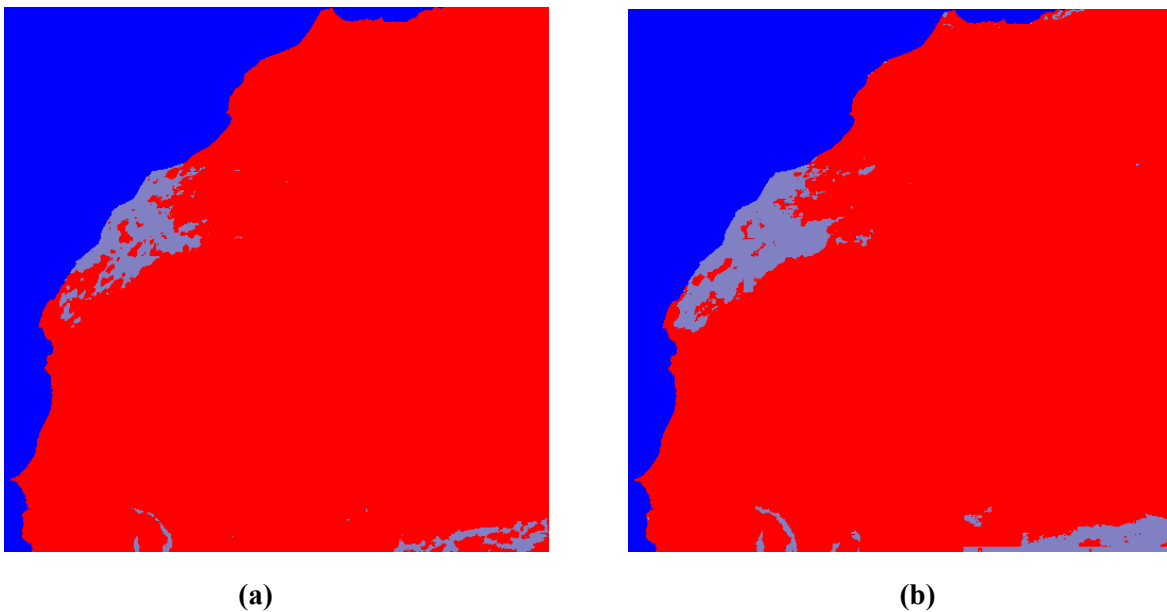


Fig. 4.30 : Segmentation obtenue avec les attributs statistiques du : 1^{er} ordre (a) ; 2nd ordre (b)

Ensuite, nous avons seuillé par l'approche utilisée dans le chapitre précédent, les attributs qui présentent une forme multimodale (*origine, contraste et entropie*) pour faire ressortir les zones de présence et d'absence de nuages de poussière, ainsi que les zones d'incertitude.

Enfin, nous avons appliqué la méthode de fusion présentée plus haut et le résultat est présenté sur la figure 4.31(a) que nous comparons avec le résultat obtenu avec les statistiques du premier ordre (fig. 4.31(c)) ainsi qu'avec celui de IDDI correspondant (fig. 4.31(b)).

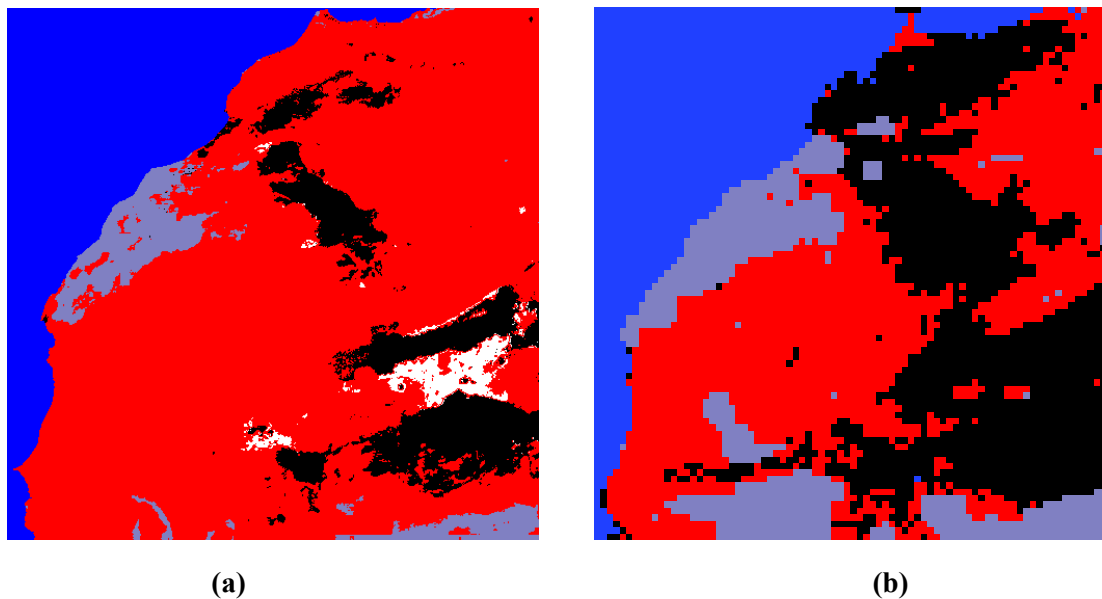


Fig. 4.31 : (a) Résultat de la fusion avec les attributs statistiques du 2nd ordre sur l'image du 20 mai 1999 à 12h ; (b) Image IDDI correspondante

■ Bleu (océan) ■ Mauve (nuages d'eau) ■ Rouge (présence de nuages de poussière)
■ Noir (absence de nuages de poussière) □ Blanc (zone d'incertitude)

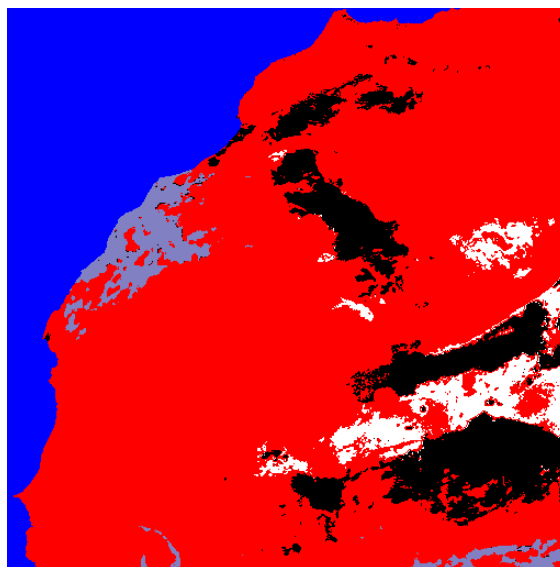


Fig. 4.31(c) : Résultat de la fusion avec les attributs statistiques du 1^{er} ordre

Nous pouvons constater qu'il y a une nette amélioration sur la détection des nuages d'eau. Par contre les zones de présence ou d'absence de nuages de poussière n'ont guère évolué. Cependant, nous remarquons une baisse de la zone d'incertitude sur le résultat avec les attributs statistiques du second ordre par rapport à celui des attributs statistiques du premier ordre. Ces observations sont confirmées en observant les résultats obtenus sur les images du 21, 22/05/99 et du 2, 3, 4/04/99 à 12h représentées sur les figures 4.32 à 4.36 et les taux moyens de classification présentés sur le tableau 4.2.

	Présence de nuages de poussière	Absence de nuages de poussière	Présence et absence de nuages de poussière
Taux moyen de classification	93.91%	29.64%	62.06%

Tableau 4.2 : Taux moyens de classification entre les résultats de fusion avec les attributs statistiques du 2nd ordre et les images IDDI correspondantes.

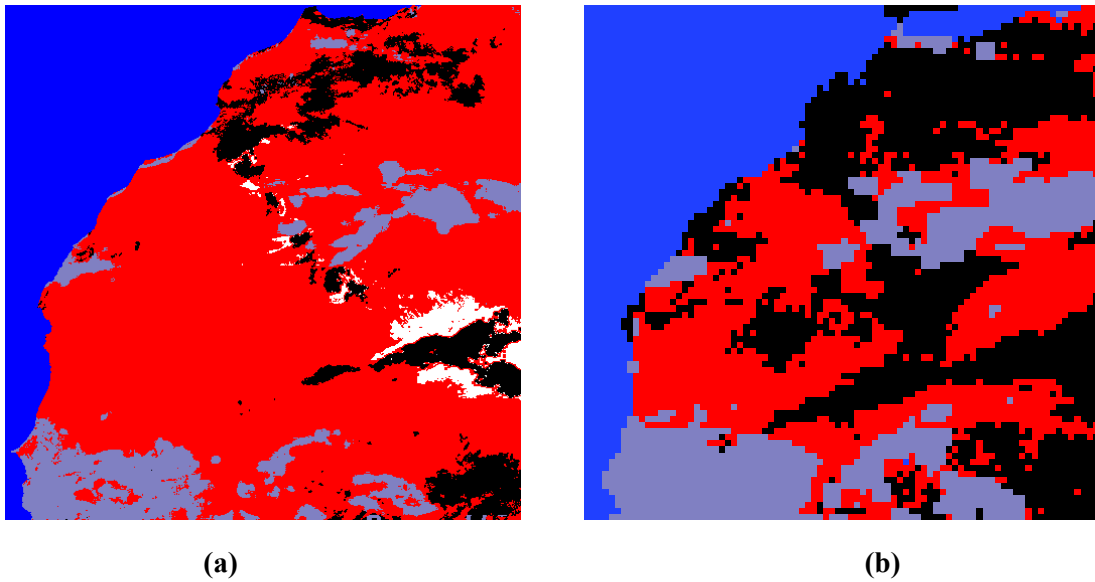


Fig. 4.32 : (a) Résultat de la fusion avec les attributs statistiques du 2nd ordre sur l'image du 21 mai 1999 à 12h ; (b) Image IDDI correspondante

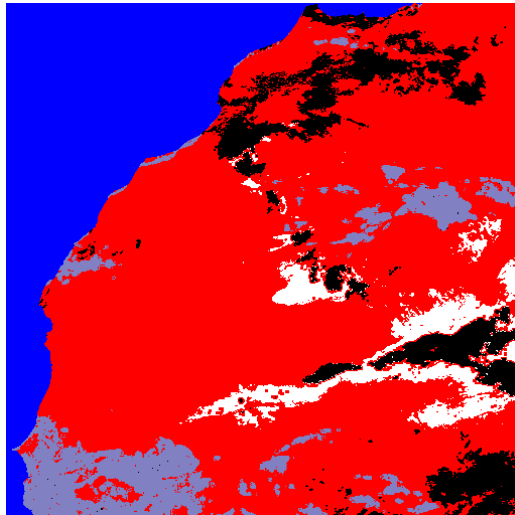


Fig. 4.32(c) : Résultat de la fusion avec les attributs statistiques du 1^{er} ordre

■ Bleu (océan)
 ■ Mauve (nuages d'eau)
 ■ Rouge (présence de nuages de poussière)
■ Noir (absence de nuages de poussière)
 □ Blanc (zone d'incertitude)

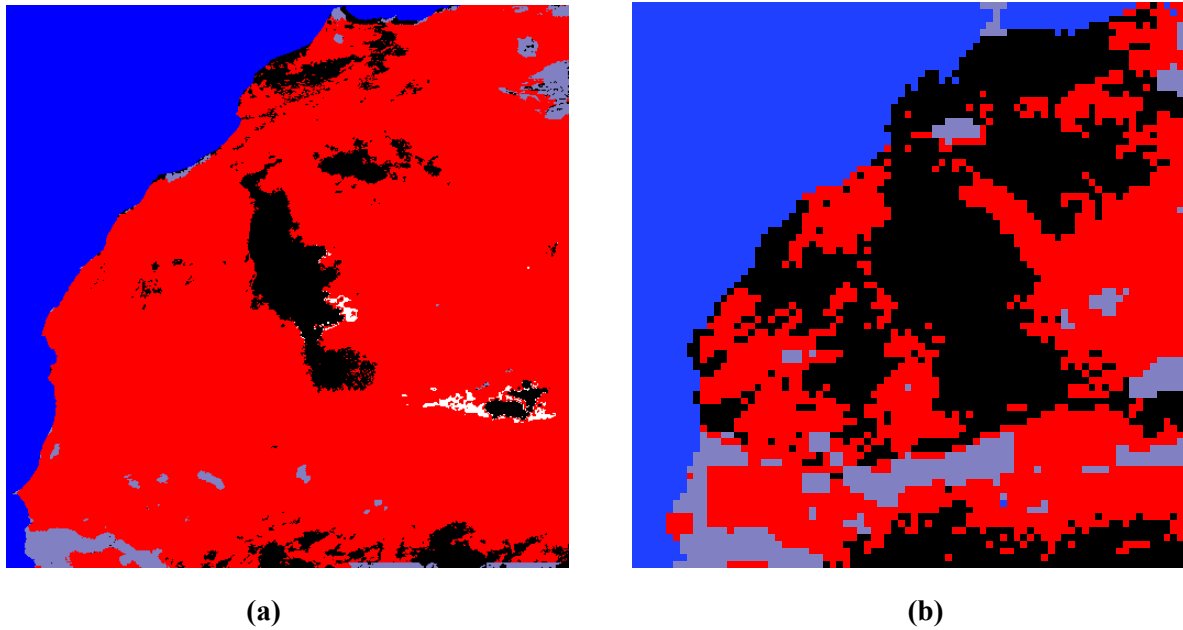


Fig. 4.33 : (a) Résultat de la fusion avec les attributs statistiques du 2nd ordre sur l'image du 22 mai 1999 à 12h ; (b) Image IDDI correspondante

■ Bleu (océan) ■ Mauve (nuages d'eau) ■ Rouge (présence de nuages de poussière)
■ Noir (absence de nuages de poussière) □ Blanc (zone d'incertitude)

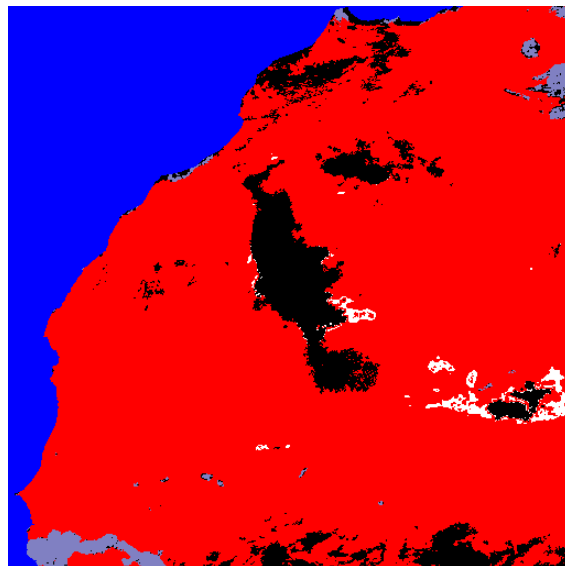


Fig. 4.33(c) : Résultat de la fusion avec les attributs statistiques du 1^{er} ordre

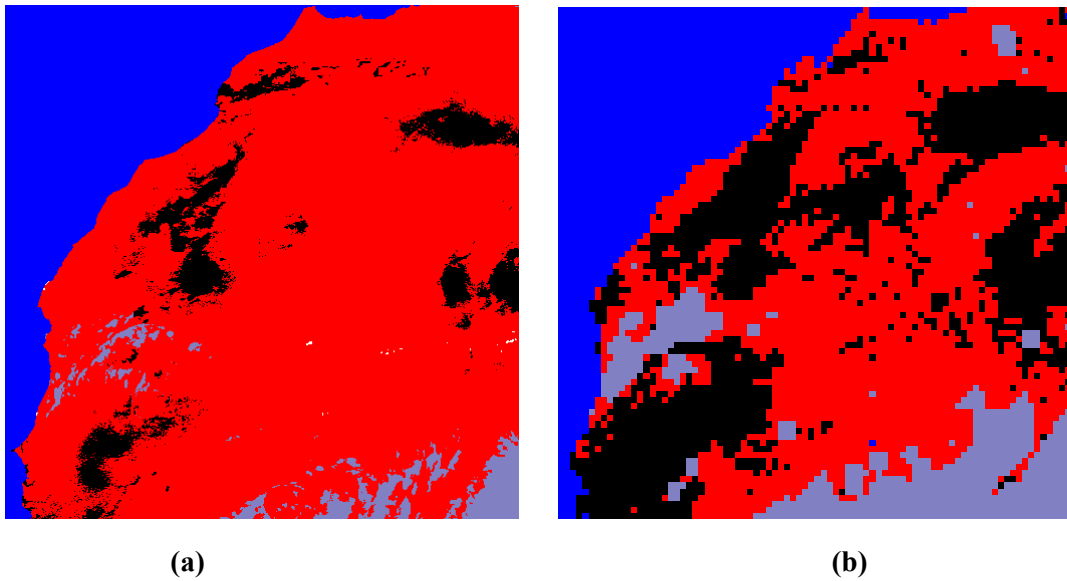


Fig. 4.34 : (a) Résultat de la fusion avec les attributs statistiques du 2nd ordre sur l'image du 2 avril 1999 à 12h ; (b) Image IDDI correspondante

■ Bleu (océan) ■ Mauve (nuages d'eau) ■ Rouge (présence de nuages de poussière)
■ Noir (absence de nuages de poussière) □ Blanc (zone d'incertitude)

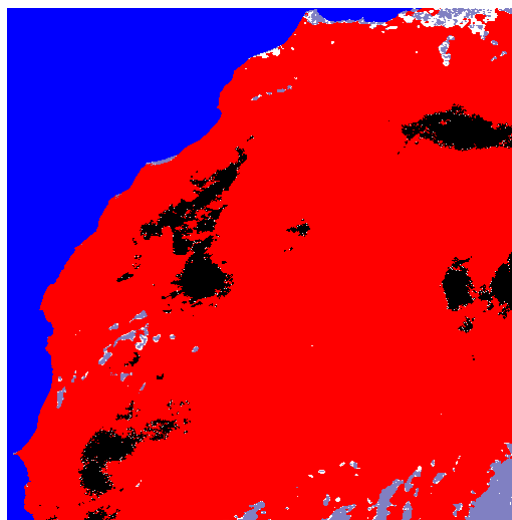


Fig. 4.34(c) : Résultat de la fusion avec les attributs statistiques du 1^{er} ordre

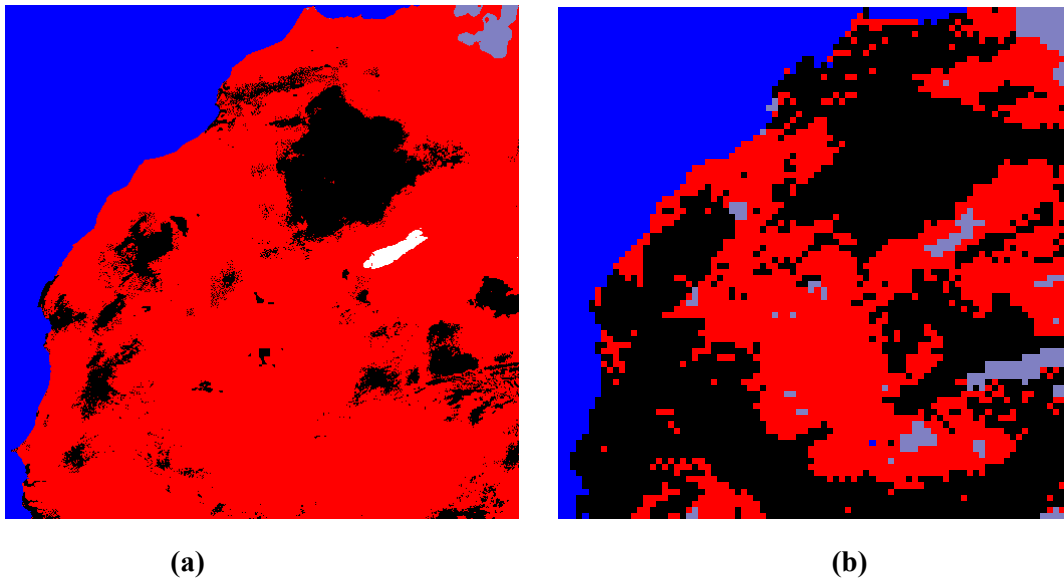


Fig. 4.35 : (a) Résultat de la fusion avec les attributs statistiques du 2nd ordre sur l'image du 3 avril 1999 à 12h ; (b) Image IDDI correspondante

■ Bleu (océan) ■ Mauve (nuages d'eau) ■ Rouge (présence de nuages de poussière)
■ Noir (absence de nuages de poussière) □ Blanc (zone d'incertitude)

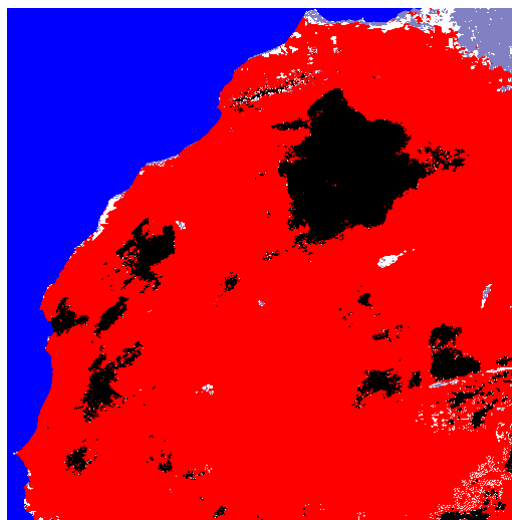


Fig. 4.35(c) : Résultat de la fusion avec les attributs statistiques du 1^{er} ordre

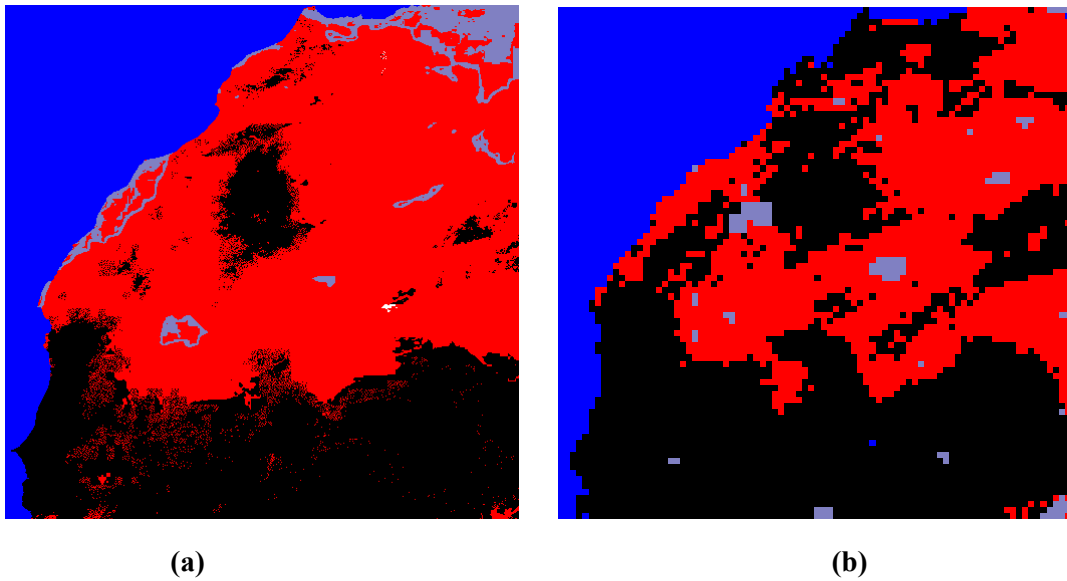


Fig. 4.36 : (a) Résultat de la fusion avec les attributs statistiques du 2nd ordre sur l'image du 4 avril 1999 à 12h ; (b) Image IDDI correspondante

■ Bleu (océan) ■ Mauve (nuages d'eau) ■ Rouge (présence de nuages de poussière)
■ Noir (absence de nuages de poussière) □ Blanc (zone d'incertitude)

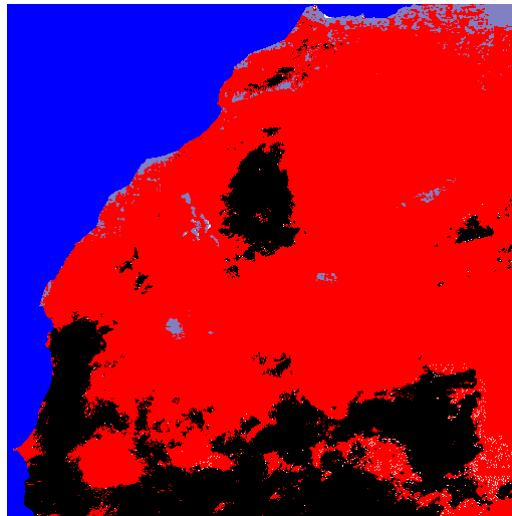


Fig. 4.36(c) : Résultat de la fusion avec les attributs statistiques du 1^{er} ordre

Enfin, il faut noter aussi que sur les images IDDI, nous avons un seuil significatif de présence de poussières qui est fixé. Cependant, lorsque nous baissons ce seuil, nous constatons une plus grande ressemblance avec nos résultats (voir Annexe 3). A titre d'exemple, on peut le constater sur les figures 4.37 à 4.42. De ce fait, nous pouvons dire qu'avec notre approche, nous détectons des nuages de poussière sur des zones où la méthode IDDI ne les trouve pas significatifs. Ceci peut être dû au fait que notre approche présente une plus grande sensibilité à la présence des nuages de poussière.

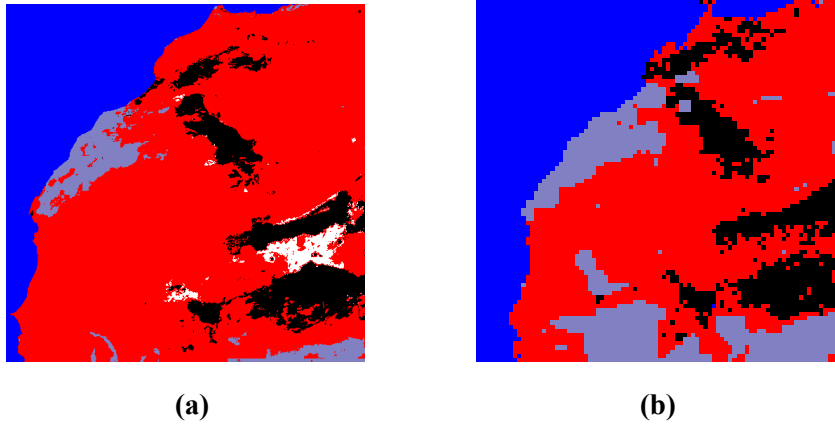


Fig. 4.37 : (a) Résultat de la fusion avec les attributs statistiques du 2nd ordre sur l'image du 20 mai 1999 à 12h ; (b) Image IDDI correspondante

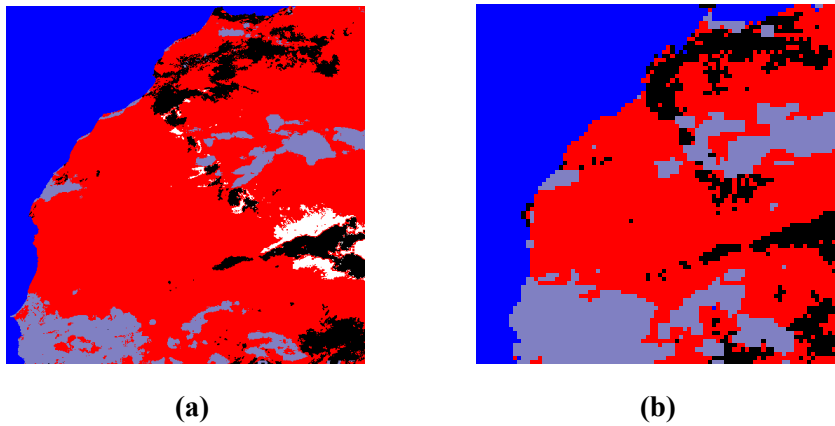


Fig. 4.38 : (a) Résultat de la fusion avec les attributs statistiques du 2nd ordre sur l'image du 21 mai 1999 à 12h ; (b) Image IDDI correspondante

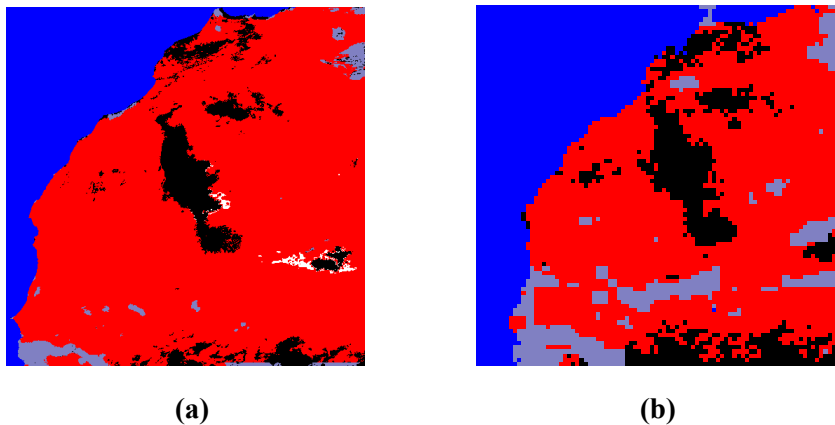


Fig. 4.39 : (a) Résultat de la fusion avec les attributs statistiques du 2nd ordre sur l'image du 22 mai 1999 à 12h ; (b) Image IDDI correspondante

■ Bleu (océan) ■ Mauve (nuages d'eau) ■ Rouge (présence de nuages de poussière)
■ Noir (absence de nuages de poussière) □ Blanc (zone d'incertitude)

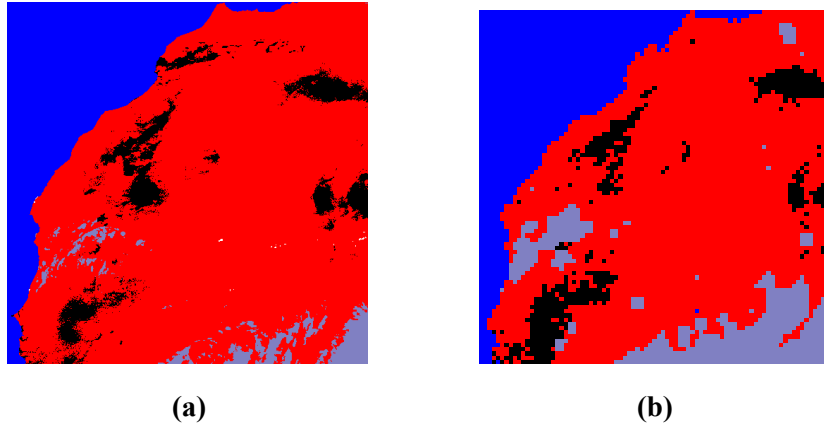


Fig. 4.40 : (a) Résultat de la fusion avec les attributs statistiques du 2nd ordre sur l'image du 22 mai 1999 à 12h ; (b) Image IDDI correspondante

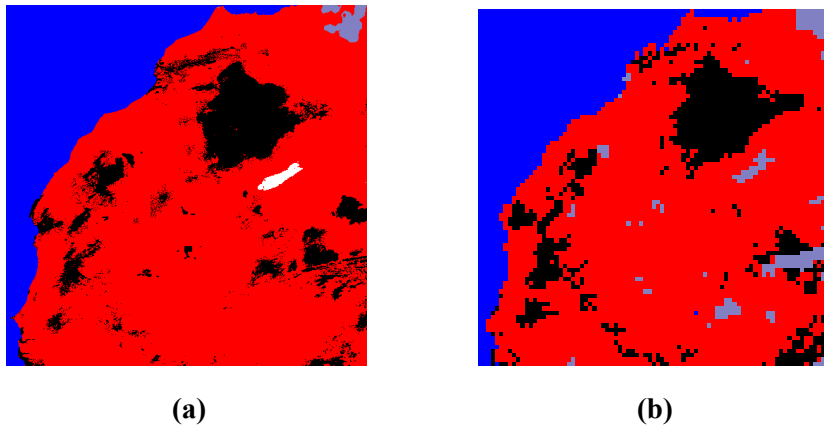


Fig. 4.41 : (a) Résultat de la fusion avec les attributs statistiques du 2nd ordre sur l'image du 22 mai 1999 à 12h ; (b) Image IDDI correspondante

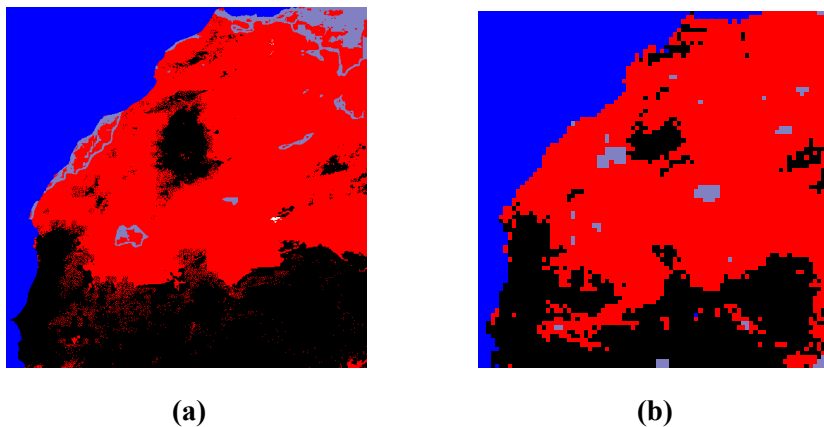


Fig. 4.42 : (a) Résultat de la fusion avec les attributs statistiques du 2nd ordre sur l'image du 22 mai 1999 à 12h ; (b) Image IDDI correspondante

■ Bleu (océan) ■ Mauve (nuages d'eau) ■ Rouge (présence de nuages de poussière)
■ Noir (absence de nuages de poussière) □ Blanc (zone d'incertitude)

Conclusion

Cette seconde partie présente une amélioration de la première solution présentée dans la première partie de ce chapitre. C'est ainsi que nous utilisons d'abord l'image référence à laquelle nous appliquons un seuillage simple pour séparer l'océan du continent avant d'appliquer la classification sur la zone continent pour faire ressortir les nuages d'eau. Ensuite, nous recherchons les attributs dont l'histogramme sur la zone continent présente une forme multimodale en vue de les seuiller et alors fusionner les segmentations résultantes. Nous avons pu mettre en évidence les zones de présence et d'absence de nuages de poussière sur ces images. Ceci a été fait en utilisant d'abord les attributs statistiques du premier ordre puis ceux du second ordre. Nos résultats paraissent cohérents comme nous l'observons en comparant avec les résultats de IDDI qui nous servent de référence. Par rapport à la première solution, nous observons une diminution de la zone d'incertitude. Nous observons aussi que l'utilisation des attributs statistiques du second ordre améliore les résultats par rapport à l'utilisation des attributs statistiques du premier ordre. Enfin, globalement, nous pouvons conclure que cette solution améliorée a certes perfectionné la détection des nuages de poussière, mais l'utilisation des attributs statistiques du second ordre a aussi apporté des améliorations à cette détection. C'est ainsi que cette solution améliorée constitue l'approche que nous proposons pour détecter les nuages de poussière sur des images infrarouges satellitaires de Météosat.

Conclusion

La contribution apportée par ce travail, axé sur la détection des nuages de poussière sur des images satellitaires, concerne essentiellement l'introduction d'une nouvelle approche de détection de nuages de poussière en utilisant des techniques de traitement d'images appliqué au canal infrarouge du satellite Météosat. Cette étude ne prétend pas fournir une détection optimale, mais met en avant certaines techniques de traitement d'images et ouvre ainsi de nouvelles voies d'exploration. La détection des nuages de poussière contribuera à améliorer la connaissance de ces phénomènes et ouvrira le champ, avec des outils adaptés, aux études de leur impact sur l'environnement et sur les populations. Une mise en œuvre est prévue au sein de l'équipe de la direction de la météorologie nationale du Sénégal qui permettra de pouvoir détecter les nuages de poussière et de suivre l'évolution, voir de prévoir le comportement, pour ainsi aider par exemple à la navigation aérienne.

Notre approche s'est fondée sur plusieurs techniques utilisées dans le domaine du traitement d'images. La première est celle utilisant la notion de texture, fournissant des informations utiles pour la segmentation. La seconde est l'utilisation de la segmentation permettant de séparer les différentes zones (océan, continent et nuages d'eau) afin d'isoler le continent. La troisième concerne l'emploi d'une technique de seuillage séparant les différents modes présents sur le continent. Enfin, la dernière réside dans l'utilisation d'une fusion des segmentations issues des différents attributs.

Les résultats obtenus par cette approche paraissent pertinents, avec une bonne analogie des formes extraites, montrant la présence et l'absence de nuages de poussière sur la zone continent, après comparaison avec les images IDDI correspondantes qui nous ont servi de référence.

Cependant, l'étude et les résultats soulèvent bon nombre de questions qui s'ouvrent comme autant de perspectives pour la poursuite de travaux futurs. On peut citer certaines idées qui pourraient améliorer les performances obtenues par ce travail :

- en diminuant le seuil d'indice de poussière sur les images IDDI, c'est à dire celui fixé pour décider de l'absence de nuages de poussière, nous remarquons une plus grande ressemblance avec nos résultats (voir Annexe 2). Se pose alors la question de savoir si les nouveaux nuages de poussière ainsi détectés sont véritablement significatifs.
- on peut améliorer le critère du choix de la sélection des attributs les moins redondants pour la segmentation des images et aussi mélanger les attributs statistiques des différents ordres.
- rechercher d'autres attributs, voire en créer de nouveaux.

- à l'étape de segmentation, il serait intéressant de tester d'autres méthodes puisqu'il en existe une multitude.
- il serait intéressant d'expérimenter d'autres modèles de fusion ou aussi d'intégrer d'autres paramètres dans la fusion qui pourraient apporter de nouvelles informations.
- développer un système permettant d'automatiser les différentes étapes de notre méthode.
- enfin, il serait bien sûr intéressant de tester cette approche sur des images satellitaires provenant de Météosat seconde génération (MSG), voir même d'autres satellites tel que NOAA.

Ces points précédents constituent différentes possibilités à étudier pour améliorer les performances de ce que nous avons développé dans cette thèse. Ceci fera l'objet de nos futurs travaux de recherche.

Tous les points d'améliorations et d'évolutions précédents suggérés, n'alourdissant pas véritablement l'approche retenue, peuvent s'intégrer dans la mise en œuvre prévue au Sénégal.

Bibliographie

- [Abdu02] Abdulhady M., Abbas H. et Nassar S. ; "Fabric fault classification using neural trees" ; In Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics ; vol. 6 ; 114-117 pp. ; 2002.
- [Abid92] Abidi M., Gonzalez R. ; "Data fusion in robotics and machine intelligence" ; Academic Press ; San Diego, CA (USA) ; 1992.
- [Acke89] Ackerman S.A. ; "Using the radiative temperature difference at 3.7 and 11 μm to track dust outbreaks" ; Remote Sens. Environ. ; 27 ; 129-133 pp. ; 1989.
- [Akon03] Akono A., Tonyé E. et Rudant J.P. ; "Classification texturale d'une image radar à synthèse d'ouverture dans une région volcanique : le cas de la région du mont Cameroun" ; Télédétection ; vol. 3 ; n° 2-3-4 ; 187-200 pp. ; 2003.
- [Alpe98] Alpert P., Kaufman Y. J., Shay-El Y., Tanré D., Da Silva A., Schubert S. et Joseph Y. H. ; "Quantification of dust-forced heating of the lower troposphere" ; Nature ; 395 ; 367-370 ; 1998.
- [Alpe04] Alpert P., Kishcha P., Shtivelman A., Krichak S.O., Joseph J.H. ; "Vertical distribution of Saharan dust based on 2.5-year model predictions" ; Atmospheric Research ; 70 ; 109-130 ; 2004.
- [Andr95] Andreae M.O. ; "Climatic effects of changing atmospheric aerosol levels" ; In World Survey of Climatology ; 16: Future Climates of the World ; (ed) Henderson-Sellers A. ; Elsevier ; Amsterdam ; 341-392 pp. ; 1995.
- [Anuf07] Anuforom A.C., Akeh L.E., Okeke P.N., Opara F.E. ; "Inter-annual variability and long-term trend of UV-absorbing aerosols during Harmattan season in sub-Saharan West Africa" ; Atmospheric Environment ; 41 ; 1550-1559 ; 2007.
- [Arim99] Arimoto R. ; "Mineral aerosols, tropospheric chemistry and climate forcing" ; Loess : characterization, stratigraphy, climate and societal significance (Loessfest '99) ; Bonn and Heidelberg ; Germany ; edited by E. Derbyshire ; 1999.
- [Arvi04] Arvis V., Debain C., Berducot M. et Benassi A. ; "Generalization of the cooccurrence matrix for colour images : application to colour texture classification" ; Image Analysis and Stereology ; vol. 23 ; 63-72 pp. ; 2004.
- [Ayku04] Aykut S.Z., Gurcan R. et Erer I. ; "2-d orthogonal lattice filter based image segmentation" ; In International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS) ; 6 ; 3814-3817 ; 2004.
- [Bakh05] Bakhouché M. ; "Développement d'outils d'analyse d'images de satellites météo pour la détection des nuages de poussière" ; Rapport de stage de Master Recherche STI, Université de Rennes 1 ; 2005.
- [Bano81] Banon G. ; "Distinction between several subsets of fuzzy measures" ; Fuzzy sets and Systems, vol. 5 ; 291-305 pp. ; North-Holland Publishing Company ; 1981.
- [Barb85] Barba D., Ronsin J. et Raboisson S. ; "Segmentation d'images par intégrales curvilignes" ; 10^{ème} colloque sur le traitement du signal et ses applications ; 723-728 pp. ; Nice ; mai 1985.
- [Bass84] Basset M. and Seinfeld J.H. ; "Atmospheric equilibrium model of sulphate and nitrate aerosols" ; II. Particle size analysis ; Atmos. Env. ; 18 ; 1163 ; 1984.
- [Bayo96] Bayoko A., Konaté S., Traoré F. et Fongang S. ; "Détection des nuages de poussières sur les images satellitaires Météosat et leur utilisation comme traceur pour

- l'identification des zones de déflation des sols par érosion éolienne" ; IRD (ex ORSTOM) Colloques et Séminaires : Surveillance des sols dans l'Environnement par Télédétection et Systèmes d'Information Géographique ; 1996.
- [Beck88] Becker F., Bolle H.J. and Rowntree P.R. ; "The International Satellite Land-Surface Climatology Project" ; ISLSCP-Report N° 10 ; Unep/Cospar/Iamap/Wcrp/Wmo-Icsu ; Berlin ; 1988.
- [Beil99] Beil F.M. ; "Approche structurelle de l'analyse de la texture dans les images cellulaires 2D et 3D" ; Thèse de l'Université Paris 7 ; 1999.
- [Berg02] Bergametti G. ; "Les aérosols atmosphériques" ; 4ièmes Journées de la Recherche à la Faculté des Sciences de Créteil ; 2002
- [Blan83] Blanchard D.C. ; "The production, distribution and bacterial enrichment of the sea-salt aerosol" ; In Air-Sea exchange of gases and particles; 407-454 pp.; Reidel, Boston, USA, 1983.
- [Bloc03] Bloch I. ; "Fusion d'informations en traitement du signal et des images" ; Lavoisier ; Paris ; 2003.
- [Borb04] Borbély-Kiss I., Kiss A.Z., Koltay E., Szabo G., Bozo L. ; "Saharan dust episodes in Hungarian aerosol: elemental signatures and transport trajectories" ; Aerosol Science ; 35 ; 1205–1224 ; 2004.
- [Bouc95] Bouchon-Meunier B. ; "La logique floue et ses applications" ; Addison-Wesley ; France ; 1995.
- [Broo00] Brooks N. et Legrand M. ; "Dust variability over northern Africa and rainfall in the Sahel" ; Linking climate change to land surface change ; (ed) S. McLaren, & D. Kniveton ; Kluwer Academic Publishers ; New York ; chap1 ; 1-25 pp. ; 2000.
- [Buf89] du Buf J.M.H. ; "Towards unsupervised texture segmentation using Gabor spectral decomposition" ; 5th Int. Conf. on Image Analysis and Processing ; Positano (Italy) ; 65-72 pp. ; 1989.
- [Canc03] Cancino O.V. ; " Analyse du milieu urbain par une approche de fusion de données satellitaires optiques et radar" ; Thèse de l'université de Nice Sophia Antipolis ; 2003.
- [Caqu97] Caquineau S. ; "Les sources des aérosols sahariens transportés au dessus de l'atlantique tropical nord : localisation et caractéristiques minéralogiques" ; Thèse de Doctorat de l'Université Paris 7 ; 1997.
- [Carl72] Carlson T.N. ; Prospero J.M. ; "The large-scale movement of Saharan air outbreaks over the northern equatorial Atlantic" ; J. Appl. Meteor. ; 11 ; 283-287 pp. ; 1972.
- [Carl87] Carlotto M.J. ; "Histogram analysis using a scale-space approach" ; IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. PAMI-9(1) ; 121-129 ; 1987.
- [Case97] Caselles V., Kimmel R. et Sapiro G. ; "Geodesic active contours" ; International Journal of Computer Vision ; 22(1) ; 61-79 ; 1997.
- [Caut92] Cautenet G., Legrand M., Cautenet S., Bonnel B. et Brogniez G. ; "Thermal impact of Saharan dust over land. Part I : Simulation" ; J. Appl. Meteor. ; 31 ; 166-180 ; 1992.
- [Chan02] Chang J.H., Fan K.C. et Chang Y.L. ; "Multi-modal gray-level histogram modeling and decomposition" ; Image and Vision Computing ; vol. 20 ; 203-216 ; 2002.
- [Chen79] Chen P.C. et Pavlidis T. ; "Segmentation by texture using a cooccurrence matrix and a split-and-merge algorithm" ; Computer Graphs and Image Processing ; vol.10 ; 172-182 pp. ; 1979.
- [Chen80] Chen P. et Pavlidis T. ; "Image segmentation as an estimation problem" ; Computer Vision, Graphics and Image Processing ; 12 ; 153-172 ; 1980.

- [Chia02] Chiapello I. et Moulin C. ; "TOMS and METEOSAT satellite records of the variability of Saharan dust transport over the Atlantic during the last two decades (1979–1997)" ; *Geophys. Res. Lett.* ; Vol. 29 ; N° 8 ; 2002.
- [Chom99] Chomette O., Legrand M. et Marticorena B. ; "Determination of the wind speed threshold for the emission of desert dust using satellite remote sensing in the thermal infrared" ; *J. Geophys. Res.* ; 104 ; 31207-31215 ; 1999.
- [Clau01] Clausi D.A. ; "Comparison and fusion of cooccurrence, gabor and MRF texture features for classification of SAR sea-ice imagery" ; *Atmosphere ocean* ; vol. 39 ; n° 3 ; 183-194 pp. ; 2001.
- [Cobr82] Coakley J.A., Jr. et F. P. Bretherton ; "Cloud cover from high resolution scanner data: Detecting and allowing for partially filled fields of view" ; *J. Geophys. Res.* ; 87 ; 4917-4927 pp. ; 1982.
- [Cocq95] Cocquerez J.P. et Philipp S. ; "Analyse d'images : filtrage et segmentation" ; Masson ; Paris ; 1995.
- [Davi87] Davies C.N. ; "Particles in the atmosphere: a review" ; *J. Aerosol Sci* ; 18 ; N°5 ; 469-477 ; 1987.
- [Demp67] Dempster A.P. ; "Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping" ; *Annals of Mathematical Statistics* ; vol. 38 ; 325- 339 pp. ; 1967.
- [Deng05] Deng H. et Clausi D.A. ; "Unsupervised image segmentation using a simple MRF model with a new implementation scheme" ; *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing* ; 43(3) ; 528-537 ; 2005.
- [Dent96] Dentener F.J., Carmichael G.R., Zhang Y., Lelieveld J. and Crutzen P. ; "The role of mineral aerosol as a reactive surface in the global troposphere" ; *J. Geophys. Res.* ; 101 ; 22 ; 869–889 pp. ; 1996.
- [Desb78] Desbois M. ; "METEOSAT image processing: horizontal and vertical velocities from water vapour images" ; *Proc. XXIXth Congress of the International Astronomical Federation* ; Dubrovnik ; 1978.
- [Desc94] Deschamps P.Y., Bréon F.M., Leroy M., Podaire A., Bricaud A., Buriez J.C. et Sèze G. ; "The POLDER mission: instrument characteristics and scientific objectives" ; *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing* ; 32 ; 598-615 ; 1994.
- [Deso96] Desot-Jolly A.M. ; "Fusion de données" ; *Techniques de l'Ingénieur* ; R7 226 ; 1-9 pp. ; 1996.
- [Deto03] De Tomasi F., Blanco A., Perrone M.R. ; "Raman lidar monitoring of extinction and backscattering of Africa dust layers and dust characterization" ; *Appl. Opt.* ; 42 ; 1699-1709 ; 2003.
- [Dett65] Dettwiller J. ; "Note sur la structure du front intertropical sur le Nord-Ouest de l'Afrique" ; *La Météorologie* ; 80 ; 330-347 pp. ; 1965.
- [Dhon74] Dhonneur G. ; "Nouvelle approche des réalités météorologiques de l'Afrique Occidentale et Centrale" ; Thèse de docteur-ingénieur ; Université de Dakar/ASECNA ; 1974.
- [Dhon06] D'hondt O. ; "Analyse spatiale de texture non stationnaire dans les images SAR" ; Thèse de l'Université de Rennes 1 ; 2006.
- [Diop06a] Diop O., Kpalma K. et Ronsin J. ; "Approche texturale pour l'identification des nuages de poussières à partir d'images satellitaires infrarouges" ; 9^{ème} Conférence Maghrébine sur les Technologies de l'Information ; Agadir (Maroc) ; 215-220 pp. ; 2006.

- [Diop06b] Diop O., Kpalma K. et Ronsin J. ; "Textural Analysis for the Detection of Dust Clouds from Infrared Satellite Images" ; Asia-Pacific Remote Sensing 2006, Goa (Inde) ; Proc. of SPIE ; Vol. 6406 ; 64061R ; 2006.
- [Duce94] Duce R.A. ; "Source, distributions, and fluxes of mineral aerosols and their relationship to climate" ; In Aerosol Forcing of Climate, Ed. R.J. Charlson and J. Heintzenberg ; 1994.
- [Duda73] Duda R. et Hart P. ; "Pattern Classification and Scene Analysis" ; John Wiley & Sons ; 1973.
- [Efro01] Efros A.A. et Freeman W.T. ; "Image Quilting for Texture Synthesis and Transfer" ; Proceedings of SIGGRAPH '01 ; Los Angeles ; California ; 2001.
- [Elam01] El Amraoui L. ; "Caractérisation optique de l'aérosol atmosphérique du Nord du Maroc Oriental" ; Thèse de Doctorat Université Mohamed 1^{er} ; Oujda, Maroc ; 2001.
- [Elao05] EL AOUBADI Ibrahim ; "Estimation de la Quantité de Vapeur d'Eau Précipitable et du Forçage Radiatif de l'Aérosol atmosphérique à partir de la Télédétection passive à Oujda (Maroc) ; Thèse de l'Université Mohamed Premier Oujda (Maroc) ; 2005.
- [Eumet] <http://www.eumetsat.de>
- [Form01] Formenti P., Andreae M.O., Lange L., Roberts G., Cafmeyer J., Rajta I., Maenhaut W., Holben B. N., Artaxo P. et Lelieveld J. ; "Saharan dust in Brazil and Suriname during large-scale biosphere-atmosphere experiment in Amazonia (LBA)-Cooperative LBA regional experiment (CLAIRE) in March 1998" ; Journal of Geophysical Research ; 106 ; 14 ; 919-934 ; 2001.
- [Fran89] Franklin S.E. and Peddle R.D. ; "Spectral texture for improved class discrimination in complex terrain" ; International Journal of Remote Sensing ; vol. 10 ; n° 8 ; 1437-1443 pp. ; 1989.
- [Gac91] Gac J.Y., Carn M., Diallo M.I., Orange D. ; "Le point sur les observations quotidiennes des brumes sèches au Sénégal de 1984 à 1991" ; IRD (ex ORSTOM) ; 1991 ;
- [Gard98] Gard E.E., Kleeman M.J., Gross D.S., Hughes L.S., Allen J.O., Morrical B.D., Fergenson D.P., Dienes T., Galli M.E., Johnson R.J., Cass G.R., Glen R. and Prather K.A. ; "Direct observation of heterogeneous chemistry in the atmosphere" ; Science ; 279 ; 1184-1187 pp. ; 1998.
- [Gatz96] Gatz D.F. et Prospero J.M. ; "A large silicon-aluminum aerosol plume in central Illinois: North African desert dust?" ; Atmospheric Environment ; 30 ; 3789-3799 ; 1996.
- [Gene04] Generoso S. ; "Etude des interactions entre aérosols et climat : assimilation des observations spatiales de POLDER dans LMDz-INCA" ; Thèse de doctorat de l'Université Paris VII ; 2004.
- [Gold89] Goldberg D.E. ; "Genetic algorithms in search, optimization and machine learning" ; Addison-Wesley ; 1989.
- [Gonz02] Gonzalez R. et Woods R. ; "Digital Image Processing" ; Prentice Hall 2^{de} ed. ; 2002.
- [Grif01] Griffin D. W., Garrison V. H., Herman J. R. et Shinn E. A. ; "African desert dust in the Caribbean atmosphere: Microbiology and public health" ; Aerobiologia ; 17 ; 203-213 ; 2001.
- [Grig79] Griggs M. ; "Satellite observations of atmospheric aerosols during EOMET cruise" ; J. Atmos. Sci. ; 36 ; 695-698 ; 1979.

- [Grin05] Grini A., Myhre G., Zender C. S., Isaksen I. S.A. ; "Model simulations of dust sources and transport in the global atmosphere. Effects of soil erodibility and wind speed variability" ; J. Geophys. Res. ; Vol. 110 ; No. D2 ; 2005.
- [Gu91] Gu Z.Q., Duncan C.N., Grant P.M., Cowan C.F.N., Renshaw E. et Muggleston M.A. ; "Textural and spectral features as an aid to cloud classification" ; International Journal of Remote Sensing ; vol. 12 ; n° 5 ; 953-968 pp. ; 1991.
- [Hame03] Hamerly G. and Elkan C. ; "Learning the k in k-means" ; Seventeenth annual conference on Neural Information Processing Systems (NIPS) ; 2003.
- [Hamo99] Hamonou E.P., Chazette P., Balis D., Dulac F., Schneider X., Galani E., Ancellet G. et Papayannis A. ; "Characterization of the vertical structure of Saharan dust export to the Mediterranean basin" ; J. Geophys. Res. ; 104 ; 22257-22270 ; 1999.
- [Hara73] Haralick R.M., Shanmugam K. and Dinstein I. ; "Textural features for image classification" ; IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics ; vol. 3 ; n° 6 ; 610-621 pp. ; 1973.
- [Hara79] Haralick R.M. ; "Statistical and structural approaches to texture" ; Proceedings IEEE ; Vol. 67 ; N° 5 ; 786-803 pp. ; 1979.
- [Hawk70] Hawkins J.K. ; "Textural properties for pattern Recognition in Picture processing and psychopictories" ; B. s. Lipkin and A. Rosenfeld editors, Academic press New -York ; 347-370 pp. ; 1970.
- [Holb98] Holben B.N., Eck T.F., Slutsker I., Tanré D., Buis J.P. Setzer A., Vermote E., Reagan J.A., Kaufman Y., Nakajima T., Lavenu F., Jankowiak I. ; "AERONET-A Federated Instrument Network and Data Archive for Aerosol Characterization" ; Rem. Sens. Environ. ; vol. 66 ; 1-16 ; 1998.
- [Horo74] Horowitz S.L. et Pavlidis T. ; "Picture segmentation by a directed split-and-merge procedure" ; In 2nd International Joint Conference on Pattern Recognition ; Copenhagen (Danemark) ; 1974.
- [Huet98] Huet F. et Philipp S. ; "Fusion of images after segmentation by various operators and interpretation by a multi-scale fuzzy classification" ; ICPR ; Brisbane ; Australie ; 1998.
- [Ipc01] IPCC ; "Climate change 2001: The scientific basis, contribution of working group I to the third assessment" ; Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change ; 881 pp. ; Cambridge university press ; New York ; USA ; 2001.
- [Jain89] Jain A. ; "Fundamentals of Digital Image Processing" ; Prentice Hall. 1989.
- [Jain98] Jain A.K., Zhog Y. et Dubuisson-Jolly M.P. ; "Deformable template models: A review" ; Signal Processing ; 71 ; 109-129 ; 1998.
- [Jank92] Jankowiak I. et Tanré D. ; "Satellite climatology of Saharan dust outbreaks: Method and preliminary results" ; J. Climate ; 5 ; 646-656 ; 1992.
- [Kart00] Karthanassi V., Iossifidis, C. and Rokos, D. ; "A texture based classification method for classifying build areas according to their density" ; International Journal of Remote Sensing ; vol. 21 ; n° 9 ; 1807-1823 pp. ; 2000.
- [Kass88] Kass M., Witkin A. et Terzopoulos D. ; "Snakes : Active contour models" ; International Journal of Computer Vision ; 55 ; 321-331 ; 1988.
- [Kauf77] Kauffman A. ; "Introduction à la théorie des ensembles flous" ; Masson ; 1977.
- [Kauf02] Kaufman Y. J., Tanré D. et Boucher O. ; "A satellite view of aerosols in the climate system" ; Nature ; 419 ; 215-223 ; 2002.

- [Kayi02] Kayitakire F., Giot P. et Defourny P. ; "Discrimination automatique de peuplements forestiers à partir d'orthophotos numériques couleur : un cas d'étude en Belgique" ; Journal canadien de télédétection ; vol. 28 ; n° 5 ; 629-640 pp. ; 2002.
- [Kett00] Kettle A.J. and Andreae M.O. ; "Flux of dimethylsulfide from the oceans: A comparison of updated data sets and flux models" ; J. Geophys. Res. ; 105 ; 26793-26808 pp. ; 2000.
- [Kpal92] Kpalma K. ; "Analyse fractale de textures naturelles dans un contexte multiresolution : Application à la segmentation d'images multirésolution" ; Thèse de l'INSA de Rennes ; 1992.
- [Laks00] Lakshmanan V., DeBrunner V. et Rabin R. ; "Texture-based segmentation of satellite weather imagery" ; Proc. of Int. Conf. on Image Processing (ICIP'00) ; 732-735 pp. ; 2000.
- [Lavo00] Lavoué D. ; "Transport vers la région Arctique de l'aérosol carboné émis par les feux de biomasse des régions boréales et tempérées" ; Thèse ; Université Paris VII ; Paris ; 2000.
- [Lefe01] Lefevre E. ; "Fusion adaptée d'informations conflictuelles dans le cadre de la théorie de l'évidence" ; Thèse de l'INSA de Rouen ; 2001.
- [Legr82] Legrand M. et Bertrand J. J. ; "Etude des brumes sèches sur l'Afrique de l'Ouest à l'aide de Météosat I" ; La Météorologie Vie Série n° 29 – 30 ; 1982
- [Legr85] Legrand M., Bertrand J.J. et Desbois M. ; "Dust clouds over West Africa: A characterization by satellite data ; Ann. Geophys. ; 3 ; 777-784 ; 1985.
- [Legr89] Legrand M., Bertrand J.J., Desbois M., Menenger L. Fouquart et Y. ; "The potential of infrared satellite data for the retrieval of Saharan dust optical depth over Africa" ; J. Appl. Meteorol. ; 28 ; 309-318 pp. ; 1989.
- [Legr90] Legrand M. ; "Etude des aérosols sahariens au-dessus de l'Afrique à l'aide du canal à 10 microns de Météosat : visualisation, interprétation et modélisation" ; Thèse d'état ; Université des Sciences et Techniques de Lille ; 1990.
- [Legr01] Legrand M., Plana-Fattori A. et N'doumé C. ; "Satellite detection of dust using the IR imagery of Meteosat : 1. Infrared difference dust index" ; J. Geophys. Res. ; 106 ; 18 ; 251-274 ; 2001.
- [Leli02] Lelieveld J., Berresheim H., Bormamnn S., Crutzen P. J., Dentener F. J., Fisher H. et al. ; "Global air pollution crossroads over the Mediterranean" ; Sciences ; 298 ; 794-799 ; 2002.
- [Lelo03] Lelong C.C.D. et Thong-Chane A. ; "Application of textural analysis on very high resolution panchromatic images to map coffee orchards in Uganda" ; In International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS) ; 1007-1009 pp. ; 2003.
- [Li96] Li X., Maring H., Savoie D., Voss K. et Prospero J. M. ; "Dominance of mineral dust in aerosol light scattering in the North Atlantic Trade Winds" ; Nature ; 380 ; 416-419 ; 1996.
- [Lika03] Likas A., Vlassis N.A. and Verbeek J.J. ; "The global k-means clustering algorithm" ; Pattern Recognition ; vol. 36 ; n° 2 ; 451-461 pp. ; 2003.
- [Lin06] Lin Y.C., Tsai Y.P., Hung Y.P. et Shih Z.C. ; "Comparison between immersion-based and toboggan-based watershed image segmentation" ; IEEE Transactions on Image Processing ; 15(3) ; 632-640 ; 2006.
- [Lodg91] Lodge J. P. J. ; "Global climatic effects of aerosols" ; Atm. Env. ; 24 A ; 1991.
- [Maît03] Maître H. ; "Le traitement des images" ; Hermès ; Paris ; Collection IC2 ; 2003.

- [Mall89] Mallat S.G. ; "A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation" ; IEEE Trans. on Pattern Anal. And Machine Intelligence ; Vol. PAM-11 ; N° 7 ; 1989.
- [Mall03] Mallet M. ; "Etude des propriétés microphysiques et optiques de l'aérosol en zone péri urbaine durant ESCOMPTE. Estimation de l'impact radiatif direct" ; Thèse de Doctorat de l'Université de Toulon et du Var ; 2003
- [Mana92] Manabe Y. and Gotlieb J. ; "Nitrate formation on sea-salt and mineral particles – a single particle approach" ; Atmos. Environ. ; 26A ; 1763–1769 pp. ; 1992.
- [Marc90] Marceau D.J., Howarth P.J., Dubois J.-M.M et Gratton D.J. ; "Evaluation of grey level cooccurrence matrix method for land-cover classification using SPOT imagery" ; IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing ; vol. 28 ; n° 4 ; 513-519 pp. ; 1990.
- [Mart97] Marticorena B., Bergametti G., Aumont B., Callot Y., Ndoume C. and Legrand M. ; "Modeling the atmospheric dust cycle. 2. Simulation of Saharan dust sources" ; Journal of Geophysical Research-Atmospheres ; 102 ; 4387-4404 pp. ; 1997.
- [Math98] Mather P.M., So B.T. et Koch M. ; "An evaluation of Landsat TM spectral data and SAR-derived textural information for lithological discrimination in the red sea Hills, Sudan" ; International Journal of Remote Sensing ; Vol. 19 ; N° 4 ; 587-604 pp. ; 1998.
- [Mats83] Matsuyama T., Miura S et Nagao M. ; "Structural analysis of natural textures by Fourier transformation" ; Compt. Vis. Graph. Image Processing ; Vol. 25 ; 347-362 pp. ; 1983.
- [Maus05] Maussang F. ; "Traitement d'images et fusion de données pour la détection d'objets enfouis en acoustique sous-marine" ; Thèse de l'université Joseph Fourier - Grenoble 1 ; 2005.
- [Mcqu67] McQueen J. ; "Some methods for classification and analysis of multivariate observations" ; Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability ; vol. 1 ; 281-297 pp. ; 1967.
- [Midd85] Middleton N. J. ; "Effect of drought on dust production in the Sahel" ; Nature ; 316 ; 431-434 ; 1985.
- [Mitt77] Mitchell O.R., Myers C.R. et Boyne W. ; "A max-min measure for image texture analysis" ; IEEE Trans. On Comput. ; 409-414 pp. ; April 1977.
- [Mora03] Morales D.I., Moctezuma M. et Parmiggiani F. ; "Urban and non urban area classification by texture characteristics and data fusion" ; In International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), vol. 6 ; 3504-3506 pp. ; 2003.
- [Moul97] Moulin C. ; "Transport atmosphérique des poussières africaines sur la Méditerranée et l'Atlantique : climatologie satellitale à partir des images Météosat VIS (1983 – 1994) et relations avec le climat" ; Thèse de Doctorat de l'Université Paris 6 ; 1997.
- [Moul04] Moulin C. et Chiapello I. ; "Evidence of the control of summer atmospheric transport of African dust over the Atlantic by Sahel sources from TOMS satellites (1979–2000)" ; Geophysical Research Letters ; Vol. 31 ; 2004.
- [Murp97] Murphy D.M. and Thomson D.S. ; "Chemical composition of single aerosol particles at Idaho Hill : Negative ion measurements" ; Journal of Geophysical Research ; 102 ; 6353-6368 pp. ; 1997.
- [Myhr04] Myhre G., Stordal F., Johnsrud M., Ignatov A., Mischenko M.I., Geogdzhayev I.V., Tanré D., Deuzé J.L., Goloub P., Nakajima T., Higurashi A., Torres O. et Holben B. ; "Intercomparison of Satellite Retrieved Aerosol Optical Depth over the Ocean" ; American Meteorological Society ; 61 ; 499-513 ; 2004.

- [Myin03] Myint S.W. ; "Fractal approaches in texture analysis and classification of remotely sensed data: Comparisons with spatial autocorrelation techniques and simple descriptive statistics" ; International Journal of Remote Sensing ; 24 ; 1925-1947 ; 2003.
- [Naka97] Nakajima T. et Higurashi A. ; "AVHRR remote sensing of aerosol optical properties in the Persian Gulf region, summer 1991" ; J. Geophys. Res. ; 102 ; 16935-16946 ; 1997.
- [Ndou93] N'doume C.T. ; "Traitement de l'imagerie Météosat IR pour l'observation des aérosols désertiques au-dessus de l'Afrique : optimisation, validation et application à l'établissement des distributions spatio-temporelles" ; Thèse de doctorat de l'Université des Sciences et Techniques de Lille ; 1993.
- [Nort80] Norton C.C., Mosher F.R., Hinton B., Martin D.W., Santek D. et Kuhlow W. ; "A model for calculating desert aerosol turbidity over oceans from geostationary satellite data" ; J. Appl. Meteor. ; 19 ; 633-644 ; 1980.
- [Ntch94] N'Tchayi G.M., Bertrand J., Legrand M. et Baudet J. ; "Temporal and spatial variations of the atmospheric dust loading throughout West Africa over the last thirty years" ; Ann.Geophysis. ; 12 ; 265-273 pp. ; 1994.
- [Omm] "Atlas international des nuages" <http://meteo2b.ifrance.com>
- [Ouar03] Ouarab N., Achir M., Khettal N., Goumiri K. et Smara Y. ; "Application à l'analyse multirésolution et des méthodes floues pour la fusion et la classification des images satellitaires" ; Télédétection ; vol. 3 ; n° 1 ; 17-31 pp. ; 2003.
- [Ouma05] Ouma Y.O. et Tateishi R. ; "A fast environmental change detection approach based on unsupervised multiscale texture clustering" ; International Journal of Environmental Studies ; 62(1) ; 79-93 pp. ; 2005.
- [Pal91] Pal S. et Bhattacharyya P. ; "Multipeak histogram analysis in region splitting: a regularisation problem" ; IEE Proc.-E ; 138 ; 285-288 ; 1991.
- [Panc03] Pancrati O. ; "Télédétection de l'aérosol désertique depuis le sol par radiométrie infrarouge thermique multibande" ; Thèse de doctorat de l'Université des Sciences et Technologies de Lille ; 2003.
- [Pank95] Pankiewicz G. ; "Pattern recognition techniques for the identification of cloud and cloud systems" ; Meteorological Applications ; 2 ; 257-271 ; 1995.
- [Paru95] Parungo F.Y., Kim C.J., Zhu J., Harris R., Schnell X.S., Li M.Y., Zhou Z. D. and K. Park ; "STP Rep. 2096" ; Nat. Oceanic and Atmos. Admin. ; Air Resour. Lab. ; Silver Spring ; MD ; 1995.
- [Pele87] Peleg S., Werman M. et Rom H. ; "A unified approach to the change of resolution: space and grey level" ; Proceeding of the Scandinavian Conference on Image Analysis ; Stockholm (Sweden) ; Vol. 1 ; 359-366 pp. ; 1987.
- [Pero90] Perona P. et Malik J. ; "Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion" ; IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence ; 12(7) ; 629-639 ; 1990.
- [Perr04] Perrone M.R., Barnaba F., De Tomasi F., Gobbi G.P. et Tafuro A.M. ; "Imaginary refractive-index effects on desert aerosol extinction versus backscatter relationships at 351 nm: numerical computations and comparison with Raman lidar measurements" ; Appl. Opt. ; 29 ; 5531-5541 ; 2004.
- [Pohl98] Pohl C. et Van Genderen J.L. ; "Multisensor image fusion in remote sensing :concepts, methods and applications" ; International journal of remote sensing ; vol. 19 ; n° 5 ; 823-854 pp. ; 1998.

- [Prat81] Pratt W.K., Faugeras O.D. et Gagalowicz ; "Application of stochastic texture field models to image processing" ; Proceeding of the IEEE ; Vol. 69 ; N° 5 ; 542-551 pp. ; 1981.
- [Prat91] Pratt W.K. ; "Digital image processing" ; Willey Interscience ; New York ; 1991.
- [Pros02] Prospero J.M., Ginoux P., Torres O., Nicholson S.E. et Gill T.E. ; "Environmental characterization of global sources of atmospheric soil dust identified with Nimbus 7 total ozone mapping spectrometer (TOMS) absorbing aerosol product" ; Rev. Geophys. ; 40 ; 2 ; 1-31 ; 2002.
- [Pros03] Prospero J. M. et Lamb P. J. ; "African droughts and dust transport to the Caribbean : Climate change implications" ; Science ; 302 ; 1024-1027 ; 2003.
- [Quid01a] Quidu I. ; "Classification Multi-vues d'un Objet Immergé à partir d'Images Sonar et de son Ombre Portée sur le Fond" ; Thèse de l'université de Bretagne Occidentale ; 2001.
- [Quid01b] Quidu I., Malkasse J.P., Vilbé P. et Burel G. ; "Fusion multi-attributs d'images sonar" ; GretsI ; Toulouse ; 2001.
- [Raes00] Raes F., Bates T., McGovern F. et Van Liedekerke M. ; "The 2nd Aerosol Characterization Experiment (ACE-2): general review and main results" ; Tellus ; 52B ; 111-125 ; 2000.
- [Rao88] Rao C.R.N., Stowe L.L., Clain E.P.M. et Shapper J. ; "Development and applications of aerosol remote sensing with AVHRR data from NOAA satellites" ; Aerosols and Climate, ed. Hobbs and Mc Cormick ; A. Deepak ; 1988.
- [Reid03] Reid J.S., Kinney J.E., Westphal D.L., Holben B.N., Welton E.J., Tsay S.C., Eleuterio D.P., Campbell J.R., Christopher S.A., Colarco P.R., Jonsson H.H., Livingston J.M., Maring H.B., Meier M.L., Pilewskie P., Prospero J.M., Reid E.A., Remer L.A., Russell P.B., Savoie D.L., Smirnov A. et Tanré D. ; Journal of Geophysical Research ; Vol. 108 ; N° D19 ; 2003.
- [Rosb99] Rosenberger C. ; "Mise en oeuvre d'un système adaptatif de segmentation d'images", Thèse de l'université de Rennes 1, 1999.
- [Rose70] Rosenfeld A. et Troy E. ; "Visual texture analysis" ; Conference record for symposium on feature extraction and selection in pattern recognition IEEE ; publication 70 ; 115-124 pp. ; 1970.
- [Rose01] Rosenfeld D., Rudich Y. et Lahav R. ; "Desert dust suppressing precipitation: A possible desertification feedback loop" ; Proc. Natl. Acad. Sci. ; 98 ; 5975-5980 ; 2001.
- [Rui99] Rui Y., Huang T.S. et Chang S. ; "Image retrieval: current techniques, promising directions, and open issues" ; Journal of Visual Communications and Image Representation ; vol. 10 ; 39-62 pp. ; 1999.
- [Sali92] Sali E. and Wolfson H. ; "Texture classification in aerial photographs and satellite data" ; International Journal of Remote Sensing ; vol. 13 ; n° 18 ; 3395-3408 pp. ; 1992.
- [Shaf76] Shafer G. ; "A mathematical theory of evidence" ; Princeton University Press ; Princeton ; New Jersey ; USA ; 1976.
- [Simo85] Simon J.C. ; "La reconnaissance des formes par algorithmes" ; Ed. Masson ; Paris ; 1985.
- [Shen74] Shenk W.F. et Curran R.J. ; "The detection of dust storms over land and water with satellite visible and infrared measurements" ; Mon. Wea. Rev. ; 102 ; 830-837 ; 1974.

- [Smut03] Smutek D., Šára R., Sucharda P., Tjahjadi T. et Švec M. ; "Image texture analysis of sonograms in chronic inflammations of thyroid gland" ; *Ultrasound in Medicine and Biology* ; vol. 29 ; n° 11 ; 1531-1543 pp. ; 2003.
- [Soko99] Sokolik I.N. et Toon O.B. ; "Incorporation of mineralogical composition into models of the radiative properties of mineral aerosol from UV to IR wavelengths" ; *J. Geophys. Res.* ; 104 ; 9423-9444 ; 1999.
- [Soum99] Soumana H. ; "Apport de la télédétection spatiale et des systèmes d'information géographique à la préparation d'un cadastre polyvalent : cas de la région de Niamey (Niger)" ; Mémoire de M. Sc. Département de géographie et télédétection ; Université de Sherbrooke ; 1999.
- [Swap92] Swap R., Garstang M., Greco S., Talbot R., and Kallberg P. ; "Saharan dust in the Amazon basin" ; *Tellus* ; 44B ; 133-149 pp. ; 1992.
- [Swap96] Swap R., Ulanski S., Cobbett M., Garstang M. ; "Temporal and spatial characteristics of Saharan dust outbreaks" ; *J. Geophys. Res.* ; 101 ; 4205-4220 ; 1996.
- [Tafu06] Tafuro A.M., Barnaba F., De Tomasi F., Perrone M.R. et Gobbi G.P. ; "Saharan dust particle properties over the central Mediterranean" ; *Atmospheric Research* ; 81 ; 67-93 ; 2006.
- [Tanr91] Tanré D. et Legrand M. ; "On satellite retrieval of Saharan dust optical thickness over land: two different approaches" ; *J. Geophys. Res.* ; 96 ; 5221-5227 pp. ; 1991.
- [Tanr03] Tanré D., Haywood J., Pelon J., Leon J.F., Chatenet B., Formenti P., Francis P., Goloub P., Highwood E.J. et Myhre G. ; "Measurement and modeling of the Saharan dust radiative impact: overview of the Saharan Dust Experiment (SHADE)" ; *J. Geophys. Res.* ; 108 (D18) ; 2003.
- [Tege95] Tegen I. and Fung I. ; "Contribution to the atmospheric mineral aerosol load from land surface modification" ; *Journal of Geophysical Research* ; 100 ; 18707-18726 pp. ; 1995.
- [Tege96] Tegen I. and Lacis A. ; "Modelling of particle size distribution and its influence on the radiative properties of mineral dust aerosol" ; *Journal of Geophysical Research-Atmospheres* ; 101, 19237-19244 pp. ; 1996.
- [Torr98] Torres O., Barthia P.K., Herman J.R., Ahmad Z. et Gleason J. ; "Derivation of aerosol properties from satellite measurements of backscattered ultraviolet radiation: Theoretical basis" ; *J. Geophys. Res.* ; 103 ; 17099-17110 ; 1998.
- [Tria06] Trias Sanz R. ; "Classification semi-automatique du terrain en zone rurale par télédétection à haute résolution" ; Thèse de doctorat de l'Université Paris 5 ; 2006.
- [Tsai05] Tsai D.M., Lin C.P. et Huang K.T. ; "Defect detection in coloured texture surfaces using Gabor filters" ; *Imaging Science Journal* ; 53(1) ; 27-37 pp. ; 2005.
- [Vale01] Valet L. ; "Un système flou de fusion coopérative : application au traitement d'images naturelles" ; Thèse de l'université de Savoie ; Chambéry ; France ; 2001.
- [Varm89] Varma G.S. ; "Impact of soil-derived aerosols on precipitation acidity, in India" ; *Atmos. Environ.* ; 23 ; 2723-2728 pp. ; 1989.
- [Verm02] Verma M.S., Pratt L., Ganesh C. et Medina C. ; "Hair-MAP: A prototype automated system for forensic hair comparison and analysis" ; *Forensic Science International* ; vol. 129 ; n° 3 ; 168-186 pp. ; 2002.
- [Wech79] Wechsler H. et Kidode M. ; "A random walk procedure for texture discrimination" ; *IEEE Pami* ; Vol. 1 ; N° 3 ; 1979.

- [Welc88] Welch R., Sengupta S. et Chen D. ; "Cloud field classification based upon high spatial resolution textural features. Part I : Gray level cooccurrence matrix approach" ; Journal of Geophysical Research ; 93(D10) ; 12663-12681 ; 1988.
- [Wesz78] Weszka J. ; "A survey of threshold selection techniques" ; Computer Vision, Graphics and Image Processing ; 7 ; 259-265 ; 1978.
- [Whit78] Whitby K. ; "The physical characteristics of sulfur aerosols" ; Atmos. Env. ; 12 ; 135-159 ; 1978.
- [Wu94] Wu P.M. and Okada K. ; "Nature of the coarse nitrate particles in the atmosphere – a single particle approach" ; Atmos. Environ.; 28 ; 2053–2060 pp. ; 1994.
- [Zade65] Zadeh L.A. ; "Fuzzy sets" ; Information and Control 8 ; 338-353 pp. ; 1965.
- [Zhan02] Zhang R. and Rudnicky A.I. ; "A large scale clustering scheme for kernel k-means" ; International Conference on Pattern Recognition (ICPR'02) ; vol. 4 ; 289-292 pp. ; 2002.
- [Zhao88] Zhao D., Xiong J., Xu Y. and Chan W.H. ; "Acid rain in southern China" ; Atmos. Environ. ; 22 ; 349–358 pp. ; 1988.
- [Zuck76] Zucker S. ; "Region growing: Childhood and adolescence" ; Computer Vision, Graphics and Image Processing ; 5 ; 382-399 ; 1976.

Annexe 1 :

L'atmosphère

L'atmosphère est un mélange de gaz invisibles qui entourent complètement la Terre :

azote	78.09%
oxygène	20.95%
vapeur d'eau	0 à 3%
gaz carbonique	0.03%
ozone	0.000003%

Ce sont les très faibles proportions de vapeur d'eau et de gaz carbonique qui ont le plus d'influence sur le comportement de l'atmosphère. Le gaz carbonique a une forte incidence sur le climat, tandis que la vapeur d'eau détermine les conditions du temps. Le gaz est à l'origine des nuages, du brouillard et des précipitations.

L'épaisseur de la couche d'air de l'atmosphère terrestre est difficile à préciser car le nombre de molécules de gaz par mètre cube diminue progressivement avec l'altitude, sans jamais totalement s'annuler. Mais, on estime toutefois que 99% de la masse d'air atmosphérique se situe entre le niveau du sol et l'altitude de 30 km. On qualifie cette tranche d'atmosphère météorologique puisqu'on y observe les phénomènes météorologiques courants.

Les caractéristiques physiques de l'atmosphère telles que la pression et la température subissent des variations importantes lorsqu'on s'éloigne du sol terrestre. La pression atmosphérique décroît suivant la diminution des molécules de gaz, tandis que la température subit des variations complexes suivant les couches atmosphériques.

L'enveloppe gazeuse est divisée en 4 couches ou "sphères" : la troposphère, la stratosphère, la mésosphère et la thermosphère (Fig.1). Le passage d'une couche à une autre est matérialisé par une zone de transition qui marque les limites où s'observent les inversions thermiques : la tropopause, la stratopause et la mésopause.

- La Troposphère

C'est la plus basse couche de l'atmosphère. Elle s'étend en épaisseur de 8 km depuis les pôles à 16 km au dessus de l'équateur, soit une épaisseur moyenne de 12 km. La pression atmosphérique diminue avec l'altitude car l'air s'y raréfie. La température décroît de 6 °C en moyenne par km d'altitude. C'est la zone où se trouve toutes les sortes de nuages et où l'on observe le plus de manifestations météorologiques. Elle contient la quasi totalité de la vapeur d'eau ou humidité atmosphérique et les 9/10 de la masse d'air.

La limite supérieure de la troposphère est appelée la tropopause qui est une région où la température est stable.

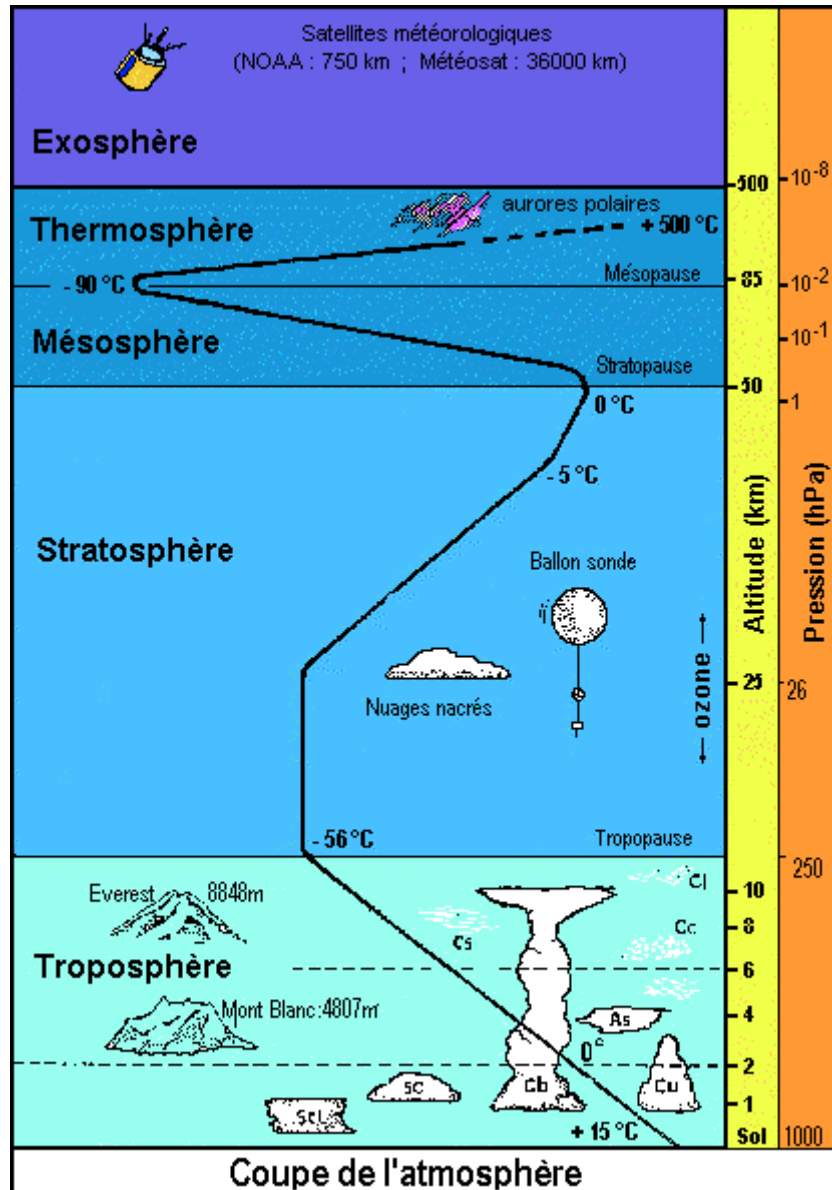


Figure 1 : Structure verticale de l'atmosphère

- La Stratosphère

C'est la deuxième couche de l'atmosphère. Elle s'élève jusqu'à 50 km en altitude. La pression atmosphérique diminue avec l'altitude. La température s'élève avec l'augmentation de l'altitude pour atteindre 0°C. C'est au milieu de cette zone, entre 20 et 35 km, que se situe la couche d'ozone, très importante pour la vie terrestre du fait qu'elle absorbe la plus grande partie des rayons ultraviolets émis par le soleil. Cette zone est aussi le lieu des vents très violents pouvant aller jusqu'à 350 km/h. La limite supérieure de la stratosphère est appelée la stratopause qui est une région où la température est d'environ 0°C.

- La Mésosphère

C'est la troisième couche de l'atmosphère qui s'étend entre 50 et 85 km. La pression atmosphérique diminue avec l'altitude. La température diminue avec l'augmentation de l'altitude pour atteindre -90°C. Elle constitue un bouclier qui arrête l'essentiel des météorites du fait que beaucoup de météores s'y consomment lorsqu'ils entrent dans l'atmosphères. La limite supérieure de la mésosphère est appelée la mésopause.

- La Thermosphère

C'est l'avant dernière couche de l'atmosphère qui s'étend jusqu'à 500 km. La pression atmosphérique diminue avec l'altitude et devient très faible. La température croît très rapidement avec l'altitude pour atteindre 1600 °C environ.

- L'Exosphère

C'est la dernière couche et la plus élevée de l'atmosphère. Cette dernière fusionne avec l'espace dans l'air extrêmement mince. Les ondes radio s'y réfléchissent. C'est la zone où beaucoup de satellites gravitent et au delà de 700 km, l'air disparaît.

Annexe 2 :

Résultats de la fusion avec différentes valeurs de paramètres

Comme énoncé à la fin de la partie 4.2.2 sur le schéma de fusion retenu, nous présentons dans cette annexe une série de résultats de la fusion avec différentes valeurs de paramètres utilisés dans le processus de fusion. Nous comparons ces résultats avec ceux de IDDI qui nous ont servi de référence.

Nous rappelons le schéma de fusion (Fig. A2.1) retenu ainsi que la fonction d'appartenance utilisée avec les différents paramètres. Soient N attributs I_j représentant des segmentations en P classes C_i , les mesures λ_i^j représentent les coefficients d'appartenance du point x_i^j de l'attribut I_j par rapport à la classe C_i et λ_i le coefficient d'appartenance du point x_i^j par rapport à la classe C_i .

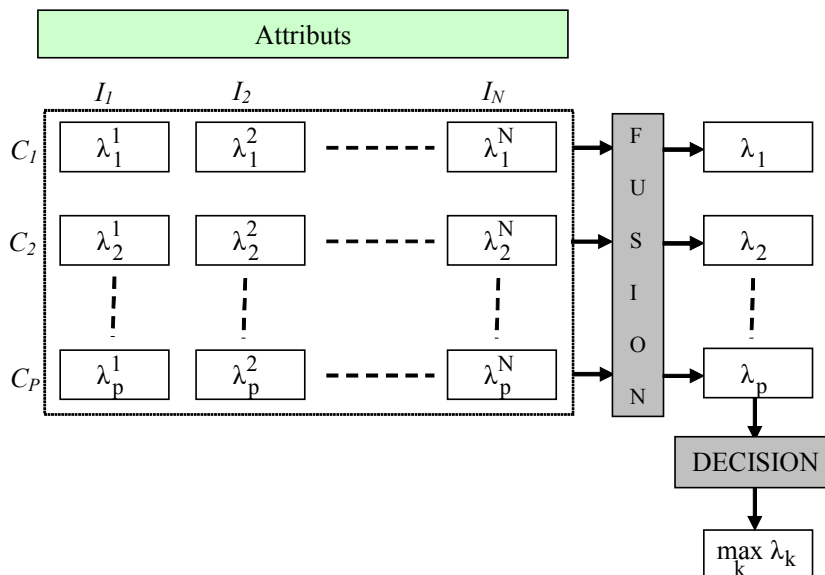


Fig. A2.1 : Schéma de fusion

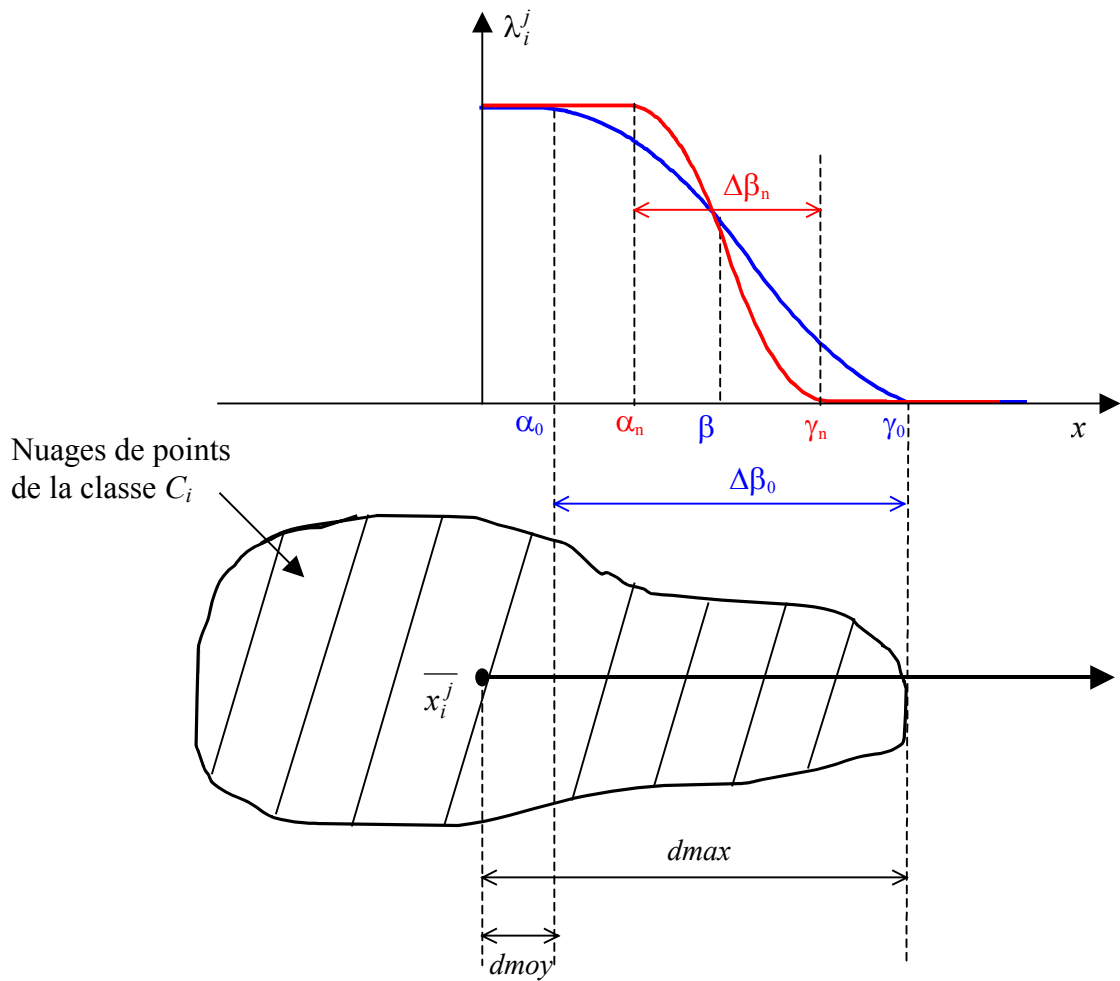


Fig. A2.2 : Configuration des paramètres α , β , γ

La S-fonction de Zadeh $S(x, \alpha, \beta, \gamma)$ nous donne la mesure λ_i^j par :

$$\lambda_i^j = 1 - S(x, \alpha, \beta, \gamma)$$

$$\text{avec } S(x, \alpha, \beta, \gamma) = \begin{cases} 0.0 & \text{si } x < \alpha \\ 1.0 & \text{si } x \geq \gamma \\ 2(x - \alpha)^2 / (\gamma - \alpha)^2 & \text{si } \alpha \leq x < \beta \\ 1 - 2(x - \gamma)^2 / (\gamma - \alpha)^2 & \text{si } \beta \leq x < \gamma \end{cases}$$

$\Delta\beta = \gamma - \alpha$ qui est la zone floue et β le point de croisement

$x = \frac{|x_i^j - \bar{x}_i^j|}{\sigma_i^j}$ où x_i^j l'élément sur lequel porte la décision, \bar{x}_i^j la moyenne de la classe

et σ_i^j l'écart type de la classe.

En se basant sur le dispositif représenté par la figure A2.2, nous définissons $dmax$ comme étant la distance du point x_i^j le plus éloigné de la moyenne $\overline{x_i^j}$ de la classe et $d moy$, la distance moyenne des points de la classe à leur moyenne $\overline{x_i^j}$. Ainsi, nous posons que les points x_i^j se trouvant à moins de $d moy$ de $\overline{x_i^j}$ ont comme mesure $\lambda_i^j = 1$, tandis que ceux se trouvant au-delà de la distance $dmax$ ont comme mesure $\lambda_i^j = 0$. En effet, tout point éloigné de $\overline{x_i^j}$ de plus de la distance $dmax$ n'est pas de la classe, tandis que ceux qui sont proches de leur moyenne (à moins de $d moy$) appartiennent vraisemblablement à la classe. Entre les deux, nous avons la zone floue $\Delta\beta_n$ dont les mesures des points x_i^j se trouvant dans cette zone sont comprises entre 0 et 1.

Après plusieurs tests, nous avons fixé :

$$\alpha_0 = d moy \quad \gamma_0 = dmax \quad \beta = (\alpha_0 + \gamma_0) / 2 \quad \Delta\beta_0 = \gamma_0 - \alpha_0$$

Afin de déterminer une largeur optimale pour la zone floue, nous avons défini :

$$\alpha_n = \beta - \Delta\beta_n / 2 \quad \gamma_n = \beta + \Delta\beta_n / 2 \quad \Delta\beta_n = \Delta\beta_0 / n$$

où n est un paramètre d'ajustement.

Ensuite, pour la détermination du coefficient d'appartenance λ_i à la classe C_i , nous avons testé avec les trois critères suivants :

- moyenne : $\lambda_i = \frac{\sum_{j=1}^n \lambda_i^j}{n}$
- maximum : $\lambda_i = \max_{j=1 \dots n} \{\lambda_i^j\}$
- barycentre : $\lambda_i = \frac{\sum_{j=1}^n (\lambda_i^j)^2}{\sum_{j=1}^n \lambda_i^j}$

En analysant les images résultats présentées ci-dessous, nous avons fixé la valeur du paramètre d'ajustement $n = 2$ et nous avons considéré le maximum pour la valeur du coefficient d'appartenance λ_i . En effet, le résultat obtenu avec ces paramètres présente la meilleure concordance avec les images IDDI correspondantes.

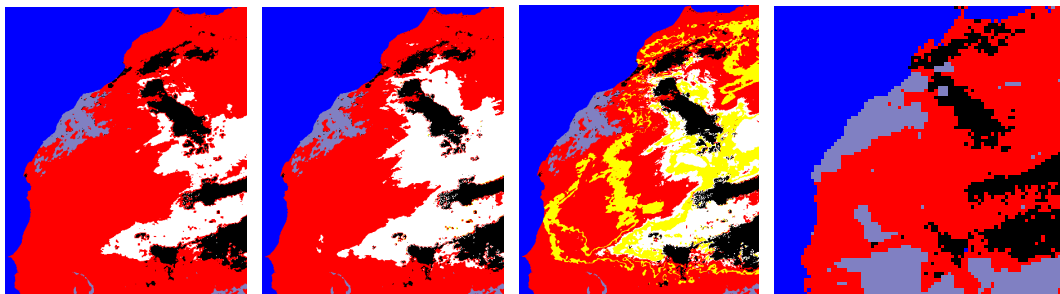
Enfin, la décision de l'appartenance du point à une classe est la classe qui a la valeur maximale parmi les coefficients d'appartenance λ_i .

Résultats obtenus avec l'image du 20 mai 1999 à 12h

(a) moyenne, (b) maximum, (c) barycentre, (d) image IDDI correspondante

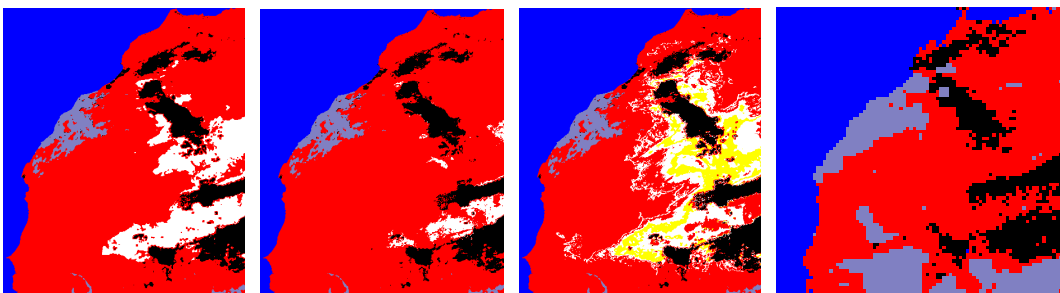
■ Bleu (océan) ■ Mauve (nuages d'eau) ■ Rouge (présence de nuages de poussière)
■ Noir (absence de nuages de poussière) Blanc (zone d'incertitude) ■ Jaune (zone d'incertitude)

$\alpha_0 ; \gamma_0$



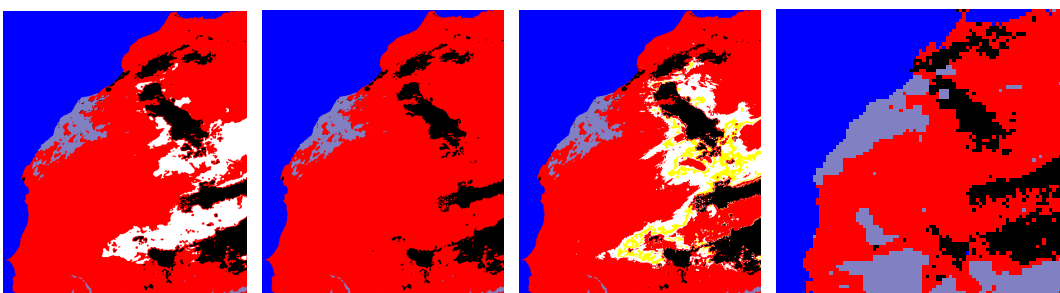
(a) (b) (c) (d)

$\alpha_n ; \gamma_n (n = 2)$



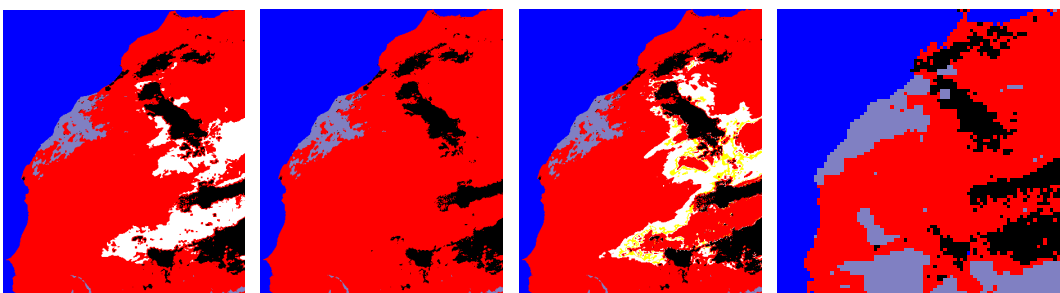
(a) (b) (c) (d)

$\alpha_n ; \gamma_n (n = 4)$



(a) (b) (c) (d)

$\alpha_n ; \gamma_n (n = 8)$



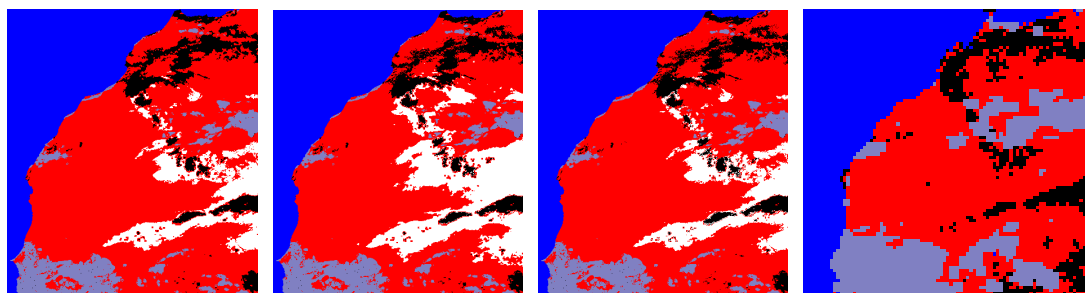
(a) (b) (c) (d)

Résultats obtenus avec l'image du 21 mai 1999 à 12h

(a) moyenne, (b) maximum, (c) barycentre, (d) image IDDI correspondante

■ Bleu (océan) ■ Mauve (nuages d'eau) ■ Rouge (présence de nuages de poussière)
■ Noir (absence de nuages de poussière) Blanc (zone d'incertitude) ■ Jaune (zone d'incertitude)

$\alpha_0 ; \gamma_0$



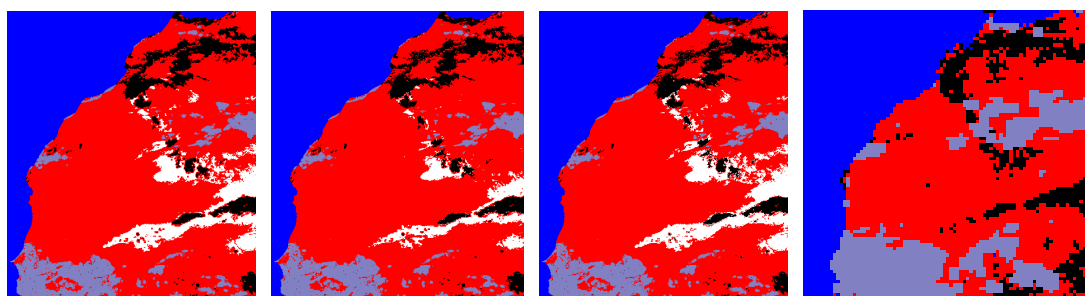
(a)

(b)

(c)

(d)

$\alpha_n ; \gamma_n (n = 2)$



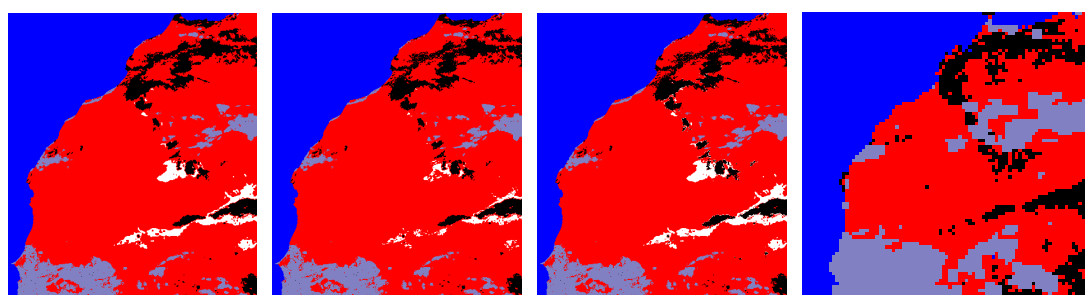
(a)

(b)

(c)

(d)

$\alpha_n ; \gamma_n (n = 4)$



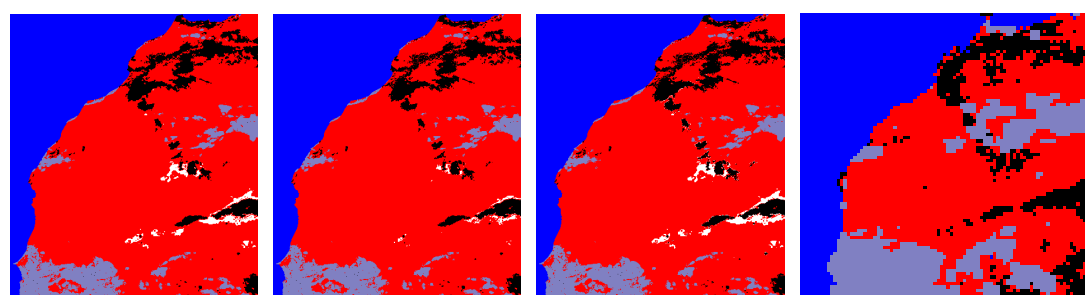
(a)

(b)

(c)

(d)

$\alpha_n ; \gamma_n (n = 8)$



(a)

(b)

(c)

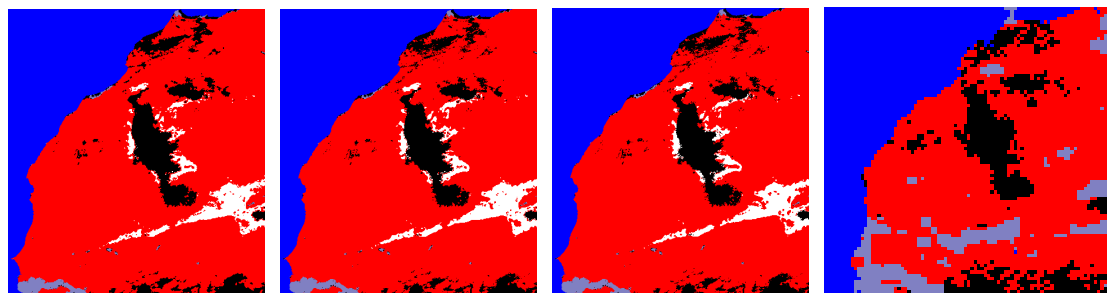
(d)

Résultats obtenus avec l'image du 22 mai 1999 à 12h

(a) moyenne, (b) maximum, (c) barycentre, (d) image IDDI correspondante

■ Bleu (océan) ■ Mauve (nuages d'eau) ■ Rouge (présence de nuages de poussière)
■ Noir (absence de nuages de poussière) Blanc (zone d'incertitude) ■ Jaune (zone d'incertitude)

$\alpha_0 ; \gamma_0$



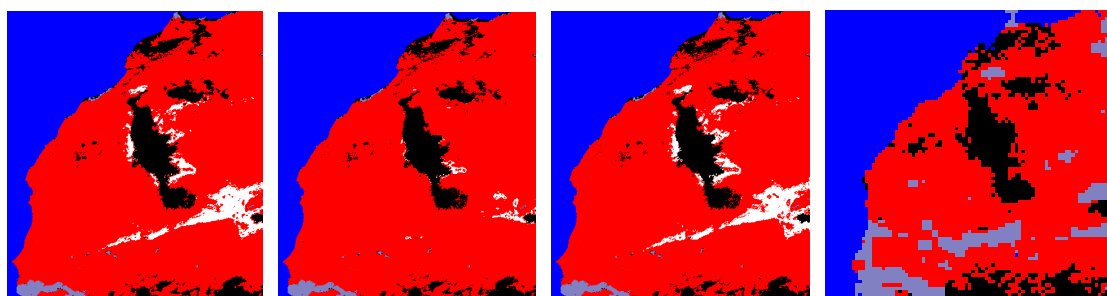
(a)

(b)

(c)

(d)

$\alpha_n ; \gamma_n (n = 2)$



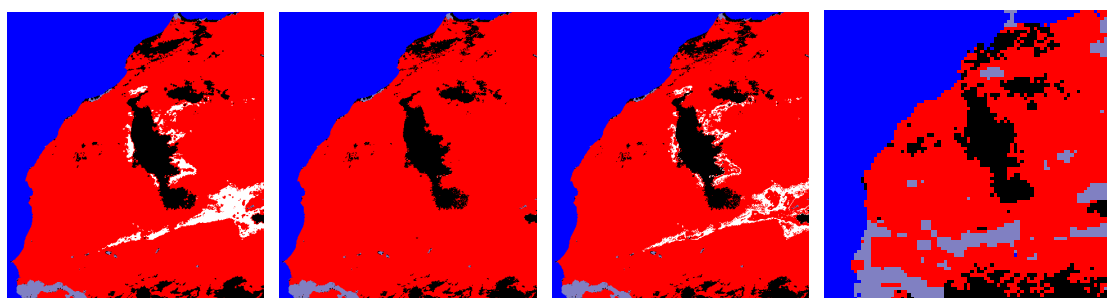
(a)

(b)

(c)

(d)

$\alpha_n ; \gamma_n (n = 4)$



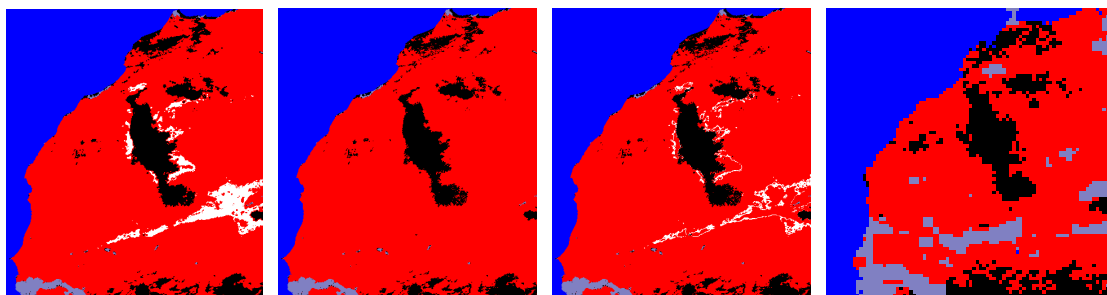
(a)

(b)

(c)

(d)

$\alpha_n ; \gamma_n (n = 8)$



(a)

(b)

(c)

(d)

Annexe 3 :

Résultats de la solution améliorée comparés à ceux de IDDI avec une variation de seuils indiquant l'absence de nuages de poussière

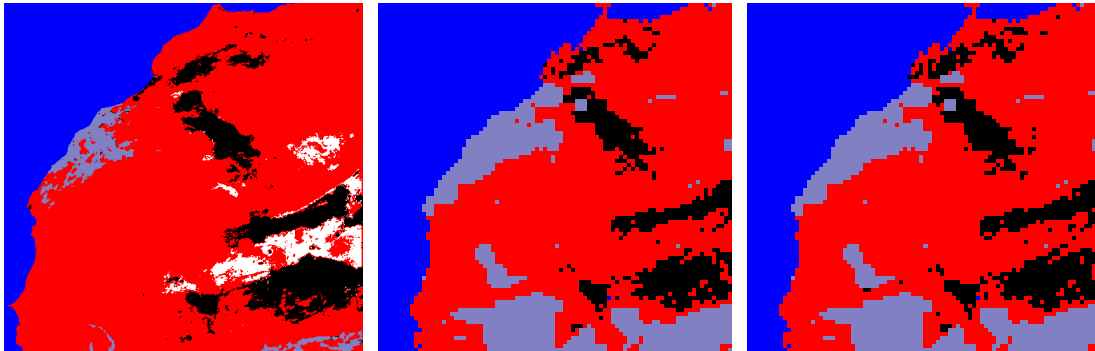
Comme énoncé à la fin de la partie 4.4.5.2, nous présentons dans cette annexe une comparaison entre nos résultats obtenus avec l'approche de la solution améliorée sur les attributs du premier ordre et ceux de IDDI. Sur les images IDDI, les auteurs ont fixé un seuil de $S=1000$ qui indique la présence de nuages de poussière : si la valeur du pixel est inférieure à S , les nuages de poussière sont alors insignifiant (noir), par contre si elle est supérieure à S , il y a présence de nuages de poussière (rouge). C'est donc ce seuil S que nous avons choisi de faire varier et comparer ces résultats avec les nôtres.

Nous présentons sur les figures ci-dessous les résultats obtenus après application de notre approche (voir chapitre 3, partie B) sur les images satellitaires infrarouges de Météosat des 20, 21 et 22 mai 1999 à 12h. Nous présentons aussi les images IDDI correspondantes sur lesquelles nous avons fait varier le seuil (de 100 à 1000).

En analysant les images présentées ci-dessous, nous remarquons une plus grande concordance avec nos résultats lorsque le seuil est faible.

Images du 20 mai 1999 à 12h

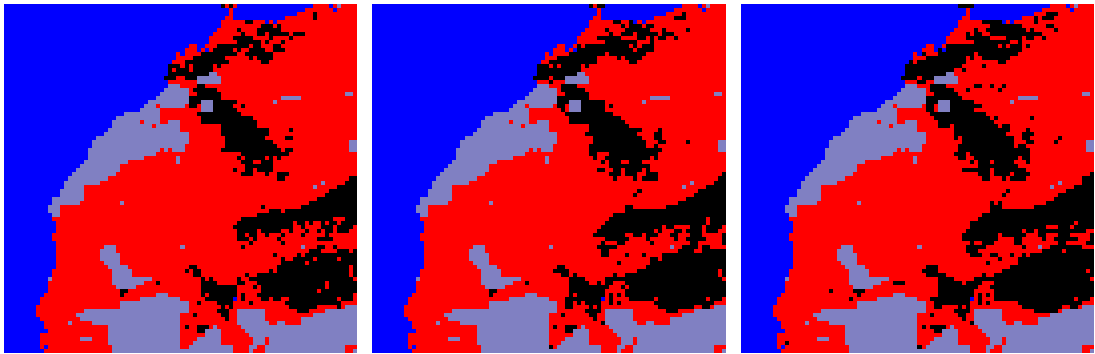
■ Bleu (océan) ■ Mauve (nuages d'eau) ■ Rouge (présence de nuages de poussière)
■ Noir (absence de nuages de poussière) □ Blanc (zone d'incertitude)



Résultat avec la 2nde approche

IDDI avec $S < 100$

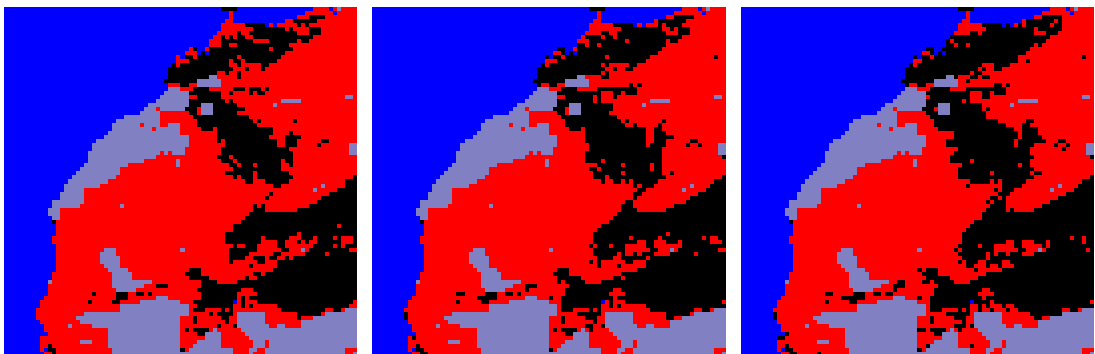
IDDI avec $S < 200$



IDDI avec $S < 300$

IDDI avec $S < 400$

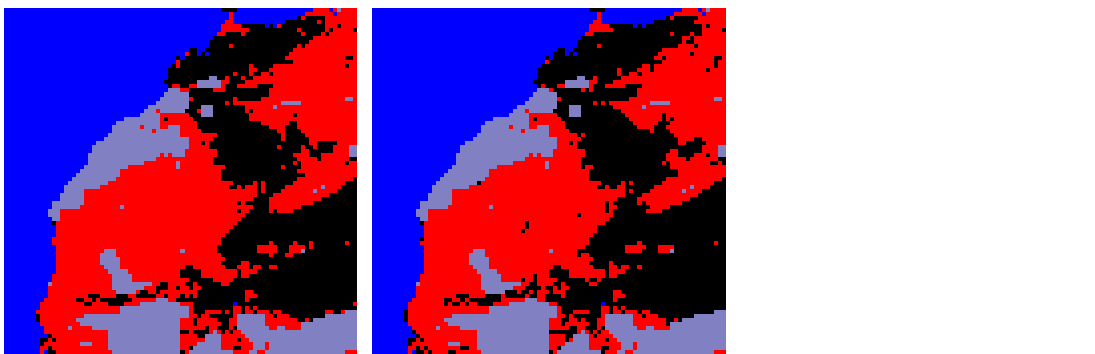
IDDI avec $S < 500$



IDDI avec $S < 600$

IDDI avec $S < 700$

IDDI avec $S < 800$

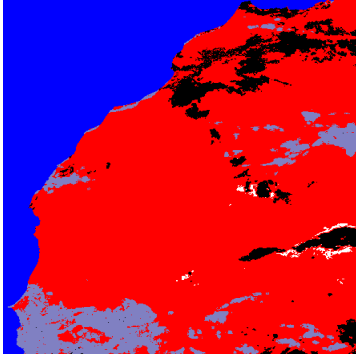


IDDI avec $S < 900$

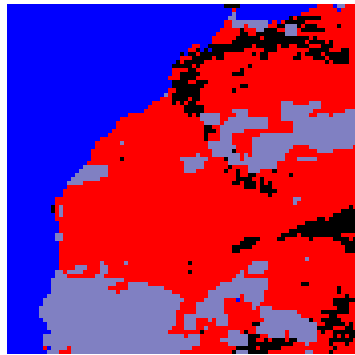
IDDI avec $S < 1000$

Images du 21 mai 1999 à 12h

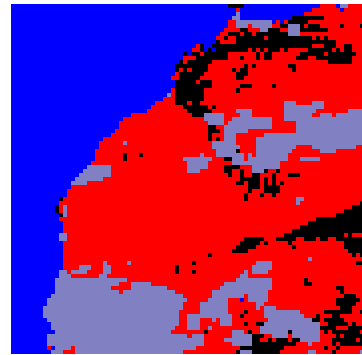
■ Bleu (océan) ■ Mauve (nuages d'eau) ■ Rouge (présence de nuages de poussière)
■ Noir (absence de nuages de poussière) □ Blanc (zone d'incertitude)



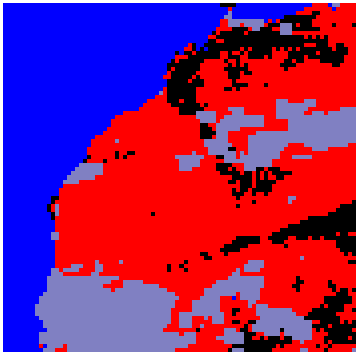
Résultat avec la 2nde approche



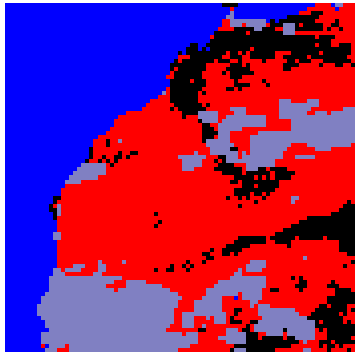
IDDI avec $S < 100$



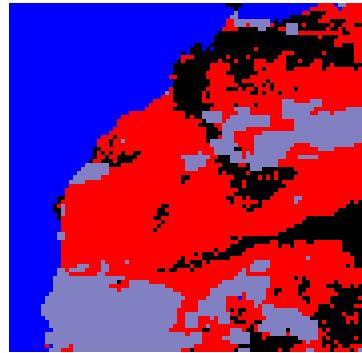
IDDI avec $S < 200$



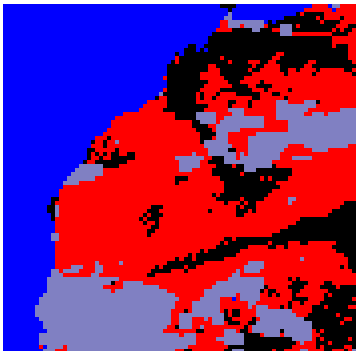
IDDI avec $S < 300$



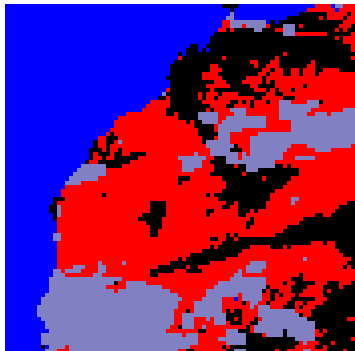
IDDI avec $S < 400$



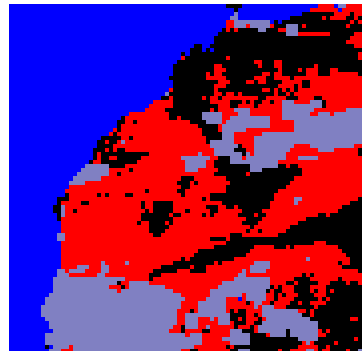
IDDI avec $S < 500$



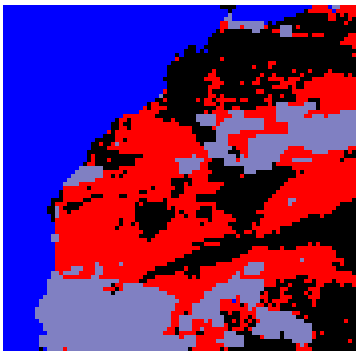
IDDI avec $S < 600$



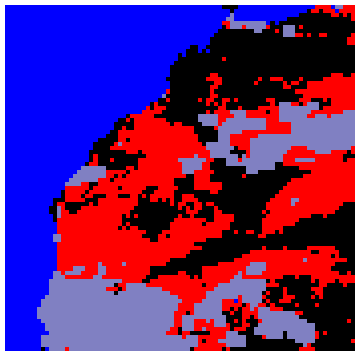
IDDI avec $S < 700$



IDDI avec $S < 800$



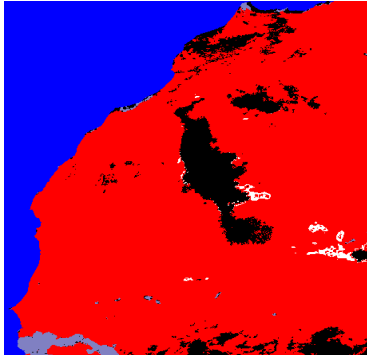
IDDI avec $S < 900$



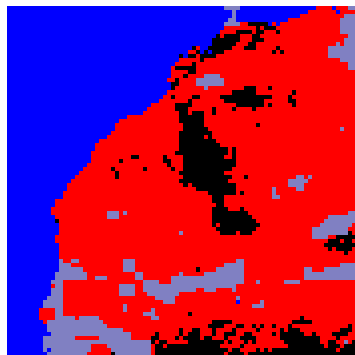
IDDI avec $S < 1000$

Images du 22 mai 1999 à 12h

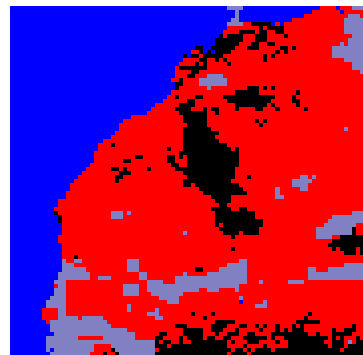
■ Bleu (océan) ■ Mauve (nuages d'eau) ■ Rouge (présence de nuages de poussière)
■ Noir (absence de nuages de poussière) □ Blanc (zone d'incertitude)



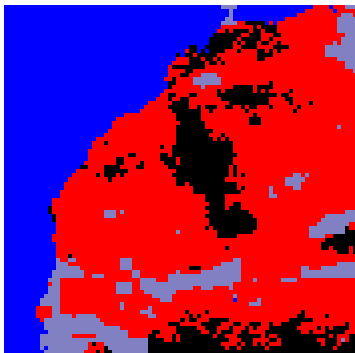
Résultat avec la 2nde approche



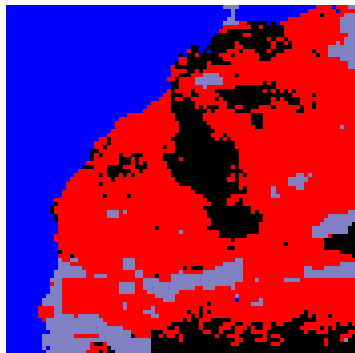
IDDI avec $S < 100$



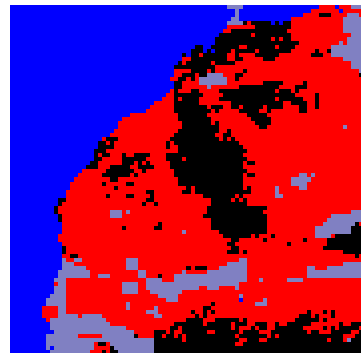
IDDI avec $S < 200$



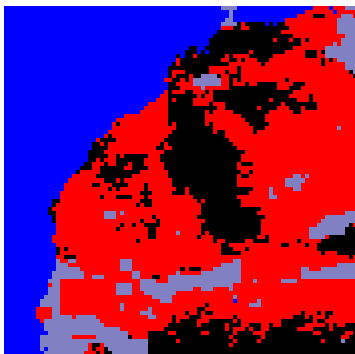
IDDI avec $S < 300$



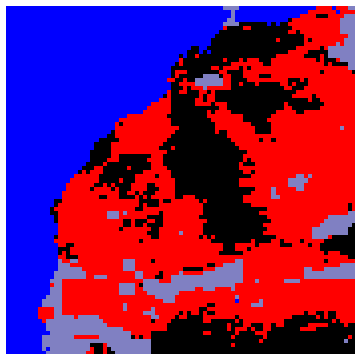
IDDI avec $S < 400$



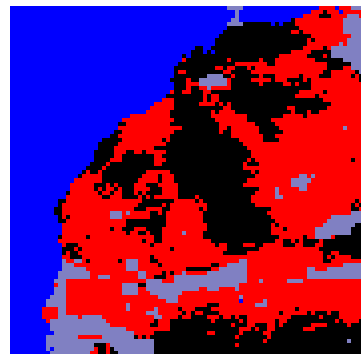
IDDI avec $S < 500$



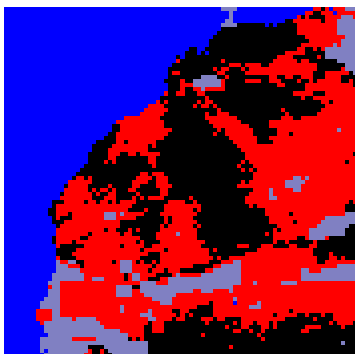
IDDI avec $S < 600$



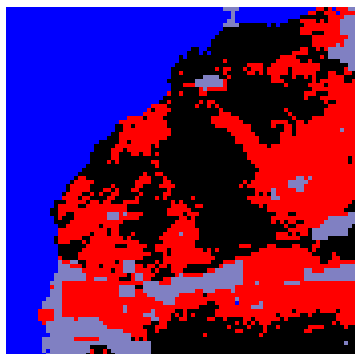
IDDI avec $S < 700$



IDDI avec $S < 800$



IDDI avec $S < 900$



IDDI avec $S < 1000$

Résumé :

Gestion et protection de l'environnement et de l'atmosphère constituent un programme majeur pour le monde depuis un certain nombre d'années. La télédétection satellitaire peut fournir un outil essentiel dans la recherche de solutions pour le suivi de l'évolution et la protection de l'environnement. Tirant profit de la télédétection, cette thèse vise à l'exploitation des images du satellite Météosat pour la détection des nuages de poussière sur la zone sahélienne du continent africain. Les nuages de poussière sont de fines particules de sable et de poussière mises en suspension dans l'air par des vents de surface et qui peuvent être transportés sur de très longues distances. Nous utilisons ici certaines techniques de traitement d'images. Ainsi, dans une première démarche, une approche est constituée par la détermination des attributs de texture afin de segmenter l'image en trois zones : océan, continent, nuages d'eau. Ensuite, une technique de seuillage multimodal est appliquée afin de déterminer différentes zones sur le continent dont, plus particulièrement celle indiquant la présence des nuages de poussière. Enfin, nous appliquons une méthode de fusion de segmentations basée sur la théorie des ensembles flous. Les résultats obtenus par cette approche paraissent pertinents et présentent une bonne analogie des formes en comparaison avec les images IDDI, résultats d'une autre approche servant ici de référence.

Mots-clefs : Télédétection ; Nuages de poussière ; Images satellitaires ; Météosat ; Texture ; Segmentation ; Classification ; Seuillage ; Fusion.

Abstract :

Environment, atmosphere's management and protection constitute a major concern for the world since a certain number of years. The satellite remote sensing can provide a main tool in the search of solutions to the follow up of development and environmental protection. Taking advantage of remote sensing, this thesis aims at the exploitation of images taken from the Meteosat satellite for the detection of dust clouds on the sahelian zone of the African continent. Dust clouds are fine particles of sand and dust made airborne by surface winds and which can be transported on very long distances. Here, we use some image processing techniques. Thus, in a first step, an approach consists of determining the texture attributes in order to segment the image into three areas: ocean, continent, water clouds. Then, a multimodal thresholding technique is applied to determine the different areas on the continent including those indicating the presence of dust clouds. Finally, we apply a fusion segmentation method based on the theory of fuzzy sets. The results of this approach appear to be relevant and have a good analogy forms in comparison with the IDDI images, results of another approach used here for reference.

Keywords : Remote sensing ; Dust clouds ; Satellite images ; Meteosat ; Texture ; Segmentation ; Classification ; Thresholding ; Fusion.