

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE MOULOU MAMMERI, TIZI-OUZOU
FACULTE DE GENIE ELECTRIQUE ET DE L'INFORMATIQUE
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE



THESE DE DOCTORAT

Présentée par

YOUCEF ATTAF

Pour l'obtention du diplôme de Doctorat en Electronique
Option télédétection

Intitulée :

**Segmentation d'images par modèles AM-FM
Application aux images Sonar et MSG**

Soutenue publiquement le 15.05.2016, devant le Jury d'Examen composé de :

Mme AMEUR Zohra	Professeur à l'UMMTO	Présidente
Mr ADANE Abd-el-Hamid	Professeur à L'USTHB	Directeur de thèse
Mr BOUDRAA Abdel-Ouahab	Maître de Conférences BREST (France)	Co-directeur de thèse
Mr BOUTARFA Abdelhalim	Professeur à l'Université de Batna	Examineur
Mr HADDAD Boualem	Professeur à L'USTHB	Examineur
Mr HAMMOUCHE Kamal	Professeur à l'UMMTO	Examineur
Mr LAZRI Mourad	Maître de Conférences A à l'UMMTO	Examineur

Remerciements

Le travail présenté dans cette thèse, a été réalisé au laboratoire LAMPA (Laboratoire d'Analyse et de Modélisation des Phénomènes Aléatoires) de l'Université Mouloud MAMMARI de Tizi-Ouzou, Algérie.

Mes plus vifs remerciements s'adressent à mon directeur de thèse, le Professeur ADANE Abd- El- Hamid, qui a su me lancer dans le domaine passionnant de la télédétection et de ses applications. Il n'a jamais ménagé son temps, ni ses efforts pour me diriger et m'accompagner tout au long de ce travail. Ses enseignements, ses conseils et sa confiance m'ont permis de m'épanouir scientifiquement pendant toutes ces années à l'U.M.M.T.O.

J'exprime ma profonde gratitude tout particulièrement à Madame AMEUR Zohra, Professeur à l'UMMTO et Directrice du laboratoire LAMPA qui a mis à ma disposition tous les moyens nécessaires pour le développement de mes travaux de recherche et la finalisation de ma thèse de Doctorat au sein de ce Laboratoire, et qui m'a fait l'honneur de présider mon jury.

Un grand merci va également au professeur AMEUR Soltane pour ses encouragements et son aide appréciable pendant ma carrière d'enseignant-chercheur, marquée par un long parcours pédagogique et scientifique passé ensemble à l'U.M.M.T.O.

Mes sincères remerciements vont à Monsieur BOUDRAA Abdel-Ouahab, Maître de Conférences à l'Université de Brest qui en m'accueillant en stage à l'IRENAV, a contribué à m'orienter vers la thématique développée dans ma thèse et mis à ma disposition les moyens nécessaires pour mon travail scientifique effectué durant mon séjour en France.

J'adresse mes sincères remerciements à Monsieur BOUTARFA Abdelhalim, Professeur à L'Université de Batna d'avoir bien voulu accepter de participer au Jury chargé d'examiner mon travail.

Je suis très reconnaissant à Monsieur HADDAD Boualem, Professeur à l'USTHB, de m'avoir fait l'honneur de faire partie de mon Jury d'examen.

Mes grands remerciements s'adressent aussi à Monsieur HAMMOUCHE Kamal, Professeur à l'UMMTO, de m'avoir fait l'honneur de participer à ce Jury pour examiner mon travail.

Je tiens à remercier chaleureusement Monsieur LAZRI Mourad, Maître de conférences à l'UMMTO qui a accepté de faire partie du Jury d'Examen et d'évaluer mon travail.

Ma profonde reconnaissance va à messieurs LAGROUCHE Mourad, Professeur à l'UMMTO, et LAHDIR Mourad, Maître de Conférences à l'UMMTO, pour leur soutien moral, leurs conseils judicieux, leur disponibilité à tout instant et leur contribution appréciable à mon travail scientifique.

Finalement, je voudrais remercier tous les enseignants-chercheurs et doctorants du laboratoire LAMPA et mes collègues de notre Faculté qui m'ont aidé et soutenu pour mener à bien ce travail, et une pieuse pensée est adressée aux collègues qui ne sont plus de ce Monde.

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail :

- *A la mémoire de mes très chers parents, qui attendaient tant ce jour, hélas la volonté de Dieu est plus grande, je dis seulement Allah yarhmkom.*
 - *A mon épouse Mina*
 - *A mes filles Anissa, Nassima et Yasmine*
-
- *Et à tous ceux qui ont cru qu'un jour Youcef arrivera*

Sommaire

Introduction.....	1
-------------------	---

Chapitre I : Segmentation d'images en télédétection

I.1. Généralités	5
I.2. Acquisition et prétraitement des images	7
I.3. Principe de la segmentation des images	11
I.4. Analyse des images.....	13
I.5. Les méthodes de classification.....	14
I.6. Les méthodes de segmentation.....	16
I.6.1. Approche contour.....	17
I.6.2. Approche région.....	18
I.7. Principe du modèle AM-FM	20

Chapitre II : Elaboration du modèle AM-FM

II.1. Préambule.....	22
II.2. Formulation du modèle AM-FM.....	22
II.2.1. Cas des signaux à une dimension.....	22
II.2.2. Cas des signaux à deux dimensions.....	25
II.3. Modèle AM-FM avec filtres de Gabor.....	27
II.4. Application à des images tests.....	30
II.5. Analyse des résultats de la segmentation AM-FM	35

Chapitre III : Application du modèle AM-FM aux images sonar

III.1. Les images sonar.....	37
III.2. Description de la batterie de filtres de Gabor.....	38
III.3. Application du modèle AM-FM à l'image de la mine 1.....	39
III.4. Application du modèle AM-FM à l'image de la mine 2.....	46
III.5. Analyse des résultats.....	50

Chapitre IV : Application du modèle AM-FM aux images MSG

IV.1. Description de la banque de données satellitaires	52
IV.1.1. Acquisition d'images de l'Afrique du Nord par le satellite MSG-2.....	52
IV.1.2. Description de la zone d'étude.....	55
IV.1.3. Composition colorée des images MSG.....	56
IV.2. Modélisation AM-FM des images MSG.....	58
IV.2.1. Utilisation du modèle AM-FM muni de filtres de Gabor.....	58
IV.2.2. Approche multispectrale du modèle AM-FM.....	58
IV.3. Segmentation AM-FM des images MSG.....	62
IV.4. Analyse des résultats.....	63

Conclusion	64
-------------------------	----

Les Annexes

Annexe-A : Les satellites MSG.....	A67
---	-----

Annexe-B : Les filtres de Gabor.....	B77
---	-----

Annexe-C : Analyse par Composantes Principales.....	C87
--	-----

Annexe-D : Les nuages.....	D89
-----------------------------------	-----

Références :.....	108
--------------------------	-----

Acronymes

AM: Amplitude Modulation

ACP : Analyse en Composantes Principales

DESA: Discrete Energy Separation Algorithm

ESA: Energy Separation Algorithm

FM: Frequency Modulation

GOES: Geostationary Operational Environmental Satellite

IR: Infrared

KLT : Transformation de Karhunen-Loeve

LIDAR: (Light Detection and Ranging)

MSG : (Météosat Seconde Génération)

ONM : Office National de la Météorologie

SEVIRI: (Spinning Enhanced Visible and Infrared Imager)

SODAR :(Sound Detection and Ranging)

SONAR: (Sound Navigation and Ranging)

TKEO: Teager Kaiser Energy Operator

T.H : Transformée de Hilbert

VIS: Visible

IR : Infrarouge

WV: Water Vapor (Vapeur d'eau)

Introduction

L'objectif de cette thèse est d'exploiter les capacités de l'approche AM-FM en segmentation d'images numériques comme celles employées en télédétection et en reconnaissance des objets qui composent celles-ci.

Cette approche qui est dérivée de l'analyse de Fourier des pixels de l'image et de leur voisinage, est basée sur la modulation d'amplitude (AM) et la modulation de fréquence (FM) décrivant les régions constitutives de l'image. Son principal intérêt est que la composante AM extraite de ces régions caractérise leur contraste tandis que les composantes FM rendent compte de la granularité et de l'orientation de leurs textures locales.

En général, le modèle AM-FM a vu le jour après les travaux développés par Teager qui en étudiant les non linéarités du signal de parole, a mis en évidence le rôle joué par l'énergie sonore et conçu l'opérateur TEO (Teager Energy Operator) [1]. Cet opérateur d'énergie initialement adapté au traitement numérique de ce type de signal, a servi de base à l'élaboration de l'opérateur TKEO (Teager – Kaiser Energy Operator) et de l'algorithme de démodulation DESA (Discrete Energy Separation Algorithm) qui sont très employés en modélisation AM-FM [2]. C'est ainsi qu'à partir de 1990, le modèle AM-FM a fait l'objet de diverses applications montrant que les fonctions AM et FM se prêtent bien au traitement des signaux à une dimension dont le spectre est à bande étroite. Parmi les études effectuées avec le modèle AM-FM pour des signaux à une dimension, citons les applications au traitement de la parole et au domaine médical. Dès les années 2000, ce modèle a été étendu au traitement des signaux à deux dimensions, puis il a été introduit en traitement d'images par Maragos *et al.* Offrant alors des possibilités intéressantes en imagerie médicale [3-5]. Depuis, d'autres applications au traitement d'image ont été répertoriés dans la littérature, comme par exemple, celles portant sur l'animation des images, l'analyse de séquences vidéo, la segmentation des images, la classification des objets constitutifs et le suivi de leur évolution au cours du temps [6-12].

Le principe directeur du modèle AM-FM bi - dimensionnel est de considérer que chaque pixel de l'image peut être associé à une onde plane dont l'amplitude et la phase varie d'un pixel à l'autre. Dans ces conditions, l'image est représentée par une somme d'ondes planes décrivant sa constitution en régions qui diffèrent par leur brillance et leurs caractéristiques texturales. En principe, les composantes AM et FM qui en résultent, devraient être celles de signaux non stationnaires dont la bande spectrale est étroite. Mais, le spectre de fréquences des images réelles est très riche en harmoniques : Ce qui rend très utile l'approche AM-FM pour l'identification d'attributs pertinents et pour leur application à la segmentation de telles images.

La procédure couramment employé pour traiter une image réelle, consiste, dans une première étape, à la soumettre à une batterie de filtres de Gabor pour la décomposer en un ensemble d'images à largeur de bande étroite. Dans une seconde étape, les composantes AM et FM sont extraites de ces images à l'aide des outils TKEO et DESA. Puis, les composantes dominantes sont sélectionnées après une analyse en composantes principales à l'aide de la transformation de Karhunen-Loève (TKL). La segmentation de l'image est alors réalisée par le biais d'un classificateur, comme, par exemple, celui basé sur les K-means, dans lequel les composantes dominantes AM-FM jouent le rôle d'attributs pertinents dotés d'un bon pouvoir discriminant. Notons que le filtrage de Gabor est limité par le nombre de sous-bandes qui doit être judicieusement fixé et par le fait que celles-ci ne sont pas parfaitement orthogonales. Mais, il garantit une bonne décomposition en images à bandes étroites car il permet de réaliser une localisation adéquate, à la fois, dans l'espace et le domaine des fréquences. Comme nous le verrons par la suite, cette procédure qui est devenue désormais classique, a été appliquée au traitement d'images sonar en vue de leur segmentation et d'une aide à l'identification d'objets enfouis dans le milieu marin.

Une autre procédure qui ne nécessite plus la décomposition en sous-bandes, a été considérée ci-après, car elle s'applique surtout aux scènes représentées par plusieurs images prises simultanément dans des bandes spectrales différentes. C'est le cas d'images satellitaires comme celles collectées par Météosat de Seconde Génération (MSG) toutes les quinze minutes à travers douze canaux répartis dans les bandes visible et infrarouge. Cette nouvelle approche qui est basée, à la fois, sur la modélisation AM-FM et l'analyse spectrale va nous permettre d'identifier les nuages, les sols et les mers dans les images MSG, tout en nous passant des filtres de Gabor.

Au cours de ce travail, nous nous sommes particulièrement attachés à apprécier l'efficacité du modèle AM-FM pour segmenter des images de télédétection et identifier les objets qu'elles contiennent, malgré l'opacité du milieu marin dans le cas des observations par sonar et le caractère flou des nuages apparaissant dans les images satellitaires collectées par MSG.

A cet effet, le premier chapitre est une brève revue de différentes méthodes de segmentation utilisées en télédétection, afin de situer l'approche AM-FM vis-à-vis de ces méthodes. Dans ce chapitre, les images collectées par le sonar et par le satellite MSG sont illustrées sous forme d'exemples.

Le second chapitre est une présentation de l'approche AM-FM, où des aspects théoriques portant notamment sur les algorithmes de modulation et de démodulation (TKEO et DESA) sont exposées. L'utilisation de ce modèle sous sa forme classique est illustrée par des exemples de traitement sur des images tests.

Le troisième chapitre porte sur l'application du modèle AM-FM à la segmentation d'images sonar, en adoptant la procédure classique basée sur le filtrage de Gabor.

Le quatrième chapitre concerne le traitement d'images MSG réalisé avec la nouvelle approche AM-FM qui tient compte du caractère multi-spectral de ces images et ne nécessite pas le filtrage de Gabor.

Après une conclusion et des perspectives, cette thèse est assortie de diverses annexes portant notamment sur le satellite MSG, les filtres de Gabor, l'analyse en Composantes Principales et la description des différents types de nuages observables par satellite.

CHAPITRE I

Segmentation d'images en télédétection

1.1. Généralités

La télédétection est, par définition, tout ce qui permet la détection à distance d'objets et phénomènes au sein de notre environnement, afin de mieux connaître celui-ci et de surveiller son évolution. Ce domaine a vu le jour au cours du 20^{ème} siècle, avec l'avènement de l'électronique. Mais, depuis les années 1970 à ce jour, la télédétection s'est considérablement développée avec les bienfaits de la recherche spatiale, les innovations de l'électronique, la disponibilité d'ordinateurs très puissants, l'efficacité des méthodes de traitement de données et l'exploitation des gammes microondes, infrarouges et optiques.

Parmi les moyens de télédétection actuellement employés, beaucoup de satellites équipés de caméras ou de radiomètres, observent la Terre et son atmosphère de façon globale et permanente. Ces satellites sont de deux sortes :

- Les satellites géostationnaires gravitant vers 35800 km d'altitude dans un plan proche du plan équatorial, animés du même mouvement que celui de la Terre et pouvant observer tout le disque terrestre. Cette orbite qui est très convoitée, est occupée par des satellites militaires, des satellites de télécommunications et les satellites d'observation météorologique.
- Les satellites à défilement dont l'orbite est basse car se trouvant entre une centaine et plus d'un millier de km d'altitude. Ils déplacent, pour la plupart, suivant l'orbite polaire, avec une période de révolution va de 90 et 120 minutes. Ces satellites passent par une région donnée quasiment toutes les huit heures et fournissent des images de celle-ci avec une haute résolution.

Les autres dispositifs électroniques employés en télédétection sont tous ceux basés sur l'émission d'ondes électromagnétiques ou sonores et leur détection après qu'elles soient rétrodiffusées par une cible. Ce sont le lidar, le radar et le sodar placés au sol et le sonar agissant en mer. Il y a aussi le cas des radars embarqués dont le radar à ouverture synthétique (SAR) équipant certains satellites défilants pour augmenter leur résolution spatiale. Le lidar (Light Detection And Ranging) dont l'organe d'émission est un laser, est notamment utilisé en télémétrie, en géophysique et en météorologie où il permet la détection des particules fines de l'atmosphère. Le radar (RADio Detection And Ranging) opère surtout dans les bandes

Segmentation d'images en télédétection

radiofréquences et microondes. Selon qu'il soit Doppler ou non, il permet de localiser les objets se trouvant autour de lui. Mais, les radars Doppler sont surtout conçus pour détecter des mobiles et les suivre dans leur mouvement. Dans l'espace, ce sont les masses nuageuses, les oiseaux, les insectes ou les engins volants comme les avions. Au niveau de la surface terrestre, ce sont les bateaux ou les véhicules automobiles. Le radar permet aussi de caractériser les champs de précipitations et les mouvements de l'air ou de déterminer les profils de vent. Le sodar (SOund Detection And Ranging) fonctionne comme le radar, sauf qu'il est basé sur l'interaction des ondes sonores avec le milieu atmosphérique. En météorologie, il sert à sonder les couches atmosphériques en altitude. Il permet alors de mesurer la vitesse et la direction des vents en altitude ainsi que la structure thermodynamique, la turbulence dans les basses couches de l'atmosphère Terrestre. Les sonars (SOund Navigation And Ranging) équipent les navires de guerre, mais aussi beaucoup de bateaux comme ceux utilisés pour la pêche, la navigation maritime ou la recherche océanographique.

Les données que fournissent les moyens de télédétection, se présentent, pour la plupart, sous forme d'images numériques des régions observées. Ces images sont essentiellement caractérisées par le nombre et l'intensité des pixels qui la composent. Pour en extraire l'information utile, ces images doivent subir un traitement dont les principales étapes sont :

- l'acquisition des images brutes
- leur prétraitement: Cette opération a pour but principal d'améliorer la qualité de l'image. Pour cela, le rehaussement des histogrammes peut être mis en œuvre pour améliorer le contraste et de la réduction du bruit.
- leur analyse consistant à identifier et à extraire les paramètres qui permettront de regrouper les pixels de l'image en classes distinctes.
- la classification des pixels: Il s'agit d'attribuer à chaque pixel l'une des classes de l'image selon des critères qu'il convient de définir.
- la segmentation de ces images : Elle revient à réaliser une partition de l'image en régions constituées de pixels de même classe

Les images que nous avons traitées sont, d'une part, des images sonar fournies par l'Ecole Navale de Brest et d'autre part, des images MSG (Météosat Seconde Génération) qui nous ont été offertes par le Centre Météorologique de Dar El Beida.

Dans les prochains paragraphes, nous présenterons, tout d'abord, des exemples de ces images. Ensuite, nous passerons en revue les principales méthodes de segmentation

Segmentation d'images en télédétection

habituellement utilisées en traitement d'images, pour après, situer la méthode AM-FM qui fait l'objet de notre travail.

I.2. Acquisition et prétraitement des images

La figure I.1 donne un exemple d'image de fond marin collectée dans l'océan Atlantique par le sonar équipant une bathysphère qui est un submersible sphérique fixé au câble d'un treuil de bateau. Cette image a déjà été prétraitée par rehaussement de contraste.

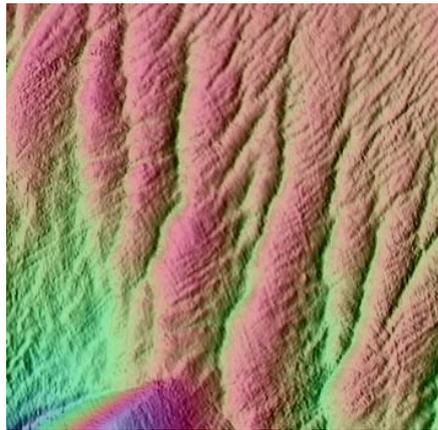


Figure I.1 : Image du fond marin prise avec le sonar de Brest.

En général, les ondes sonores émises par un sonar, se déplacent dans l'eau de mer à la vitesse de 1500 m/s. Dans la plupart des cas, leur fréquence est d'environ une quinzaine de kHz et la portée du sonar est d'une dizaine de km. Cependant, cette portée est limitée en profondeur d'une part, par le câble de descente de la bathysphère et d'autre part, par l'inhomogénéité du milieu marin. Ainsi, la vitesse du son dépend de la température et de la pression qui varient avec la profondeur de ce milieu. En particulier, l'eau de mer qui est chaude en surface devient de plus en plus froide en profondeur tandis que la pression augmente avec cette dernière. Toutes ces variations contribuent à atténuer sensiblement les ondes sonores lors de leur propagation vers les profondeurs de la mer et à accroître l'opacité du milieu marin. Notons que la présence des bancs de poissons et des animaux marins peut gêner les mesures effectuées avec le sonar.

Les images MSG que nous avons utilisées, ont été collectées par le satellite Météosat 9 pendant l'année 2011. Ce satellite appelé aussi MSG-2, est présenté dans l'annexe A. Celui-ci

Segmentation d'images en télédétection

est le deuxième satellite de la seconde génération des satellites d'observation météorologique lancés par EUMETSAT à partir de l'an 2000. A l'instar des autres satellites MSG, Météosat 9 est équipé du capteur SEVIRI. (Spinning Enhanced Visible and InfraRed Imager) qui est un radiomètre à balayage muni de douze canaux répartis dans les domaines du visible et de l'infrarouge. Grâce à la rotation du satellite autour de son axe principal d'inertie, des images du disque terrestre sont prises toutes les quinze minutes à travers ces canaux. La figure I.2 illustre ce genre d'images représentant l'Afrique du Nord et prises le 23.11.2011 par le biais des douze canaux de MSG-2.

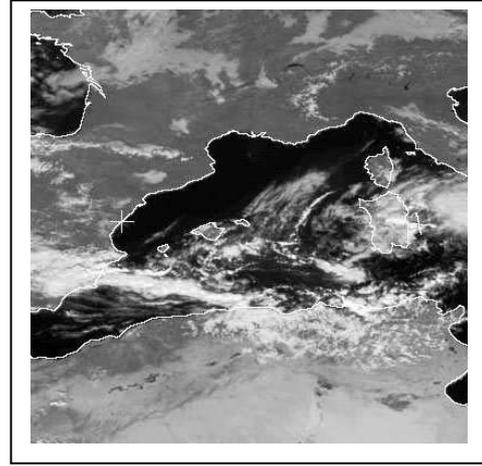
Historiquement, le lancement des satellites Météosat a débuté par l'ancienne génération qui se compose de sept satellites mis successivement en orbite géostationnaire à partir de l'année 1977. Chacun de ces satellites est équipé d'un radiomètre qui comporte un canal visible [0,4-1,1 μm], un canal infrarouge vapeur d'eau [5,7-7,1 μm] et un canal infrarouge thermique [10,5-12,5 μm]. Il génère alors des images du globe terrestre toutes les demi-heures dans les trois bandes spectrales. Ces images sont codées sur 8 bits et archivées au Centre de Darmstadt (Allemagne) de l'Agence Spatiale Européenne (E.S.A.), sous forme d'images à haute résolution, faisant que leur format est de 5000x5000 pixels pour le visible et 2500x2500 pixels pour l'infrarouge. Elles sont aussi disponibles sous la forme d'images de moindre résolution, à savoir les formats B2 et Wefax. Le Centre de Darmstadt transmet aussi toutes ces images par voie hertzienne vers les stations météorologiques dotées d'un récepteur Météosat. Notons que le dernier satellite de l'ancienne génération, à savoir Météosat 7, est encore opérationnel à ce jour.

Avec les images Météosat Seconde Génération comparées à l'ancienne génération, la résolution des canaux infrarouges est de 3 km au lieu de 5 km et celle du canal visible HRV, de 1 km au lieu de 2.5 km. La table I.1 donne les caractéristiques spectrales des douze canaux du radiomètre SEVIRI.

Le prétraitement des images MSG étudiées a consisté à décoder l'entête de ces images pour les visualiser à l'état brut et à améliorer leur présentation par rehaussement d'histogrammes. Comme le montre la figure I.2, les images MSG ainsi obtenues, comportent des zones très texturées et riches en information concernant le relief terrestre, les mers et les nuages. En effet, ces images se composent essentiellement de zones à contour bien déterminé représentant les mers, les continents et les îles. Mais, pour la plupart, ces zones sont mélangées à des structures floues formées de diverses masses nuageuses, difficiles à délimiter et à identifier directement.



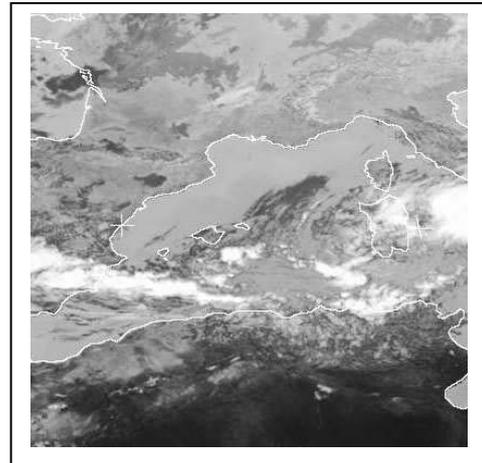
(a) VIS 0.6.



(b) VIS 0.8.



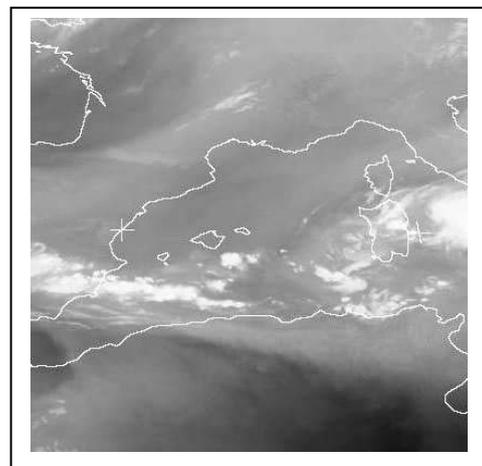
(c) IR 1.6.



(d) IR 3.9.

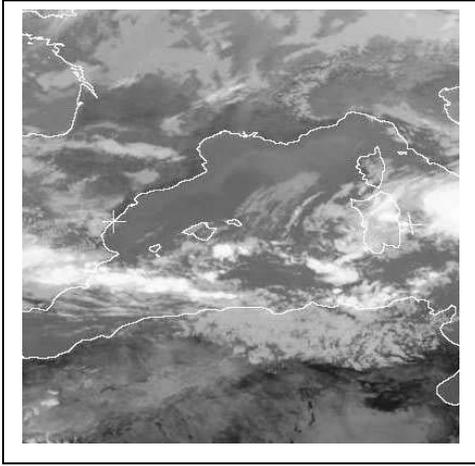


(e) WV 6.2.

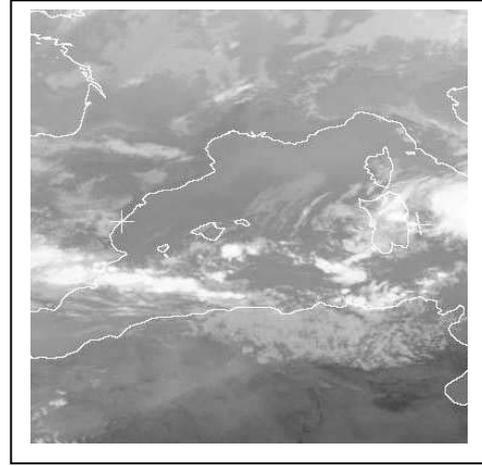


(f) W.V7.3.

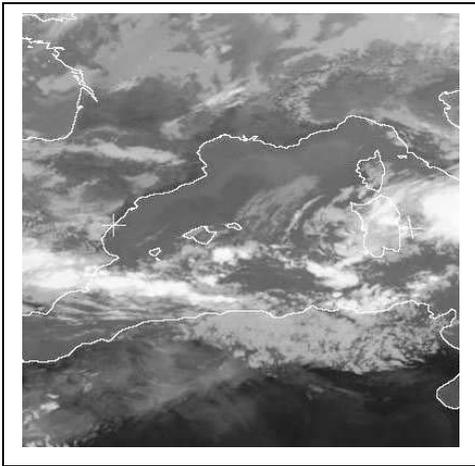
Figure I.2 : Images collectées par le satellite MSG-2 dans ses douze canaux le 23-11-à 12 h UTC (suite).



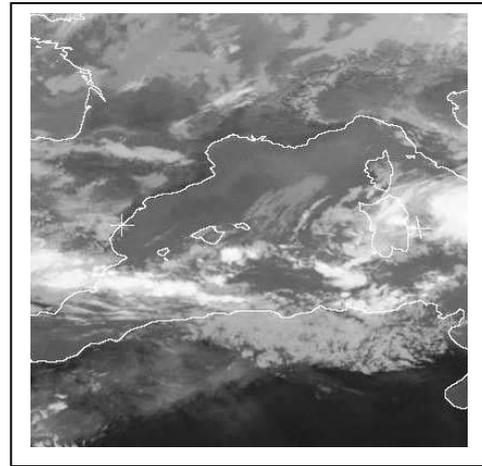
(g) IR 8.7.



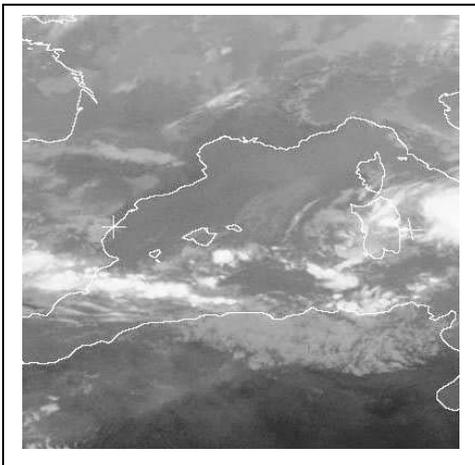
(h) IR 9.7.



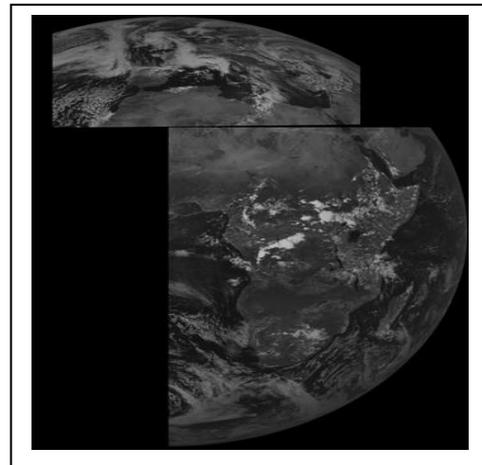
(i) IR 10.8.



(j) IR 12.



(k) IR 13.4.



(l) HRV.

Figure I.2 : Images collectées par le satellite MSG dans ses douze canaux le 23-11-2011 à 12 h UTC

Segmentation d'images en télédétection

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	1,5 – 1,78
IR 3.9	3,92	3,48 – 4,36
W V 6.2	6,25	5,35 – 7,15
W V 7.3	7,35	6,85 – 7,85
IR 8.7	8,7	8,3 – 9,10
IR 9.7	9,66	9,8 – 9,94
IR 10.8	10,8	9,8 -11,80
IR 12	12	11,00 – 13 ,00
IR 13.4	13,4	12,4 – 14,40
HRV	0,7	0,5 – 0,9

Table I.1. Caractéristiques spectrales des douze canaux de MSG.

I.3. Principe de la segmentation des images

Une image numérique peut être considérée comme un ensemble de régions délimitées par leur contour [13-16]. Dans une région, se retrouvent les pixels possédant des propriétés voisines et un contour est la ligne fermée qui sépare des pixels ayant des attributs différents.

Segmentation d'images en télédétection

Dans une image réelle, cette distinction n'est pas simple à établir car il faudrait décider jusqu'à quel point des pixels se ressemblent ou se distinguent les uns des autres.

Pour résoudre ce genre de problèmes, la recherche d'une partition adéquate et automatique des images a engendré de nombreuses méthodes de segmentation d'images qui ont été classées en approche région, approche contour et approche hybride. En guise d'illustration, on peut citer certaines de ces méthodes les plus couramment employées. Soit :

Approches contour : [17-20]

- méthodes variationnelles
- morphologie mathématique
- modèle de Markov
- filtres numériques
- templates
- contours actifs

Approche région : [21-22]

- Seuillage
- croissance des régions
- analyse fréquentielle
- filtres numériques
- modèles statistiques
- algorithmes pyramidaux
- réseaux de neurones
- fractales

Mais, ces deux sortes d'approche bien que complémentaires, donnent le plus souvent des résultats différents, surtout quand on est en présence de régions floues ou texturées. Aussi, pour améliorer la segmentation des images, on utilise parfois l'approche hybride qui consiste à combiner les approches région et contour. Notons que dans certains cas, des combinaisons de méthodes issues d'une même approche peuvent aussi être effectuées.

I.4. Analyse des images

La mise en œuvre des méthodes de segmentation nécessite une analyse des attributs de l'image pour identifier les paramètres pertinents et fixer des critères qui permettent de réaliser soit l'homogénéisation des régions qui la composent, soit la matérialisation des contours qui entourent ces régions et par conséquent, qui séparent nettement des régions voisines, mais différentes.

Parmi les paramètres pouvant jouer le rôle de critères de segmentation, citons la taille des régions, leur couleur, leur forme, leur texture, leur position dans l'image, la géométrie du voisinage des pixels de l'image et ses propriétés statistiques. Pour extraire ces paramètres, l'image est alors explorée pixel par pixel en faisant glisser sur celle-ci une fenêtre d'analyse de taille appropriée. En fait, les critères de segmentation sont généralement choisis en fonction de la méthode utilisée pour réaliser la partition de l'image.

Dans le cas des techniques de seuillage, le critère de segmentation consiste à choisir un ou plusieurs seuils capables de diviser l'image en régions homogènes [22, 23].

Pour effectuer une telle partition, certaines méthodes s'appuient sur les techniques de reconnaissance des formes. Ainsi, avec la méthode basée sur les fractales, le critère de reproduction des formes est établi en considérant la dimension fractale et en morphologie mathématique, ce sont des opérations comme l'érosion, la dilatation, l'ouverture et la fermeture qui permettent d'obtenir les formes adéquates lors de la segmentation d'images, et en post traitement [23-24].

Lorsque l'image se compose de zones texturées, son analyse est effectuée en adoptant une approche probabiliste. En effet, la texture est formée d'éléments quasiment identiques qui se répètent dans l'espace à deux dimensions, mais dont la distribution est aléatoire dans les différentes directions de l'espace [25-26]. En particulier, l'aspect d'une macro texture est formée de motifs qui se répètent régulièrement, tandis que les éléments constitutifs d'une micro texture sont distribués de façon aléatoire dans l'image. Compte tenu de ses propriétés particulières, les principaux paramètres statistiques qui caractérisent la texture, sont:

- L'énergie (moment angulaire du second ordre) qui est une mesure de l'uniformité de la texture de l'image.
- Le contraste permettant d'évaluer le degré de dispersion des niveaux de gris à une distance donnée.

Segmentation d'images en télédétection

- L'entropie caractérisant le désordre dans l'image et donc, la complexité de sa texture.
- La corrélation qui rend compte de la dépendance des niveaux de gris par rapport à leurs voisins.
- L'homogénéité locale qui est une mesure de la similarité locale.
- Le facteur d'aplatissement (ou Kurtosis) qui exprime comment se concentrent les niveaux de gris autour de leur moyenne.
- Le facteur d'asymétrie (Skewness) permettant d'apprécier la dissymétrie des distributions de niveaux de gris.

A ces sept paramètres, d'autres paramètres donnant une information redondante, viennent s'ajouter. Ce sont la moyenne des niveaux de gris, leur variance, le nombre de paires de pixels et le moment diagonal. Notons que dans beaucoup de cas, une bonne segmentation de l'image est réalisée en n'utilisant que deux paramètres texturaux parmi les plus significatifs et en se fixant des directions particulières (horizontale, verticale ou diagonale).

Dans le cas de la détection des contours, ce sont les transitions plus ou moins abruptes entre régions différentes qui sont analysées. Ces transitions sont alors localisées aux endroits où le gradient des pixels de l'image est maximum et où la dérivée seconde devient nulle. L'annulation de la dérivée seconde pour trouver les contours revient à calculer le Laplacien de l'image. Les algorithmes de segmentation comme celui de Sobel, de Prewitt, de Kirsh, de Canny ou de Deriche reposent essentiellement sur le principe de l'analyse par dérivation pour optimiser le gradient. Ils diffèrent par la technique de filtrage employée pour éliminer les transitions variant faiblement.

I.5. Les méthodes de classification

La classification d'une image est l'opération qui consiste à sélectionner les pixels possédant les mêmes caractéristiques, telles que définies lors de l'analyse de l'image et à les regrouper sous la forme d'une région homogène constituant alors l'une des classes de l'image.

En pratique, ces pixels sont affectés à leur classe en minimisant une distance particulière qui les sépare du centre de gravité caractérisant cette classe. Les distances les plus utilisées en traitement d'images, sont la distance euclidienne, la distance de Mahalanobis, la distance City-Block ou la distance de Bhattacharya [27]. Une fonction de similarité est associée à chacune de ces distances. En minimisant cette fonction, on obtient des classes

Segmentation d'images en télédétection

formées de pixels possédant des propriétés similaires. La mise en œuvre d'une classification est généralement imposée par le choix initial des centres de classes, du nombre de classes et de la distance qui régit les affectations à ces classes. On distingue globalement deux sortes de classification :

- La classification supervisée : Des informations sont connues à priori sur la nature des objets composant l'image et permettent de construire les classes de cette image.
- La classification non supervisée : Aucune information à priori n'est disponible sur le contenu de l'image ou du moins le manque d'information sur la réalité terrain ne permet pas de connaître l'identité des classes.

Les algorithmes de classification fréquemment utilisés, sont :

- Les algorithmes de classification statistique basés sur des notions probabilistes bien connues comme la relation de Bayes, le maximum de vraisemblance ou les champs de Markov
- Les algorithmes non paramétriques ne nécessitant pas de distribution statistique. Cette catégorie d'algorithmes regroupe les K-means, les K-ppv (K plus proches voisins) ou bien K-nn (K-near neighbourhood), les Fuzzy C-means (fuzzy means clustering), l'algorithme hypercube (ou parallélépipédique), les Isodata (Iterative Self-Organizing Data), la SVM (Support Vector Machine) et les réseaux de neurones [28-31].

Les processus hypercubes et K-ppv sont des algorithmes supervisés tandis que les K-means, Isodata et Fuzzy C-means sont non supervisés, mais ils sont très utilisés en télédétection. Notons que l'algorithme des K-means est le plus couramment employé, tandis que l'algorithme des Isodata est plus sophistiqué et celui des Fuzzy C-means qui est basé sur la logique floue, est le plus performant. Tous ces algorithmes sont itératifs, relativement faciles à implémenter et convergent rapidement.

La classification par Hypercubes est aussi relativement simple et donne de bons résultats à condition de disposer d'échantillons pertinents, et d'éviter le chevauchement des classes par un seuillage approprié.

L'algorithme du maximum de vraisemblance donne de meilleurs résultats que les Hypercubes et les K-ppv quand les échantillons représentatifs des classes sont convenablement choisis.

La classification basée sur les champs de Markov est supervisée. Elle permet de reproduire les contours avec précision. Mais, sa mise en œuvre est plutôt complexe et assez lourde.

Segmentation d'images en télédétection

La classification par SVM est aussi supervisée. Elle conduit à de bons résultats surtout pour des images dotées de plusieurs attributs. Mais, sa mise en œuvre nécessite une base d'apprentissage qui soit rigoureuse.

De même, les réseaux de neurones nécessitent une bonne base d'apprentissage permettant l'approximation de n'importe quelle fonction [32]. Mais après, ils s'exécutent beaucoup plus rapidement que les autres algorithmes de classification.

I.6. Les méthodes de segmentation

La segmentation et la classification sont deux concepts qui dépendent particulièrement l'un de l'autre. En effet, la segmentation est le résultat de la classification qui a permis de partager l'image en classes homogènes et cette partition de l'image va nous permettre de distinguer ces classes entre elles et de les ordonner en fonction de leur différence de caractéristiques. Comme nous l'avons déjà vu au paragraphe I.3 de ce chapitre, les approches utilisées pour la segmentation d'une image sont de trois sortes, selon qu'on s'intéresse au contour, à la région ou aux deux à la fois. L'hybridation des contours et des régions a pour but de tirer profit des avantages de chacune de ces approches. Mais, des méthodes issues de la même approche peuvent aussi être mises en série de façon à mettre en commun les informations susceptibles d'accroître la qualité de la segmentation des images. De même, en opérant par fusion, adaptation ou correction, l'association en parallèle de telles méthodes apporte une contribution significative à la segmentation. En fait, le choix du type d'approche et de méthodes dépend surtout du type d'image à traiter. De plus, il existe certaines méthodes qui peuvent tout aussi bien être utilisées pour détecter des contours que pour générer des régions homogènes.

Parmi la multitude des méthodes de segmentation, nous avons sélectionnées dans ce qui suit, celles qui nous semblent communément employées en traitement d'images.

I.6.1. Approche contour

Comme nous l'avons expliqué dans les paragraphes précédents, l'approche contour est l'ensemble des méthodes où les contours présents dans l'image sont extraits en considérant les changements brusques des caractéristiques des pixels, comme par exemple, la luminance. Ce sont principalement des méthodes dérivatives [17,18], surfaciques [19], morphologiques,

Segmentation d'images en télédétection

markoviennes [38-39] ou variationnelles. Dans la pratique, toutes ces méthodes sont bien adaptées aux images qui présentent des régions uniformes au sens des niveaux de gris et qui offrent ainsi une bonne localisation spatiale. Mais, elles restent très sensibles aux bruits et aux contours mal définis. Elles sont donc utiles pour détecter les frontières entre les objets nettement matérialisés, mais elles s'appliquent mal aux frontières séparant des régions accusant une différence de texture.

Dans la panoplie des méthodes basées sur l'approche contour, citons :

- Les techniques de dérivation : Il existe deux méthodes [17-18]. L'une consiste à détecter les contours en calculant le gradient de l'image et en recherchant les extrémums de la dérivée première en fonction des coordonnées des pixels de l'image. L'autre méthode repose sur le calcul du Laplacien de l'image et la localisation des zéros de la dérivée seconde dans l'image pour trouver les contours. Pour réduire le bruit et améliorer la détection des contours, ces derniers subissent un lissage par des filtres comme le filtre médian et les masques directionnels de Prewitt, associés aux techniques de dérivation. Notons que la convolution de l'image avec des filtres à réponse impulsionnelle comme le filtre de Canny ou de Deriche, permet de réaliser une détection optimale des contours.
- Les templates: Un template est une forme géométrique déterminée à l'avance et reproduisant le contour de l'objet le plus précisément possible. Le principe est donc de générer un template de l'objet et de parcourir toute l'image pour placer celui-ci à l'endroit le plus vraisemblable, comme quand on recherche l'emplacement d'une pièce de puzzle.
- Les contours actifs : Le contour de l'objet étant connu à priori, on essaye d'ajuster une courbe à celui-ci selon un processus dynamique. Ainsi, dans cette méthode, on utilise une courbe qui se déforme comme un serpent (Snake) et on oblige celle-ci à épouser le contour de l'objet, sous l'effet d'une énergie interne issue de l'image [13,35].
- Les algorithmes pyramidaux : Ils opèrent essentiellement par division de l'image pour trouver le contour. Ils servent aussi à placer des templates dans l'image. dans certains cas, ils peuvent être utilisés pour générer des régions homogènes.
- La morphologie mathématique : Celle-ci revient à décomposer l'image en éléments structurants de forme simple, à savoir un carré, un cercle ou un triangle. Ceux-ci subissent des transformations par érosion, dilatation, ouverture ou fermeture, pour reconstituer les objets de l'image et en extraire les paramètres caractéristiques [36-38].

1.6.2. Approche région

A la différence de l'approche contour, l'approche région procède à la segmentation de l'image en détectant des zones similaires qui sont alors regroupées sous la forme de régions homogènes.

Parmi les principales méthodes de détection des régions, les techniques généralement utilisées sont :

- Le seuillage d'histogrammes des niveaux de gris : Les pixels étant répartis en fonction de leurs niveaux de gris, des classes y sont définies par des seuils représentatifs des objets de l'image [42,27].
- La croissance des régions : Partant d'un ensemble de points initiaux, les pixels sont regroupés selon leur homogénéité et leur adjacence. Cette agrégation de pixels est souvent contrôlée par le biais d'une fonction booléenne [40-41].
- La division / fusion : Après une étape d'initialisation, le processus de segmentation est itératif et alterne la phase de division de toutes les régions non homogènes et la phase de fusion de toutes les régions adjacentes, de façon que la région résultante puisse toujours respecter le critère d'homogénéité [13].
- Les méthodes spatio-fréquentielles : D'après des études menées sur la perception visuelle, une image texturée est un ensemble de composantes de fréquence et d'orientation distinctes [46]. Ce résultat a permis d'appliquer l'analyse de Fourier à ce type d'image, de caractériser la texture à différentes échelles et d'établir des méthodes spatio- fréquentielles comme celles reposant sur le spectre de puissance, les filtres de Laws, les filtres de Gabor [44-45] et la transformation en ondelettes [46-47].
- L'imagerie multispectrale : Elle consiste à traiter simultanément des images d'une même scène prises dans des bandes spectrales différentes. Ce traitement peut être effectué de trois façons différentes. Ainsi, l'une des méthodes revient à segmenter d'abord chacune des images et ensuite, à les fusionner pour obtenir une seule image segmentée. Une autre méthode est basée sur la fusion préalable de toutes les images en une seule puis, à segmenter l'image résultante. La troisième méthode revient à représenter par un seul vecteur, les pixels se trouvant à la même position dans chacune des images. Dans ce cas, la segmentation est directement réalisée sur l'image multispectrale ainsi obtenue.

Segmentation d'images en télédétection

Dans le cas des images formées de régions texturées, les traitements sont plutôt réalisés avec des modèles statistiques dont les plus employés sont :

- Les corrélations spatiales : Cette technique s'applique à l'étude de la texture qui est une primitive visuelle caractérisée par sa puissance pour décrire le contenu d'une image. Rappelons que la texture résulte de la répétition spatiale d'un même motif dans différentes directions de l'espace. Selon le degré de perception, on distingue les macrotextures et les microtextures.

Les macrotextures ont un aspect régulier et sont formées de motifs répétitifs placés spatialement, selon une règle précise, comme par exemple, la peau d'un lézard ou un mur de brique. Elles peuvent être étudiées par le biais de techniques structurelles qui procèdent par extraction des primitives de texture et les localisent par autocorrélation.

Les microtextures se composent de primitives microscopiques distribuées de manière aléatoire, comme le sable, la laine tissée ou l'herbe.

Les paramètres caractérisant la texture sont calculés en considérant la probabilité que deux pixels de niveaux de gris respectifs (i) et (j) soient séparés d'une distance (d) dans une direction faisant un angle (θ) par rapport à l'horizontale. L'ensemble des probabilités $P(i, j; d, \theta)$ forme, par définition, la matrice de cooccurrence décrivant la texture de l'image à traiter. Les paramètres texturaux sont au nombre de quatorze dont les principaux ont été définis au paragraphe I.4 de ce chapitre. Cependant, à cause de la redondance des informations, on se limite, en pratique, au contraste, à la corrélation, à l'énergie, à l'entropie et à l'homogénéité locale pour le traitement des images de télédétection. Le calcul des matrices de cooccurrence pour diverses distances et directions est assez lourd et nécessite un espace mémoire important. Aussi, on préfère l'emploi de méthodes bien plus simples, comme celles basées sur les différences statistiques ou sur les histogrammes de la somme et de la différence des niveaux de gris entre paires de pixels dans une région donnée.

- Les vecteurs de rangs : La méthode des vecteurs de rangs consiste à coder les plus proches voisins entourant chaque pixel de l'image, en tenant compte de leur niveau de gris et du chemin utilisé pour parcourir ce voisinage [42]. Les codes obtenus pour tous les chemins possibles forment, par définition, les vecteurs de rangs dont on évalue la fréquence d'apparition et que l'on peut classer par la méthode des K-means.
- Les fractales : Ce sont des figures géométriques plus ou moins complexes générées par fractionnement et qui se répètent à l'infini à différentes échelles. les objets de

Segmentation d'images en télédétection

l'image peuvent alors être considérés comme possédant une structure invariante par changement d'échelle. La dimension fractale qui en découle, permet notamment de mesurer le degré d'irrégularité de ces objets [43, 28-29].

1.7. Principe du modèle AM-FM

Le modèle AM-FM est issu de l'analyse de Fourier car le signal à traiter est considéré comme une onde plane qui varie, à la fois, en amplitude comme en modulation d'amplitude (AM) et en phase comme en modulation de fréquence (FM). Il peut donc être classé parmi les modèles spatio-fréquentiels de l'approche région. Mais, le processus de démodulation AM-FM qui est basé sur le calcul du gradient, fait que cette méthode s'apparente aussi à l'approche contour.

Dans ce cas d'une image $I(x, y)$, celle-ci est représentée par un modèle AM-FM à deux dimensions qui s'écrit :

:

$$I(x, y) = a(x, y) \cos [\varphi(x, y)] \quad (1-1)$$

Dans cette expression, la composante AM est l'amplitude $a(x, y) > 0$ et la composante FM est représentée par la phase $\varphi(x, y) = [U(x, y) \quad V(x, y)]^t$, dans laquelle $U(x, y)$ et $V(x, y)$ sont respectivement les composantes FM horizontale et verticale.

La composante AM caractérise le contraste de l'image et dans le cas particulier de la texture, la disparité en intensité sur ce qui est sombre et brillant.

Les composantes FM nous renseignent sur l'orientation des textures locales, la granularité et les contours de l'image.

Rappelons que l'étude détaillée du modèle AM-FM sera faite au chapitre II et que ses applications seront développées dans les chapitres III et IV.

CHAPITRE II

Elaboration du modèle AM-FM

II.1. Préambule

Rappelons que vers 1990, le modèle AM-FM fût appliqué pour la première fois par Kaiser au traitement de la parole [48]. Puis, ce furent Maragos *et al.* qui l'introduisirent en traitement d'images et développèrent l'algorithme discret DESA (Discrete Energy Separation Algorithm) pour la mise en œuvre de ce modèle [31]. Notons que la version continue de cet algorithme, à savoir l'ESA (Energy Séparation Algorithm) fût élaborée par Maragos et Bovik. Les deux algorithmes DESA et ESA, sont basés sur l'opérateur de Teager - Kaiser (TKEO) [50].

Dans ce chapitre, le modèle AM-FM (AM pour Amplitude Modulation et FM pour Frequency Modulation) et les outils requis pour la démodulation d'images, sont d'abord présentés. En particulier, l'opérateur TKEO avec lequel l'algorithme de démodulation est élaboré, sera exposé en détails. Ce modèle qui n'avait été employé que pour traiter des signaux et des images à bandes étroites, sera appliqué, ci-après, sur des images réelles comme celles de l'album de Brodatz.

II.2. Formulation du modèle AM-FM

Le principe du modèle AM-FM est d'associer au signal étudié une onde plane ou une combinaison linéaire d'ondes planes. L'information utile caractérisant ce signal est alors contenue dans son amplitude et dans sa phase qui varient dans le temps ou dans l'espace. Avec de telles variations, on peut considérer que l'onde représentative du signal est, à la fois, modulée en amplitude et en phase. Dans ces conditions, l'extraction des caractéristiques du signal à partir des variations d'amplitude et de phase revient à réaliser simultanément une démodulation AM et une démodulation FM. De façon générale, l'amplitude du signal rend compte de l'intensité de celui-ci et la phase nous renseigne sur sa distribution spectrale.

II.2.1. Cas des signaux à une dimension

Dans une première étape, considérons le mouvement oscillatoire d'une masse (m) suspendue à un ressort de raideur (k) (voir fig. II.1).

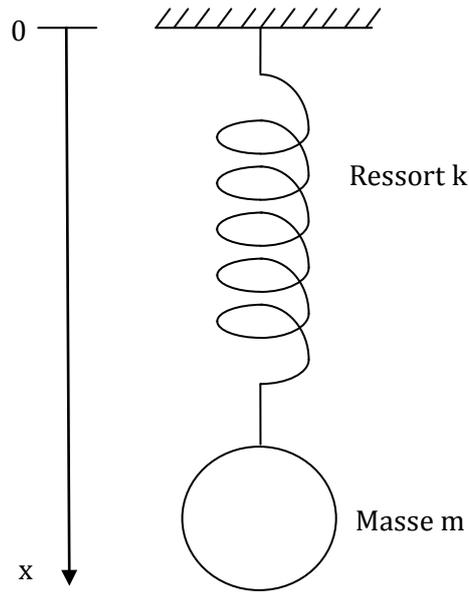


Figure II.1: mouvement oscillatoire d'une masse suspendue à un ressort.

D'après la loi fondamentale de la dynamique, l'allongement (x) du ressort est obtenu en résolvant l'équation différentielle du second ordre :

$$\frac{d^2x(t)}{dt^2} + \omega^2 x(t) = 0 \quad (\text{II.1})$$

Soit $\omega = (k/m)^{1/2}$, la pulsation des oscillations du ressort, A , leur amplitude et θ , leur phase. Ces oscillations qui sont des solutions de l'équation (II.1), s'écrivent :

$$x(t) = A \cos(\omega t + \theta) \quad (\text{II.2})$$

L'énergie totale E du système oscillatoire de la fig. II.1 est la somme des énergies cinétique et potentielle. Par conséquent, on aura:

$$E = \frac{1}{2} \left[k(x(t))^2 + m \left(\frac{dx(t)}{dt} \right)^2 \right] \quad (\text{II.3})$$

En explicitant $x(t)$ dans l'équation (II.3), on trouve que: $E = \frac{1}{2} m A^2 \omega^2$ (II.4)

On constate alors que l'énergie E de ce système est proportionnelle à la quantité $A^2 \omega^2$.

L'opérateur d'énergie de Teager-Kaiser permet de réaliser cette propriété pour un signal sinusoïdal de la forme : $S(t) = A \cos(\omega t + \theta)$. Cet opérateur s'écrit [46-47] :

$$\psi[S(t)] = \left(\frac{dS(t)}{dt} \right)^2 - S(t) \frac{d^2 S(t)}{dt^2} \quad (\text{II.5})$$

En appliquant cet opérateur au signal $S(t)$, on obtient :

$$\psi[S(t)] = A^2 \omega^2 \quad (\text{II.6})$$

Un résultat similaire à la propriété (II-6) établie pour une fonction continue, peut être obtenu dans le cas d'un signal discret $S(n)$ composé de n échantillons de période T et de pulsation ω . A cet effet, considérons l'expression générale de ce signal qui est :

$$S(n) = A \cos(\omega n T + \theta) \quad (\text{II.7})$$

L'opérateur d'énergie de Teager-Kaiser sous sa forme numérique, est [48]:

$$\psi_d[S(n)] = (S[n])^2 - S[n+1] S[n-1] \quad (\text{II.8})$$

Son application à l'équation (II.7) donne :

$$\psi_d[S(n)] = A^2 \sin^2 \omega T \quad (\text{II.9})$$

En général, les variations de phase (ωT) sont faibles car la période d'échantillonnage est petite et cette équation devient :

$$\psi_d[S(n)] \approx A^2 \omega^2 T^2 \quad (\text{II.10})$$

Le résultat (II.10) est proportionnel à la quantité $A^2 \omega^2$. Il représente l'énergie nécessaire pour créer un signal $S[n]$, caractérisé par une concentration des fréquences instantanées autour de sa fréquence de résonance qui joue alors le rôle de porteuse vis-à-vis de ces fréquences. Par conséquent, il illustre bien le principe de la modélisation AM-FM pour un signal à une dimension qui varie en amplitude et en fréquence.

Une autre façon de traiter un tel signal est de l'exprimer dans l'espace des carrés sommables et de le modéliser en lui appliquant la transformée de Hilbert.

Pour une fonction $f(x)$, la forme générale de cette transformée déduite de l'analyse de Fourier, est [49] :

$$F(p) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{f(x)}{(p-x)} dx \quad (\text{II.11})$$

Sa transformée inverse s'écrit:
$$f(x) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{F(p)}{(p-x)} dp \quad (\text{II.12})$$

Notons que cette transformée se prête bien à la modélisation de signaux à bande étroite décrits par des fonctions de carrés sommables.

II.2.2. Cas des signaux à deux dimensions

Considérons une image $I(x,y)$ assimilée à une onde de la forme:

$$I(x,y) = a(x,y) \cos [\varphi(x,y)] \quad (\text{II.13})$$

La modélisation AM-FM de cette image consiste à déterminer la composante AM qui représente l'amplitude $a(x,y) > 0$ et les composantes FM qui caractérisent la phase $\varphi(x,y)$. Cette phase qui est une fonction définie dans le domaine \mathbb{R}^2 , est utilisée pour extraire les composantes FM le long de l'axe horizontal et l'axe vertical, en faisant respectivement :

$$U(x,y) = \frac{\partial \varphi(x,y)}{\partial x} \quad (\text{II.14})$$

$$V(x,y) = \frac{\partial \varphi(x,y)}{\partial y} \quad (\text{II.15})$$

Les composantes $U(x,y)$ et $V(x,y)$ caractérisent respectivement les spectres de fréquences instantanées obtenues dans le sens horizontal et le sens vertical. Elles sont aussi liées à la phase par la matrice transposée :

$$\nabla \varphi = [U(x,y) \ V(x,y)]^t \quad (\text{II.16})$$

La composante AM permet d'apprécier les variations spatiales des niveaux de gris décrivant les objets de l'image et les composantes FM rendent compte de la répartition des propriétés géométriques de ces objets dans l'image.

En général, la démodulation AM-FM est le processus inverse de la modulation qui sert à trouver les composantes $a(x,y)$, $U(x,y)$ et $V(x,y)$ vérifiant l'équation (II.13). Pour une image $I(x,y)$ donnée, il existe une infinité de solutions qui satisfont à cette équation. Cependant, seul un nombre restreint de couples de fonctions $[a(x,y), \varphi(x,y)]$ mène à une interprétation réaliste de l'information que celles-ci véhiculent. En pratique, deux sortes d'approche permettent de sélectionner les paramètres pertinents et de réaliser une démodulation AM-FM adéquate. Ce sont :

- La méthode des images analytiques (IA), basée sur la transformée d'Hilbert [49-50].
- Les algorithmes de Séparation d'Énergie, consistant à traiter les signaux continus avec ESA (Energy Separation Algorithm) et les signaux discrets avec DESA (Discrete Energy Separation Algorithm) [43,46-47, 52-56].

Les variations d'énergie caractérisant les objets de l'image, jouent un rôle crucial dans l'évaluation des composantes AM et FM. Aussi, nous nous sommes exclusivement focalisés vers le développement de la seconde approche. Dans une première étape, on suppose que l'image (II.13) est continue et qu'elle est analysée point par point à la vitesse de balayage de (v) de cette image. Soit ω_x et ω_y , les pulsations caractérisant respectivement ce déplacement le long de l'image dans le sens horizontal et dans le sens vertical. La phase de l'image vaudra :

$$\varphi(x, y) = (\omega_x x + \omega_y y) / v \quad (\text{II.17})$$

Pour un signal à deux dimensions, l'expression générale de l'opérateur d'énergie de Teager-Kaiser fait intervenir le gradient et le Laplacien de l'image [46-47]. Soit :

$$\psi[I(x,y)] = \|\nabla I(x,y)\|^2 - I(x,y) \Delta I(x,y) \quad (\text{II.18})$$

En appliquant cet opérateur à l'image (II.13), il se simplifie et devient [48] :

$$\psi[I(x,y)] \approx [a(x,y)]^2 |\nabla \varphi(x,y)|^2 \quad (\text{II.19})$$

La démodulation AM-FM est ensuite effectuée pour cette image en utilisant l'ESA (Energy Separation Algorithm). Cet algorithme permet de séparer les composantes AM-FM de l'image en calculant leur énergie [43,46-47, 52-56]. D'où :

$$: \quad a(x, y) = \frac{\psi[I(x, y)]}{\left[\psi \left[\frac{dI(x, y)}{dx} \right] + \psi \left[\frac{dI(x, y)}{dy} \right] \right]^{1/2}} \quad (\text{II.20})$$

$$|U(x, y)| = \left| \frac{\partial \varphi(x, y)}{\partial x} \right| = \left[\frac{\psi \left[\frac{dI(x, y)}{dx} \right]}{\psi[I(x, y)]} \right]^{1/2} \quad (\text{II.21})$$

$$|V(x, y)| = \left| \frac{\partial \varphi(x, y)}{\partial y} \right| = \left[\frac{\psi \left[\frac{dI(x, y)}{dy} \right]}{\psi[I(x, y)]} \right]^{1/2} \quad (\text{II.22})$$

Considérons maintenant, une image numérique $I(m, n)$ formée de $N \times N$ pixels dont les valeurs possibles de leur niveau de gris sont $g = 1, \dots, K - 1$ et les coordonnées d'un pixel sont $m = 1, \dots, N$ dans la direction horizontale et $n = 1, \dots, N$ dans la direction verticale. Du point de vue pratique, une image numérique représente bien le cas des signaux à deux dimensions. Comme pour l'image continue, elle s'écrit :

$$I(m, n) = A(m, n) \cos[(\omega_m m + \omega_n n) / v] \quad (\text{II.23})$$

L'opérateur d'énergie de Teager-Kaiser (TKEO) sous sa forme discrète, s'écrit :

$$\psi_d [I(m, n)] = 2 [I(x, y)]^2 - I(m - 1, n) I(m + 1, n) - I(m, n - 1) I(m, n + 1) \quad (\text{II.24})$$

La démodulation AM-FM d'une image discrète est réalisée à l'aide de DESA (Discrete Energy Séparation Algorithm). Les composantes AM et FM calculées au moyen de cet algorithme pour l'image discrète, sont :

$$a(m, n) \approx \left[\frac{\psi_d [I(m, n)]}{\sin^2 (|U(m, n)|) + \sin^2 (|V(m, n)|)} \right]^{1/2} \quad (\text{II.25})$$

$$|U(m, n)| \approx \arcsin \left[\frac{\psi_d [I(m + 1, n) - I(m - 1, n)]}{4\psi_d [I(m, n)]} \right]^{1/2} \quad (\text{II.26})$$

$$|V(m, n)| \approx \arcsin \left[\frac{\psi_d [I(m, n + 1) - I(m, n - 1)]}{4\psi_d [I(m, n)]} \right]^{1/2} \quad (\text{II.27})$$

II.3. Modèle AM-FM avec filtres de Gabor

En général le modèle AM-FM a surtout montré son efficacité lors du traitement de signaux à bandes étroite. Or, les images réelles représentent plutôt des signaux large bande à deux dimensions. Le modèle AM-FM peut être adapté au traitement de ces images, si on leur appliquait une batterie de filtres de Gabor pour les décomposer en sous-images à bande étroite et ensuite, les traiter avec le modèle AM-FM [57-58]. Un tel traitement est réalisé en utilisant

l'algorithme de la figure II.2 dans lequel le filtre de Gabor a été réglé selon sept orientations, en allant de 0° à 135° par pas de 22,5°, pour obtenir sept sous images en sortie à une fréquence de résonance donnée. Puis, à chaque sous image, l'algorithme de démodulation lui est appliqué pour en extraire les composantes AM et FM. Les paramètres les plus représentatifs sont alors réduits par analyse en composantes principales, au moyen de la transformation de Karhunen-Loeve (KLT) [59]. Finalement, après classification avec les K-means, on obtient l'image segmentée.

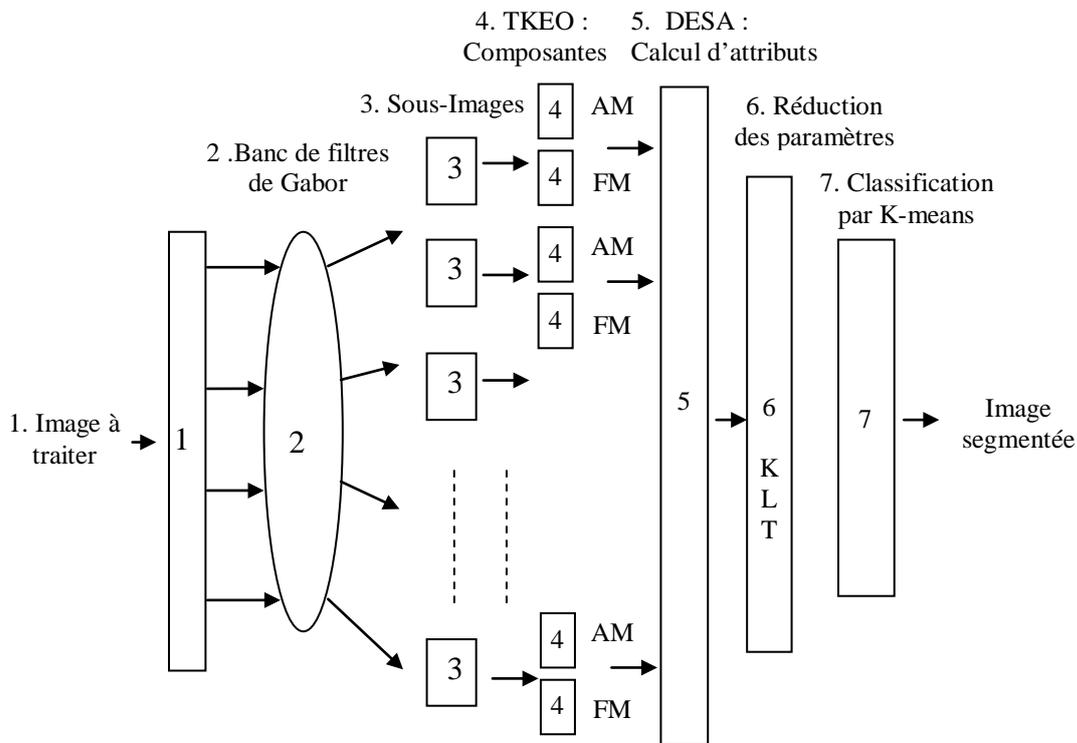


Figure II.2 : Algorithme de segmentation AM-FM avec filtres de Gabor.

Les filtres de Gabor qui permettent de décomposer l'image à traiter en sous bandes mono-composantes, ont été choisis pour leur bonne résolution spatio-temporelle et leur régularité (voir Annexe B). La transformation de Karhunen-Loève opère en choisissant les pixels dominants, c'est-à-dire les plus représentatifs dans le banc de filtres (voir Annexe C). Dans le cas d'images tests, comme celles des images de l'album de Brodatz, les différentes régions constitutives sont mises en évidence grâce à la classification par les K-means.

Plus en détail, la structure de l'algorithme de la fig. II.2 comporte les étapes suivantes:

Début

Etape 1 : Initialisation

1. Insertion de l'image à traiter
2. Acquisition de la taille de l'image (nombre de lignes et de colonnes)

Etape 2 : Application du filtre de Gabor à réponse impulsionnelle $h(x, y)$

La réponse impulsionnelle de ce filtre se compose d'une porteuse sinusoïdale modulée par une gaussienne qui joue le rôle d'enveloppe caractérisant le filtre. D'après l'annexe B, cette réponse dont la formulation est lourde, dépend, à la fois, de l'orientation du filtre et de sa fréquence de résonance. Elle permet donc de générer des sous images à bande étroite pour différentes orientations (θ) et diverses fréquences de résonance. Dans le cas particulier où $\theta = 0^\circ$, la réponse impulsionnelle du filtre de Gabor est [57-58]:

$$h(x, y) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[\frac{(x - x_o)^2}{\sigma_x^2} + \frac{(y - y_o)^2}{\sigma_y^2} \right] \right\} \cos(2\pi u_o x + \phi)$$

Etape 3 : Application des outils TKEO et DESA à la batterie de filtres de Gabor

Etape 4 : Application de la KLT

Appliquer la KLT, pour ne garder que les paramètres dominants (voir annexe C)

Etape 5 : Classification par les K-means

Classification des pixels en N_c classes en utilisant l'algorithme des K-means.

L'algorithme des K-Means opère en minimisant l'erreur quadratique : $J = \sum_{k=1}^{npts} \sum_{i=1}^C \|x_k - m_i\|^2$,

où C est le nombre de classes, npts, le nombre d'attributs, x_k , le vecteur d'attributs et m_i , le centre de classe.

Cet algorithme effectue une segmentation préalable où on ne préjuge pas du nombre de classes. Lors de son initialisation, on a C = 5 classes et on choisit les centres initiaux $m_i(1)$. Ensuite, on procède à leur affectation et à une mise à jour des centres de classes, assortie d'un test de convergence.

Etape 6 : Image segmentée

Enregistrement du résultat sous forme d'une image en N_c niveaux de gris

Fin

A titre indicatif, la figure II.3 où les orientations 0° , 45° , 90° et 135° sont considérées, illustre l'influence de l'angle sur le comportement du filtre de Gabor. Chacune des images de cette figure représente en vue de dessus, la coupe du filtre de Gabor pour chacune des orientations 0° , 45° , 90° et 135° .

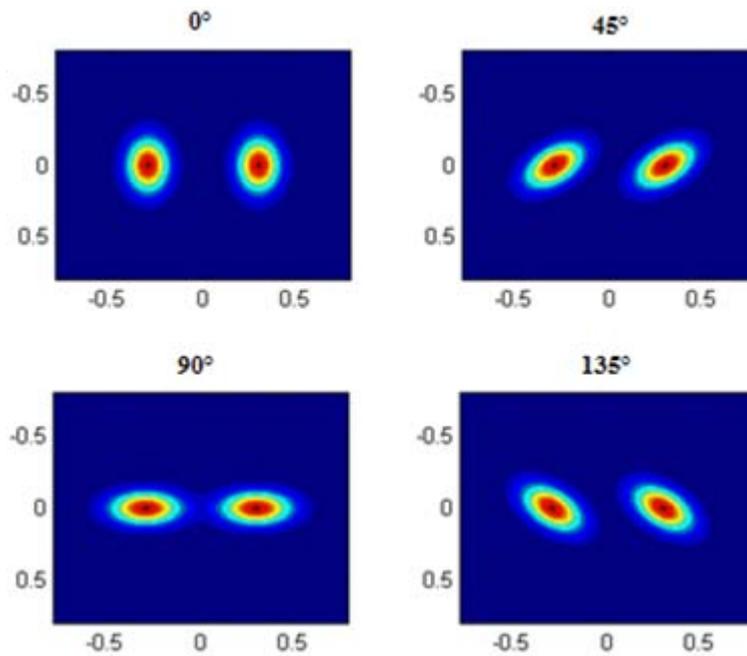


Figure II.3 : Influence de l'angle d'orientation sur le comportement des filtres de Gabor.

II.4. Application à des images tests

Pour voir comment interviennent l'amplitude et la phase dans une image, nous avons pris, au départ, l'exemple de l'image Lena traitée avec l'algorithme de la fig. II. 2. Ainsi, d'après la fig. II.4, le module $[U^2 + V^2]^{1/2}$ formé des composantes FM issues du calcul du gradient de la phase, représente bien les contours et les zones inhomogènes de l'image Lena tandis que la composante AM rend mieux compte du contraste de l'image car elle caractérise les variations de ses niveaux de gris.

Plus généralement, la composante AM nous renseigne sur les variations du contraste des objets composant l'image et les composantes FM apportent des informations significatives sur les contours et la texture de cette image [45, 50, 55].

L'algorithme de la fig. II.2 a aussi été utilisé pour traiter l'image de la fig. II.5 extraite de l'album de Brodatz. Le choix de cette image est guidé par sa composition en cinq régions caractérisées par des formes géométriques et des textures différentes, allant de la microtexture à la macrotexture.



(a) Image Lena



(b) Module FM.



(c) Composante AM.

Figure II.4. Modélisation AM-FM de l'image Lena.

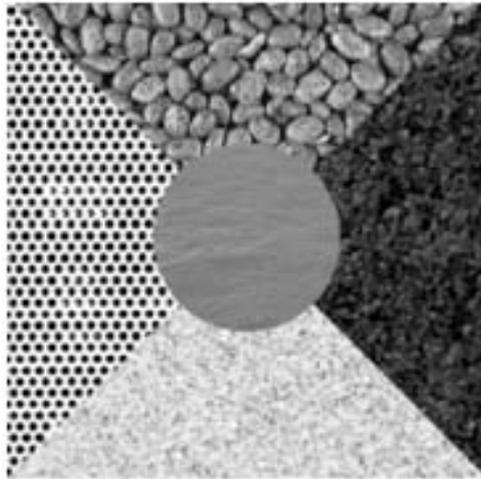
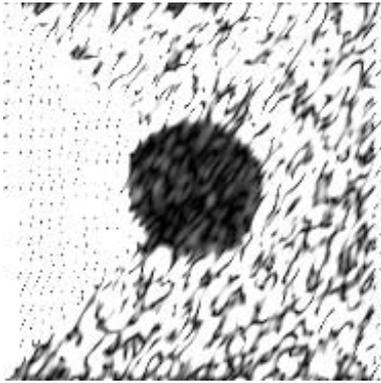
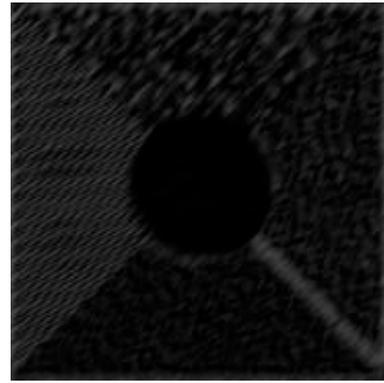


Figure II.5. Image test extraite de l'album de Brodatz.

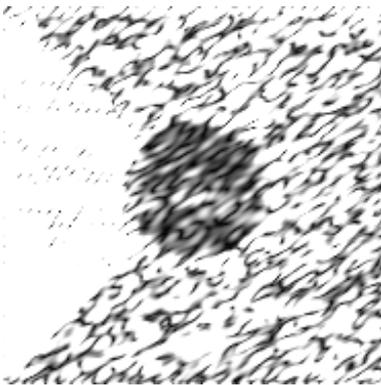
La fig. II.6 représente huit sous images issues de filtres de Gabor orientés de 90° . Le nombre de pixels que comporte la largeur de l'image est $N = 256$. Aussi, les fréquences possibles qui accordent ces filtres, sont, en valeur relative: $2^n 2^{1/2}$, avec $n = 0, 1, \dots, 32$. Donc, les fréquences relatives des filtres de Gabor qui donnent à la résonance, les huit sous images de la fig. II.6, sont: $(2^{1/2})$, $2 (2^{1/2})$, $4 (2^{1/2})$, $8 (2^{1/2})$, $16 (2^{1/2})$, $32 (2^{1/2})$, $64 (2^{1/2})$, et $128 (2^{1/2})$.



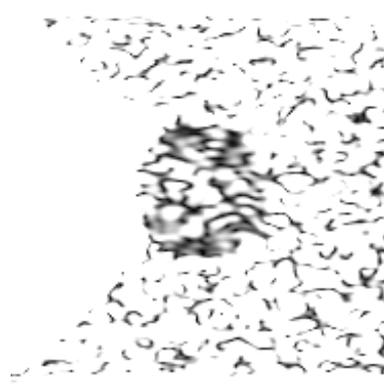
(a) $\sqrt{2}$



(b) $2\sqrt{2}$

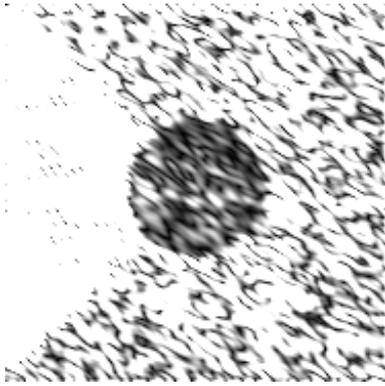


(c) $4\sqrt{2}$

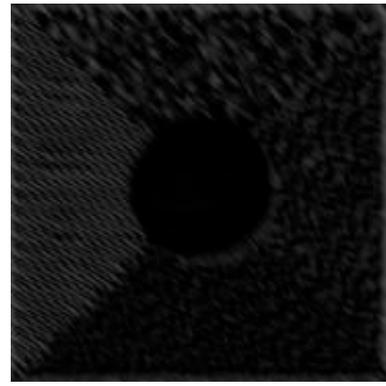


(d) $8\sqrt{2}$

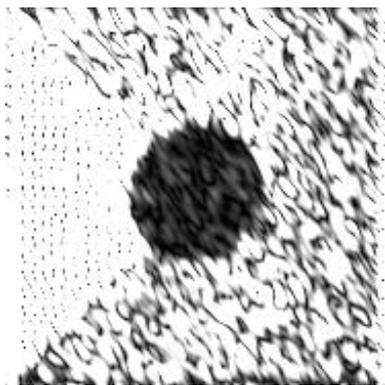
Figure II.6. Sous images obtenues avec des filtres de Gabor orientés de 90° et à différentes fréquences d'accord (suite).



(e) $16\sqrt{2}$



(f) $32\sqrt{2}$



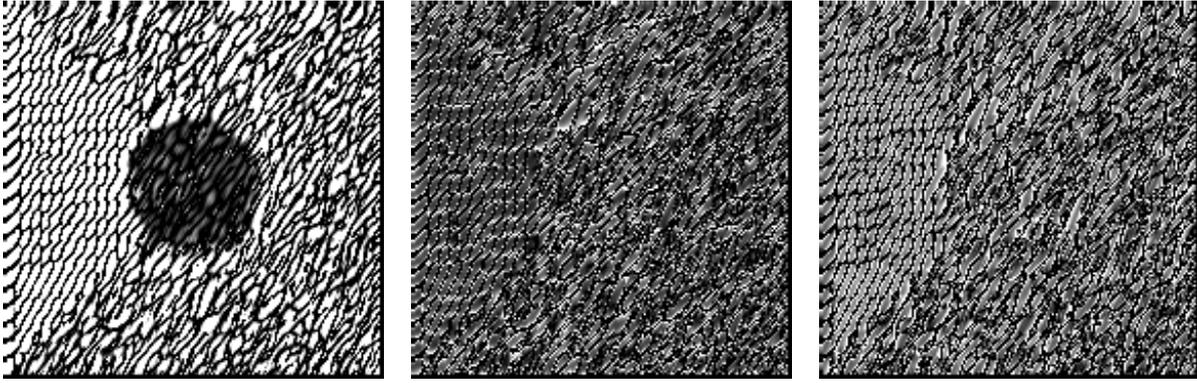
(g) $64\sqrt{2}$



(h) $128\sqrt{2}$

Figure II.6. Sous images obtenues avec des filtres de Gabor orientés de 90° et à différentes fréquences d'accord (fin).

L'application du processus de démodulation DESA à chacune des images de la fig. II.6 donne huit sous images AM, huit sous images U-FM et huit autres, V-FM. La figure II.7 donne un exemple de ces trois catégories d'images démodulées.



(a) AM

(b) U-FM

(c) V-FM

Figure II.7. Exemple d'images démodulées selon le processus DESA.

Pour segmenter une image test comme celle de la fig. II.5, le traitement ainsi décrit, nécessite la démodulation de $7 \times 8 \times 3 = 168$ sous images résultant des sept orientations et des huit fréquences de résonance de la batterie de filtres de Gabor, suivie de leur décomposition en trois composantes AM-FM. Comme la taille de chacune de ces sous images est de 512×512 pixels, un tel traitement devient inutilement volumineux en espace mémoire et en temps de calcul. Aussi, nous avons utilisé l'analyse en composantes principales pour limiter les opérations de traitement aux sous images les plus importantes.

Après avoir déterminé les paramètres dominants de l'analyse AM-FM au moyen de la transformation de Karhunen-Loève, on effectue leur classification en se basant sur la méthode des K-means.

Finalement, cette classification donne l'image segmentée de la figure II.8.

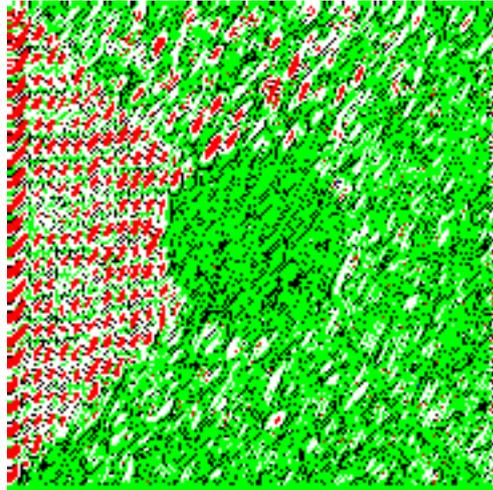


Figure II.8. Résultat de la segmentation de l'image test par modélisation AM-FM.

II.5. Analyse des résultats de la segmentation AM-FM

En comparant l'image de la fig. II.8 à celle de la fig. II.5, on trouve que la segmentation AM-FM restitue l'image test d'origine de façon assez satisfaisante. En particulier, presque tous les contours et les macrotextures sont pratiquement reproduits. Cependant, certaines microtextures sont plus difficiles à discerner, probablement à cause de l'élimination des détails secondaires par l'Analyse en Composantes Principales. En effet, après cette analyse, seuls les paramètres dominants ont été considérés. Globalement, un tel résultat montre que le modèle AM-FM associé aux filtres de Gabor, permet de détecter correctement les contours dans une image numérique et de réaliser une identification acceptable des zones texturées. Aussi, ce modèle va nous permettre d'étudier les images de télédétection sous-marine dans le prochain chapitre, pour mieux localiser les objets enfouis sous la mer.

CHAPITRE III
Application du modèle AM-FM
aux images Sonar

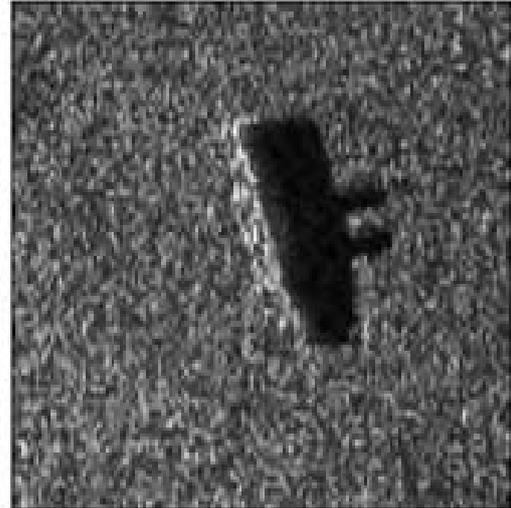
III.1. Les images sonar

Le sonar à haute résolution constitue un moyen efficace pour observer les très grandes variétés d'objets reposant sur les fonds marins. Au cours de ces dernières années, diverses améliorations ont rendu ces sonars de plus en plus performants [60]. Ce sont l'utilisation à des profondeurs plus importantes, l'exploration de zones de plus en plus vastes, la possibilité d'une plus grande finesse d'analyse ou la visualisation des résultats sous forme d'images [61-63]. En contrepartie, le volume d'informations disponible pour les utilisateurs s'est sensiblement accru et aujourd'hui, il rend nécessaire la rapidité du traitement de ces informations, l'automatisation de la détection des objets en mer et leur classification. Ces objets sont, par exemple, les épaves de bateaux ou d'avions, les pipe-lines et tous les engins de guerre comme les mines, les obus et les bombes. Ainsi, l'une des applications de la classification automatique aux images collectées par un sonar, est de lutter contre tout engin dangereux pour la navigation maritime. Notamment, il est crucial de se doter de moyens efficaces de détection qui permettraient de localiser les engins explosifs reposant sous la mer, pour les désamorcer et lever le doute sur leur nocivité. De tels objectifs peuvent être atteints en exploitant le domaine de l'imagerie numérique, consistant notamment à développer des techniques de segmentation d'images et à les appliquer aux images sonar. Dans ces images, le but recherché est, alors, d'être à même de pouvoir différencier les objets naturels de ceux qui ont été fabriqués par l'être humain.

Dans le cadre de telles préoccupations, nous avons considéré les images de la fig.III.1 où apparaissent deux mines détectées par un sonar dans l'océan Atlantique. Chacune de ces mines se présentent sous forme d'un écho sonar perturbé par des effets d'ombre et de réverbération. Notons que la perturbation la plus importante provient de l'ombre de la mine qui peut fausser notablement la localisation de cet engin de mort. Chacune de ces images se compose de 256x256 pixels dont le niveau de gris varie de 0 à 255.



(a) Mine1



(b) Mine2

Fig III.1. Exemples d'images Sonar.

Au deuxième chapitre, nous avons vu que le modèle AM-FM muni de filtres de Gabor restituait le contour des objets avec une précision satisfaisante et qu'il décrivait assez fidèlement la texture, surtout dans le cas de la macrotecture. Ce résultat nous a incités à appliquer ce modèle à la segmentation d'images comme celles de la fig. III.1 pour nous affranchir des effets d'ombre, notamment lors de la détection d'engins explosifs dans les fonds marins [63-64].

Aussi, les prochains paragraphes porteront principalement sur l'application de l'algorithme de la fig. II.2 aux images de la fig.III.1 et sur les résultats obtenus lors des différentes étapes de cet algorithme.

III.2. Description de la batterie de filtres de Gabor

Les images Sonar comme celles de la fig. III.1 occupent une large bande de fréquences. Or, nous avons vu que le modèle AM-FM servait initialement à traiter des signaux à bande étroite. Aussi, nous avons segmenté les images Sonar en utilisant l'algorithme de la fig. II.2 car il associe l'opérateur d'énergie TKEO à un banc de filtres de Gabor pour décomposer la bande passante de ces images en une juxtaposition de bandes étroites [63-64].

Application du modèle AM-FM aux images Sonar

Après divers essais, nous avons opté pour une batterie de trente cinq filtres de Gabor caractérisés par sept fréquences de résonance et cinq orientations différentes. La figure III.2 représente chacun de ces filtres et les valeurs numériques de leur orientation et de leur fréquence relative. Elle indique que les sept fréquences relatives se répartissent entre 1,28 et 50,13 tandis que les orientations vont de 0° à 144° par pas de 36° . D'après nos tests, le choix du pas d'orientation de 36° est le plus adéquat pour traiter les images de la fig. III.1. En effet, un pas d'orientation inférieur à 36° se traduit par un chevauchement d'information entre ces filtres alors qu'un pas supérieur à 36° engendre une perte d'information

III.3. Application du modèle AM-FM à l'image de la mine 1

En appliquant la batterie de filtres de Gabor de la fig. III.2 à l'image de la fig. III.1a représentant la mine 1, on obtient les 35 sous images à bande étroite décrites par la fig. III.3. Pour les examiner plus en détail, certaines de ces sous images sont représentées par les figures III.4 et III.5 pour différentes fréquences relatives F_0 et diverses orientations θ , après les avoir respectivement classées en sous images basses fréquences et hautes fréquences.

Dans la figure III.3, les sous images situées entre les fréquences 8,01 et 50,13, ont été encadrées en pointillé. Ces images de la gamme des hautes fréquences comportent celles qui seront sélectionnées lors de l'analyse en composantes principales car elles permettent d'obtenir les paramètres dominants de la modélisation AM-FM.

D'après l'algorithme de la figure II.2, l'étape suivante est l'application des opérateurs TKEO et DESA à chacune de ces sous images pour déterminer les paramètres requis pour la modélisation AM-FM. Pour une sous image donnée, les trois images de la figure III.6 illustrent respectivement comment les composantes AM, horizontale U-FM et verticale V-FM se distribuent dans le plan décrit par les coordonnées m et $n = 1, \dots, 512$. Avec les 35 sous images issues du banc de filtres de Gabor, on obtient alors 105 images représentatives des composantes AM-FM. Aussi, la transformation de Karhunen-Loève (KLT) a été employée de façon à réduire le nombre de ces composantes et à sélectionner les paramètres dominants du modèle AM-FM. La figure III.7 donne le résultat de cette analyse en composantes principales. Finalement, l'algorithme de classification K-means a été appliqué pour segmenter l'image de la Mine 1. La figure III.8 représente l'image de la Mine 1 qui a été segmentée en procédant par modélisation AM-FM et classification par les K-means.

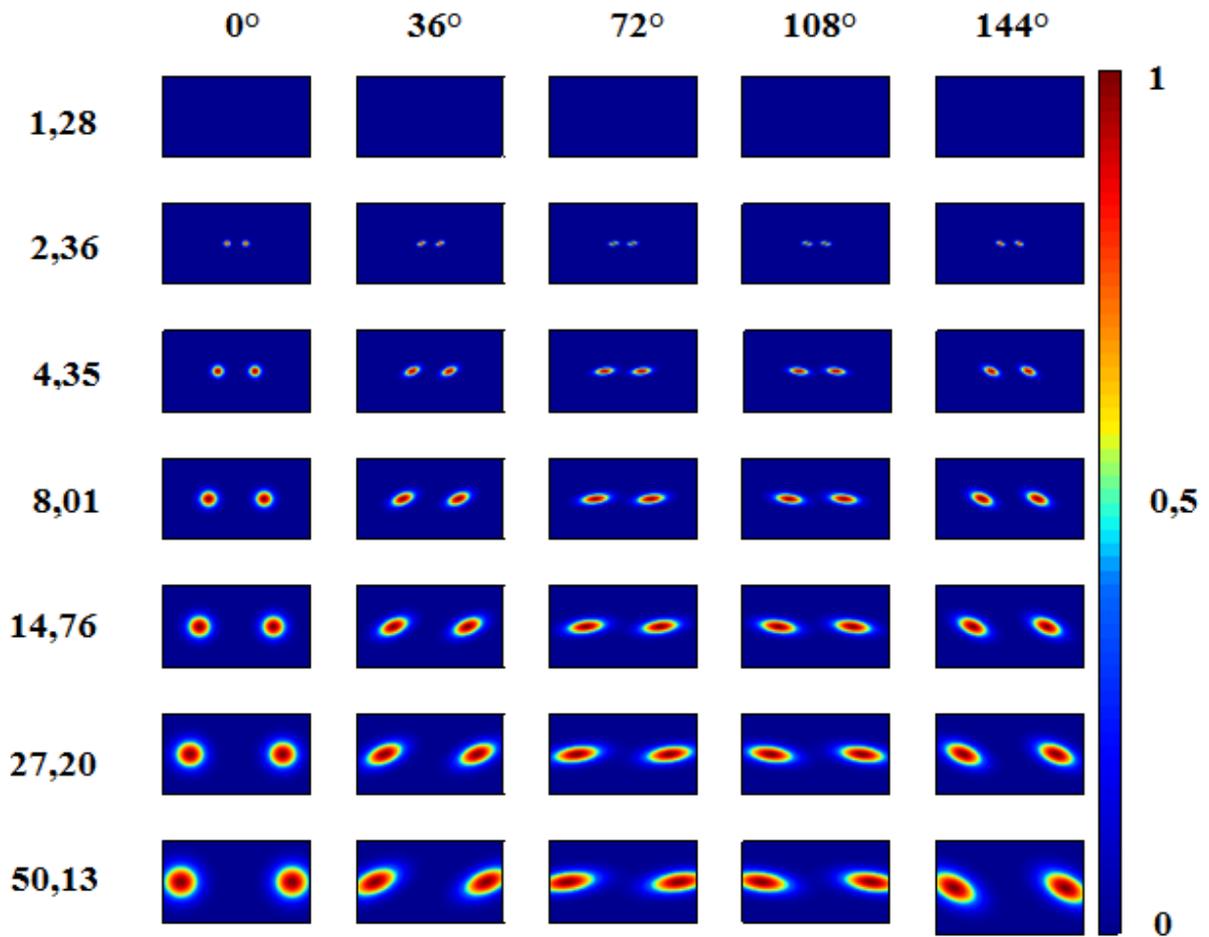


Figure III.2. Réponses des filtres de Gabor en fonction de la fréquence relative F_0 et de l'angle d'orientation θ .

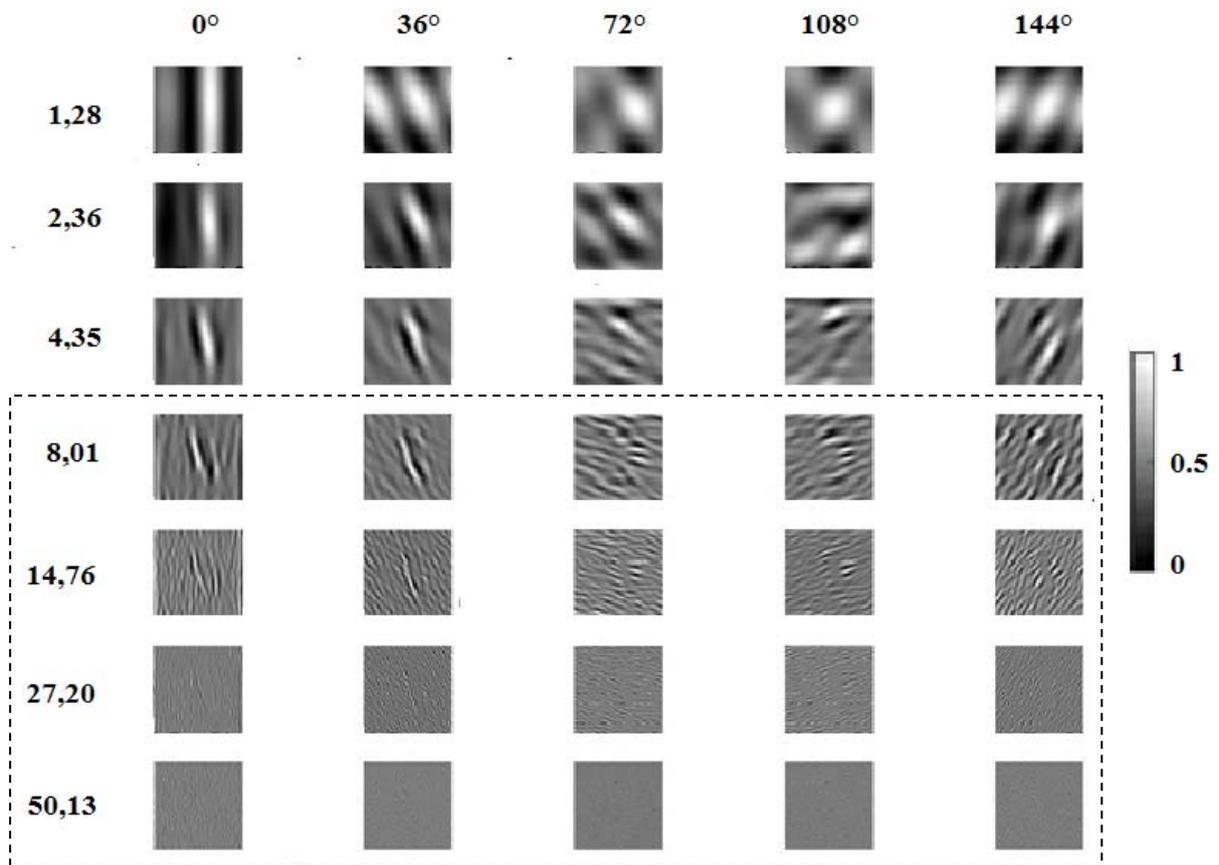
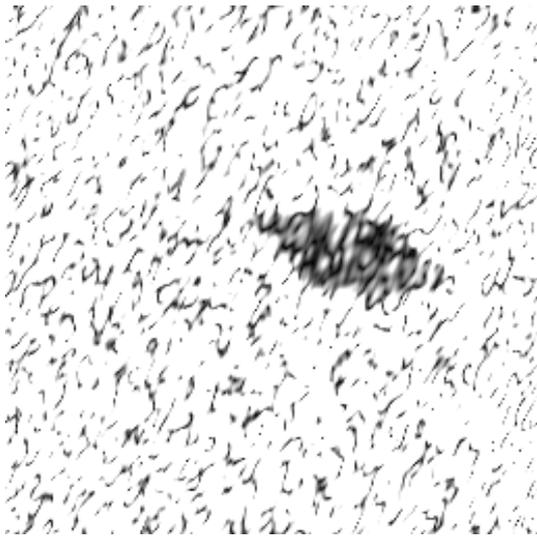
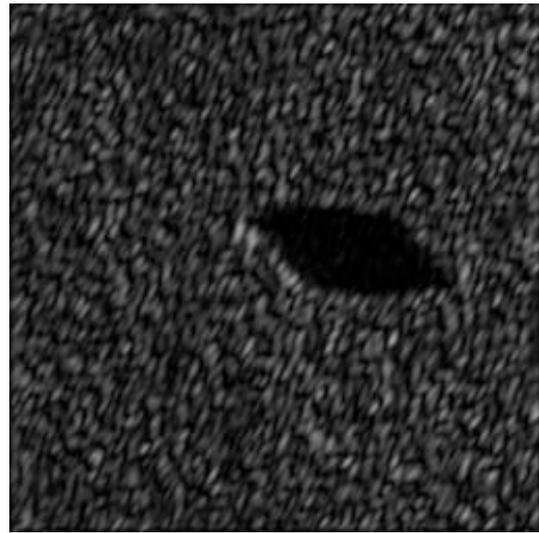


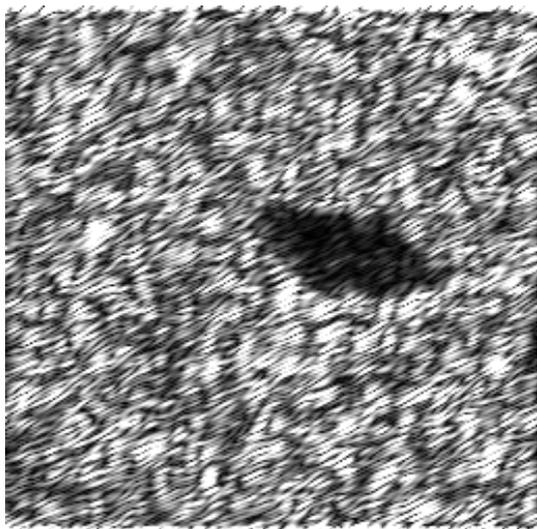
Figure III.3. Décomposition de l'image de la Mine 1 en 35 sous images à bande étroite, en utilisant la batterie de filtres de Gabor.



(a) $F_0 = 1,28, \theta = 0^\circ$.



(b) $F_0 = 2,36, \theta = 36^\circ$.

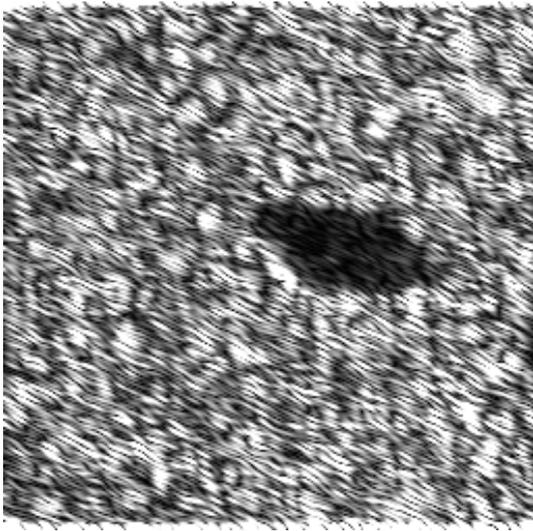


(c) $F_0 = 4,35, \theta = 36^\circ$

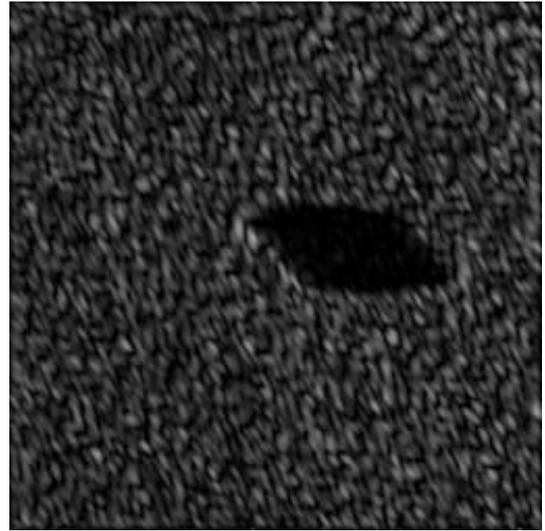


(d) $F_0 = 4,35, \theta = 72^\circ$.

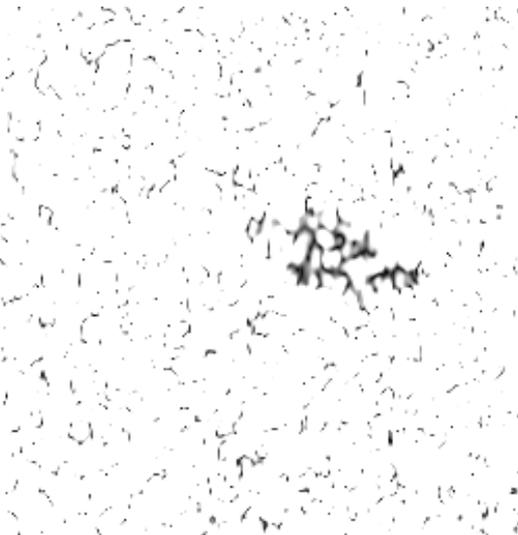
Figure III.4. Sous-images basses fréquences extraites pour la Mine1, à diverses valeurs de la fréquence relative F_0 et de l'orientation θ .



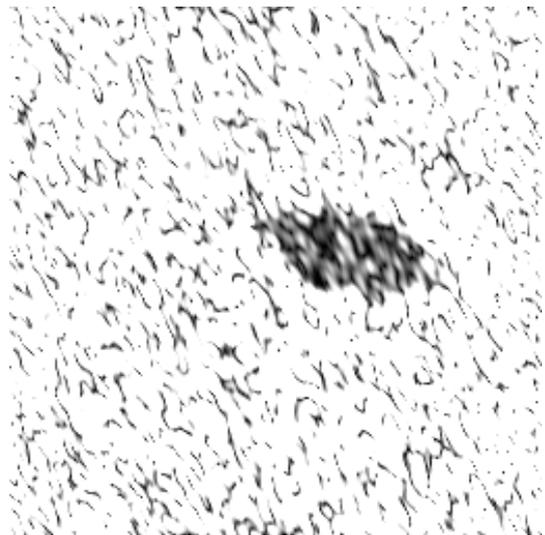
(a) $F_0 = 8,01, \theta = 72^\circ$.



(b) $F_0 = 14,76, \theta = 72^\circ$.

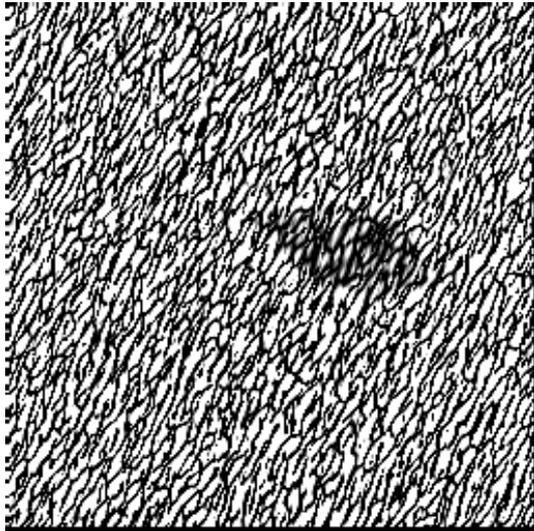


(c) $F_0 = 50.13, \theta = 108^\circ$.

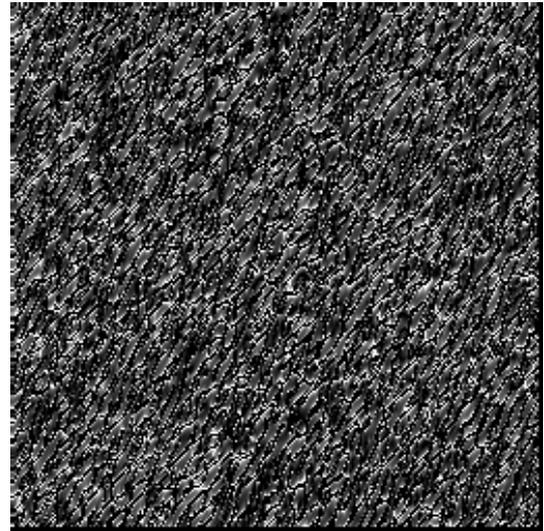


(d) $F_0 = 50,13, \theta = 144^\circ$

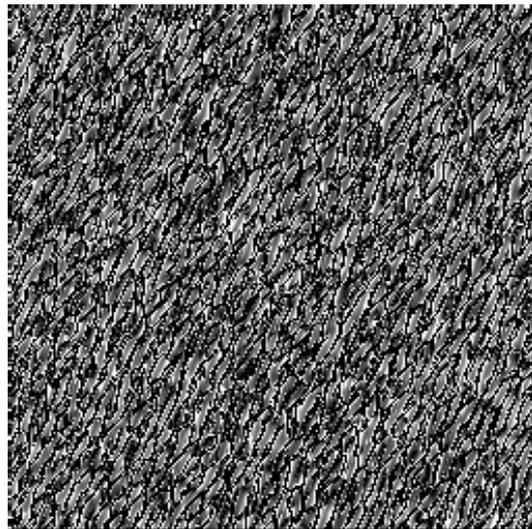
Figure III.5. Sous-images hautes fréquences extraites pour la Mine1, à diverses valeurs de la fréquence relative F_0 et de l'orientation θ .



(a) Composante AM.



(b) Composante U-FM.



(c) Composante V-FM.

Fig.III.6. Démodulation des sous images caractérisant la Mine 1.



Figure III.7. Réduction des paramètres AM-FM de la Mine 1 par l'Analyse en Composantes Principales.

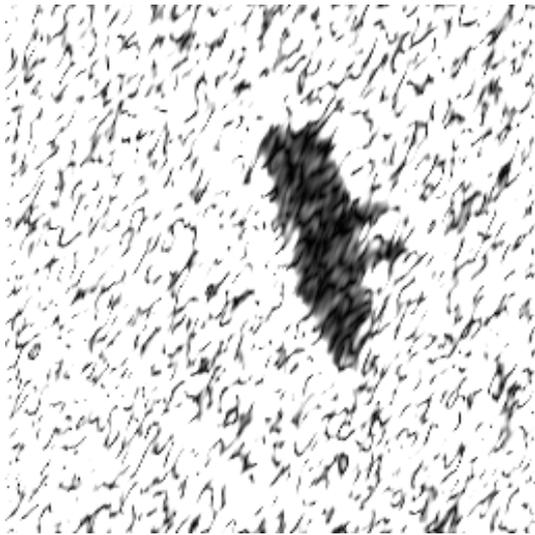


Figure III.8. Segmentation de l'image de la Mine1 par modélisation AM-FM et classification par les K-means.

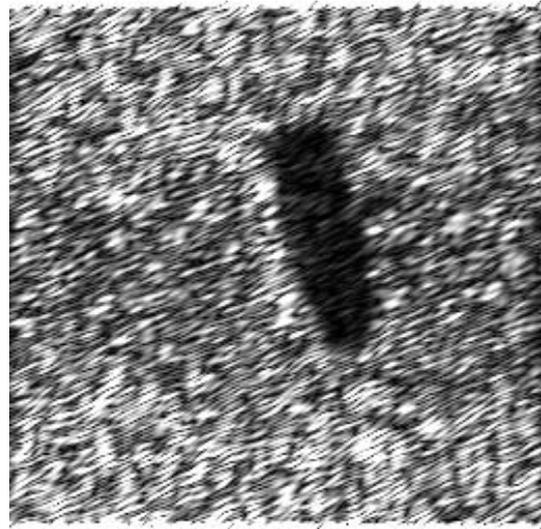
On constate que l'image de la fig. III.8 se compose d'une classe blanche matérialisant la surface occupée par la mine 1 et d'une classe noire attribuée au fond marin entourant cette mine. Le contour de cette dernière est globalement bien reproduit, sauf l'existence de quelques irrégularités probablement causées par l'effet d'ombre ou par un léger recouvrement avec des matériaux marins.

III.4. Application du modèle AM-FM à l'image de la mine 2

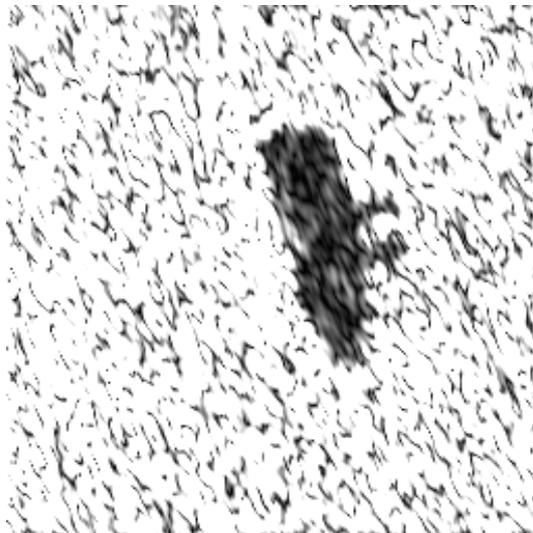
L'image de la Mine 2 donnée par la fig. III.1b, a subi un traitement identique à celui qui avait été appliqué à l'image de la Mine 1 décrite par la fig. III.1a. Suivant les étapes de l'algorithme de la fig. II.2, cette image a été décomposée en 35 sous images à bande étroite à l'aide du banc de filtres de Gabor dont les réponses sont celles de la fig. III.2. A titre d'exemple, la fig. III.9 représente quatre de ces sous images obtenues pour des fréquences et des orientations différentes.



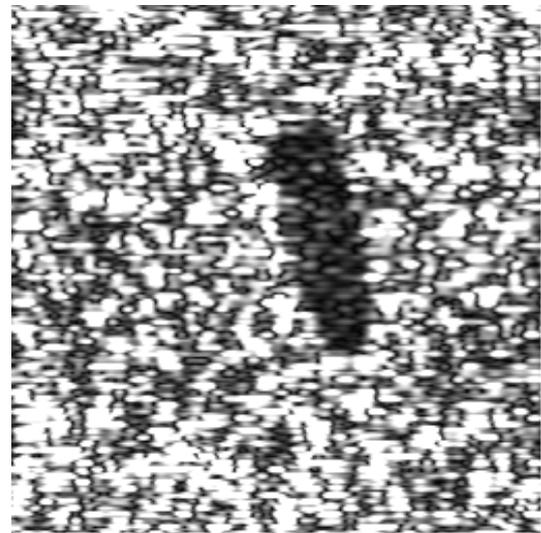
(a) $F_0 = 8,01$, $\theta = 72^\circ$.



(b) $F_0 = 14,8$, $\theta = 108^\circ$.



(c) $F_0 = 50,13$, $\theta = 108^\circ$.



(d) $F_0 = 50,13$, $\theta = 144^\circ$.

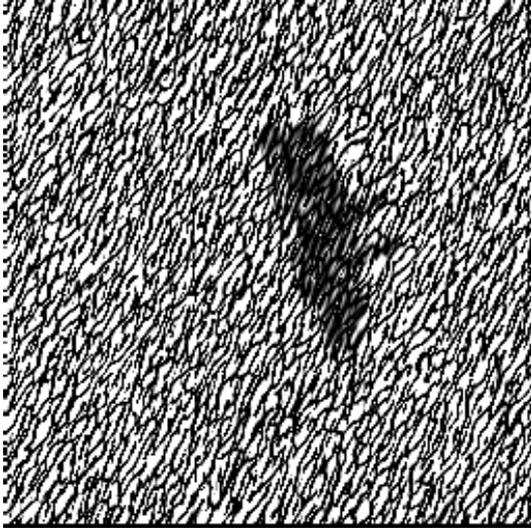
Figure III.9. Sous-images hautes fréquences extraites pour la Mine2, à diverses valeurs de la fréquence relative F_0 et de l'orientation θ .

Ces sous images ont ensuite été traitées avec les algorithmes TKEO et DESA pour extraire les composantes AM-FM. Ainsi, à chaque sous image, on obtient trois images comme celles de la figure III.10, qui sont représentatives des composantes AM, U-FM et V-FM.

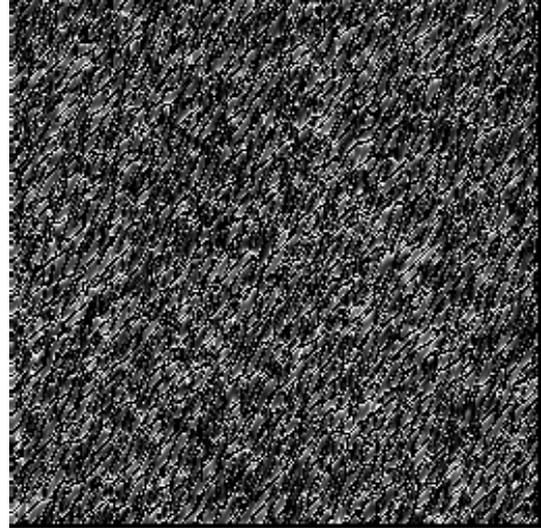
L'analyse en composantes principales basée sur la KLT, permet alors de sélectionner les paramètres pertinents du modèle AM-FM et donc, de réduire le nombre de composantes AM

Application du modèle AM-FM aux images Sonar

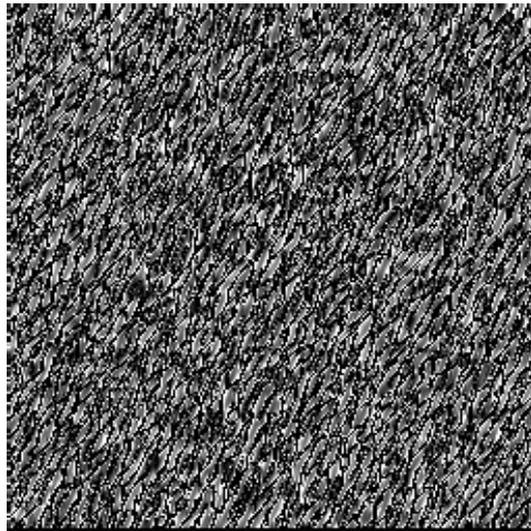
et FM. L'image de la fig. III.11 résulte de ce type de sélection des paramètres AM-FM pour la Mine 2.



(a) Composante AM .



(b) Composante U-FM.



(c) Composante V-FM.

Fig.III.10. Démodulation des sous images caractérisant la Mine 2.

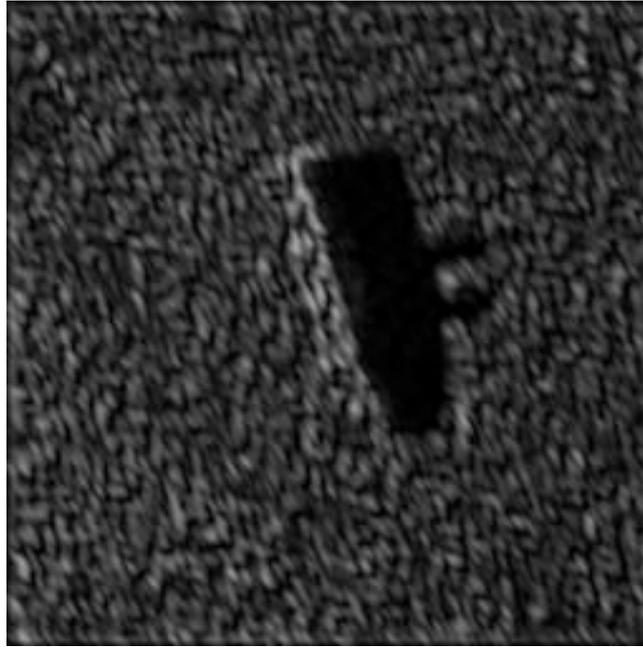


Figure III.11. Réduction des paramètres AM-FM de la Mine 2 par l'Analyse en Composantes Principales.

En utilisant la classification basée sur les K-means, on obtient l'image de la fig.III.12 qui exprime la segmentation de l'image de la fig. III. 1b représentant la Mine 2.



Figure III.12. Segmentation de l'image de la Mine 2 par modélisation AM-FM et classification par les K-means.

Comme pour la Mine 1, l'image de la Mine 2 est partagée en deux classes distinctes. L'une est la classe blanche qui représente la mine 2 et l'autre est la classe noire correspondant au fond marin. On trouve que le contour de la Mine 2 est bien défini, malgré de petites altérations dues aux ombres et aux interactions avec le milieu marin entourant la mine.

III.5. Analyse des résultats

L'algorithme de la figure II.2 a permis de segmenter les images Sonar de la figure III.1 en restituant convenablement le contour des mines représentées dans cette figure. Ce résultat qui avait déjà été obtenu au chapitre II avec les images de l'album de Brodatz, confirme que le modèle AM-FM muni de filtres de Gabor est bien adapté à la détection des contours des objets constitutifs d'une image numérique. Aussi, il serait intéressant d'étendre cette approche à la segmentation d'autres types d'images.

Pour répondre à ce souci de généralisation, le prochain chapitre sera consacré à l'application du modèle AM-FM au traitement des images satellitaires utilisées pour observer les phénomènes météorologiques tels que les nuages générateurs de précipitations.

:

CHAPITRE IV

Application du modèle AM-FM

aux images M.S.G.

IV.1. Description de la banque de données satellitaires

IV.1.1. Acquisition d'images de l'Afrique du Nord par le satellite MSG-2

Les images que nous avons utilisées, ont été collectées toutes les quinze minutes par Meteosat 9 (MSG-2) dans ses douze canaux visible et infrarouge pendant le mois de Novembre 2011. Ces images représentent l'Afrique du Nord, la mer Méditerranée, le Sud Ouest de l'Europe et une partie de l'océan Atlantique. Elles ont été enregistrées par l'ESA (Agence Spatiale Européenne) à son centre de Darmstadt (Allemagne) et transmises à l'Office National de Météorologie, à son Centre de Dar el Beida (Alger). Chacune de ces images est constituée de 512×512 pixels, avec des niveaux de gris dont le nombre varie entre 0 et 255. Rappelons que MSG-2 est un satellite géostationnaire lancé en 2005 et destiné à observer, en permanence, tout le disque terrestre incluant l'Europe et l'Afrique. Pour cela, il est équipé de SEVIRI (Spinning Enhanced Imager Visible and Infrared) qui est un radiomètre à grande résolution [65-66]. De ce fait, ce capteur génère des images MSG dont la résolution au point sub-satellite est pratiquement de 1 km par pixel pour le canal HRV (High Resolution Visible) et de 3 km par pixel pour les onze autres canaux.

La table I regroupe les douze canaux du radiomètre SEVIRI, donne la longueur d'onde au centre de la bande spectrale occupée par chacun de ces canaux et recense les phénomènes atmosphériques pouvant être identifiés dans les images MSG. Notons que l'annexe D décrit les différents types de nuages observés en milieu atmosphérique et peut donc aider à identifier les masses nuageuses apparaissant dans les images MSG.

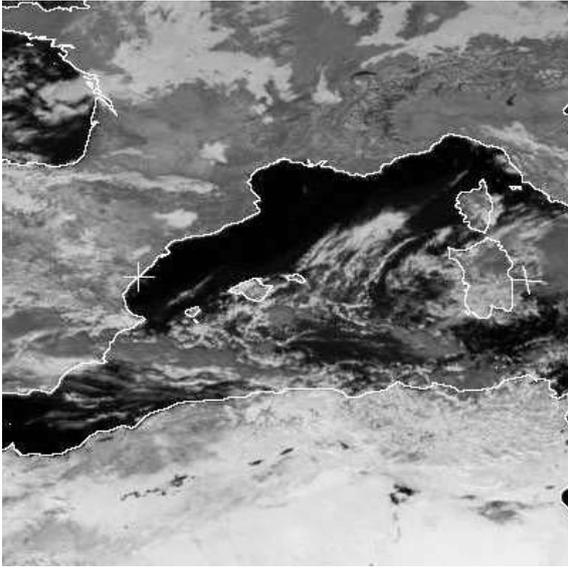
Application du modèle AM-FM aux images M.S.G

Canal	Image	Longueur d'onde Centrale (μm)	Application
1	VIS 0.6	0.635	Surface, nuages, champs éoliens
2	VIS 0.8	0.81	Surface, nuages, champs éoliens
3	NIR 1.6	1.64	Surface, nuages
4	IR 3.9	3.90	Surface, nuages, champs éoliens
5	WV 6.2	6.25	Vapeur d'eau, nuages d'altitude, instabilité atmosphérique
6	WV 7.3	7.35	Vapeur d'eau, instabilité atmosphérique
7	IR 8.7	8.70	Surface, nuages, instabilité atmosphérique
8	IR 9.7	9.66	Ozone
9	IR 10.8	10.80	Surface, nuages, champs éoliens, instabilité atmosphérique
10	IR 12.0	12.00	Surface, nuages, instabilité atmosphérique
11	IR 13.4	13.40	Hauteur de Cirrus

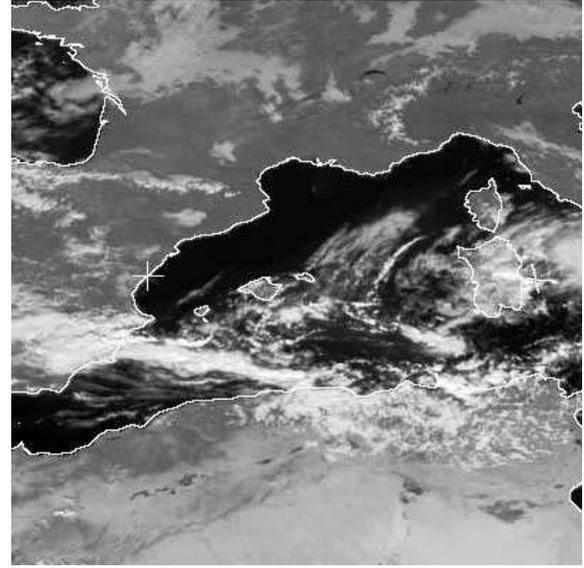
Table I. Caractéristiques principales des douze canaux du radiomètre SEVIRI et identification des phénomènes observés dans les images MSG [66].

Cette table indique que les images collectées par SEVIRI à travers ses douze canaux, fournissent des informations utiles sur les constituants de l'environnement terrestre et atmosphérique. Ainsi, les images VIS0.6, VIS0.8, NIR1.6, IR3.9, IR8.7, IR10.8, IR12.0 and HRV permettent d'identifier les nuages et les surfaces comme les sols et les mers. Les images WV6.2, WV7.3, IR8.7 and IR10.8 caractérisent principalement l'instabilité atmosphérique, L'image IR9.7 rend compte de la présence d'ozone et l'image IR.13.4 renseigne sur la hauteur de cirrus. Les images WV6.2 et WV7.3 contiennent aussi des informations sur la teneur en vapeur d'eau dans l'atmosphère, les nuages d'altitude et les processus dynamiques du climat.

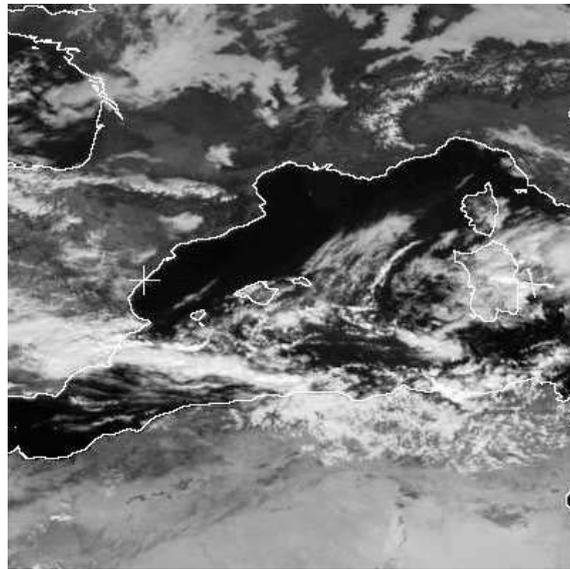
La fig. IV.1 donne un exemple d'images collectées le 23 Novembre 2011 à 12 h UTC au-dessus de l'Afrique du Nord par Météosat 9 dans les canaux IR 1.6, VIS 0.8 et VIS 0.6. Ces images qui ont été prises en période de mauvais temps, mettent en évidence une importante couverture nuageuse au-dessus de la mer méditerranée et au Nord de l'Algérie.



(a) IR 1.6.



(b) VIS 0.8.



(c) VIS 0.6.

Fig. IV.1. Images visibles et infrarouges collectées par MSG-2 le 23.11.2011 à 12:00 UTC.

IV.1.2. Description de la zone d'étude

Comme le montre la fig. IV.2, la zone d'étude que nous avons traitée, est le Nord de l'Algérie représentée par son image de 400x400 pixels extraite des images MSG considérées ci-dessus. L'Algérie faisant partie de l'Afrique du Nord, est bordée à l'Est par la Tunisie et à l'Ouest par le Maroc. Ce pays s'étend entre 37 ° N et 34 ° N de latitude. Son climat qui est tempéré, est influencé par la proximité du désert du Sahara au Sud et la mer Méditerranée au Nord, où le temps est marqué par des oscillations saisonnières. De plus, la présence des chaînes de l'Atlas fait que, dans le Nord de l'Algérie ; le temps est soumis à des caractéristiques particulières dues à l'orographie du relief montagneux et à la transition terre-mer le long de la côte méditerranéenne. Les conditions climatiques en zone subtropicale et aux latitudes moyennes donnent un été sec et hiver rude, accompagné de périodes de fortes précipitations. En particulier, la distribution spatiale des précipitations se caractérise par un fort gradient Est-Ouest et un faible gradient Nord-Sud. Les précipitations se produisent habituellement entre Avril et Octobre. Mais, elles atteignent souvent leur maximum pendant la période Novembre-Décembre.

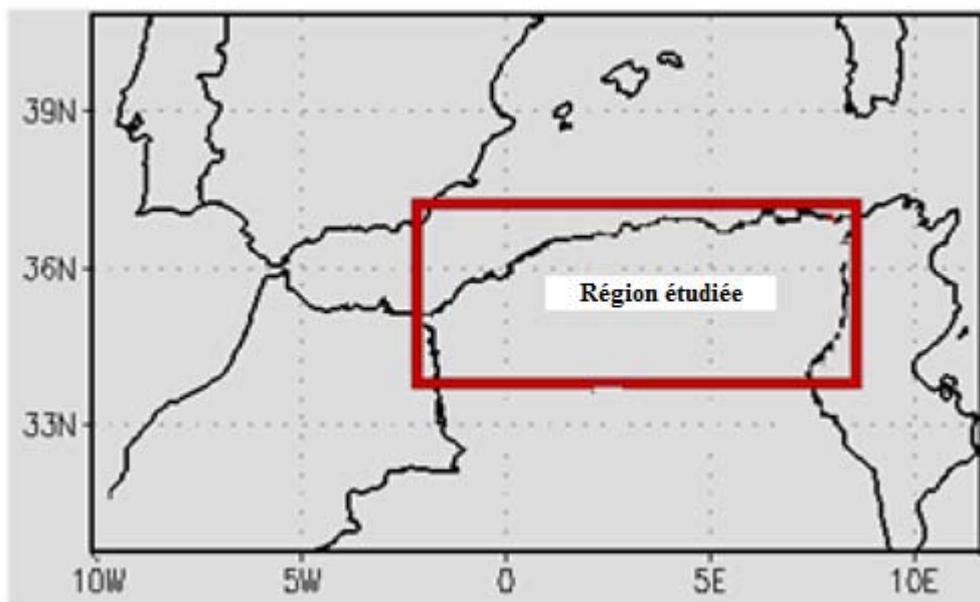


Figure IV.2. Image du Nord de l'Algérie représentant la région étudiée.

IV.1.3. Composition colorée des images MSG

Une composition colorée obtenue en combinant des images MSG prises au même instant, peut nous aider à identifier les régions qui composent ces images. Cependant, le radiomètre SEVIRI équipant MSG-2, ne possède qu'une seule bande spectrale dans le domaine visible correspondant à la couleur rouge de ce spectre et avec cette bande unique, il n'est pas possible de générer les couleurs réelles des régions de l'image. Par contre, 165 combinaisons peuvent être réalisées avec les onze autres bandes spectrales de SEVIRI, donnant ainsi un grand nombre de compositions colorées. Mais, ce nombre se réduit notablement en éliminant les compositions colorées ayant des caractéristiques similaires. A titre indicatif, la table II donne des combinaisons d'images MSG souvent employées pour représenter notamment les sols, les mers, les nuages et divers phénomènes météorologiques.

Composition colorée	Application
IR 1.6 + VIS 0.8 + VIS 0.6	Végétation, brouillard, neige, fumées, aérosols.
VIS 0.8 + IR 3.9 + IR 10.8	Nuages, convection, brouillard, neige, feux.
VIS 0.8 + IR 1.6 + IR 3.9	Brouillard, neige,
IR 3.9 + IR 1.6 + VIS 0.6	Végétation, feux, fumées, nuages

Table II. Composition colorées obtenues par combinaison de bandes spectrales de MSG-2 [66].

Dans notre cas, ce sont les images IR 1.6, VIS 0.8 et VIS 0.6 qui ont été combinées, car ces bandes donnent respectivement des informations sur la température du sommet des nuages, l'épaisseur optique des nuages et les végétations. La composition colorée qui en résulte, est donnée par la fig. IX.3.

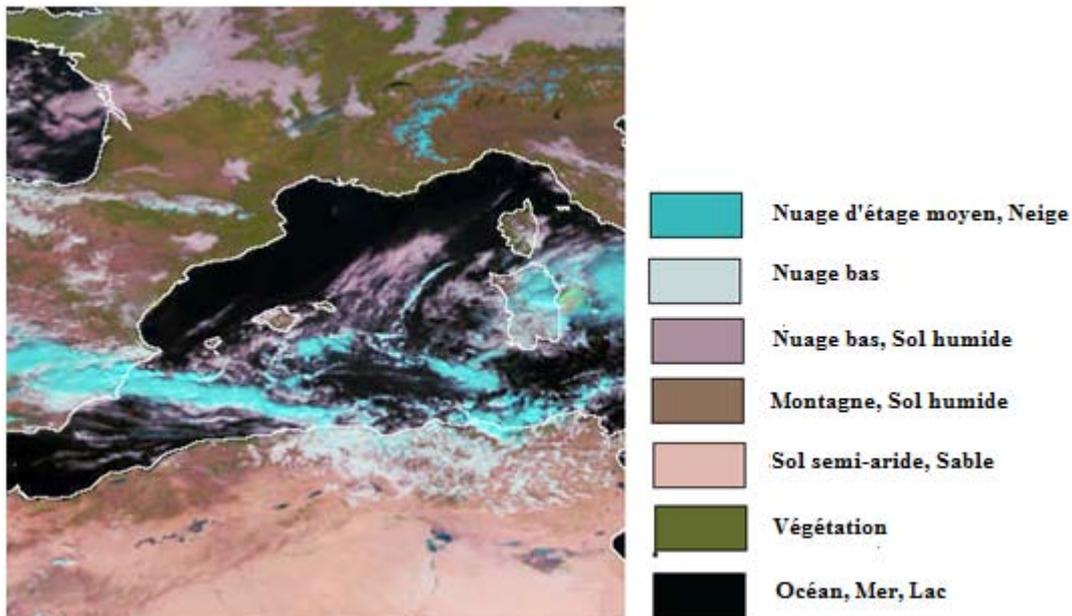


Fig. IV.3. Combinaison colorée des images IR 1.6, VIS 0.8 et VIS 0.6 prises par MSG-2 le 23.11.2011 à 12 h UTC.

Cette image a été construite en attribuant respectivement les composantes rouge, verte et bleue aux images IR 1.6, VIS 0.8, et VIS 0.6. Elle se compose de sept classes différentes. La classe bleue représente des nuages épais en altitude moyenne, générateurs de fortes précipitations. Elle est aussi attribuée à des chutes de neige et à la glace couvrant la chaîne des Alpes. La classe en gris clair a été affectée aux nuages bas. La classe pourpre décrit le sol humide et d'autres nuages bas et épais, comme les cumulus. Les sols très humides et les montagnes des Alpes, des Pyrénées et de l'Atlas, sont décrits par la classe brune. Le désert du Sahara et les régions semi-arides apparaissent sous la forme de surfaces en rose clair. La classe olive est associée à la végétation qui couvre l'Afrique du Nord et l'Europe du Sud. L'océan Atlantique, la mer Méditerranée et les lacs sont représentés la classe noire, car l'eau absorbe fortement le rayonnement solaire. Notons que les trois types de nuages de la composition colorée de la fig. IV.3 ont aussi été mis en évidence lors des observations météorologiques effectuées en Algérie le 23 Novembre 2011.

IV.2. Modélisation AM-FM des images MSG

IV.2.1. Utilisation du modèle AM-FM muni de filtres de Gabor

L'algorithme AM-FM avec filtres de Gabor décrit par la fig. II.2, a été appliqué aux images VIS 0.6, VIS 0.8 et IR 1.6 en réglant ces filtres pour les huit premières fréquences relatives et les quatre orientations 0° , 45° , 90° et 135° .

Les images segmentées par cet algorithme, se composent d'un mélange de nombreux contours de formes et de tailles diverses. Ces contours caractérisent essentiellement la texture du relief terrestre et des nuages observés dans l'image. Ils agissent alors comme un bruit qui masque les régions constitutives de l'image et rend difficile, voire quasiment impossible leur identification.

Aussi, nous avons adopté une autre façon d'exploiter le modèle AM-FM pour segmenter les images MSG. Cette nouvelle approche qui est présentée dans le prochain paragraphe, repose sur le caractère multi-spectral des images MSG et par conséquent, ne nécessite plus l'emploi d'une batterie de filtres de Gabor [67].

IV.2.2. Approche multi-spectrale du modèle AM-FM

La fig. IV.4 décrit la structure du nouvel algorithme que nous avons conçu pour segmenter les images MSG en utilisant le modèle AM-FM à deux dimensions [67].

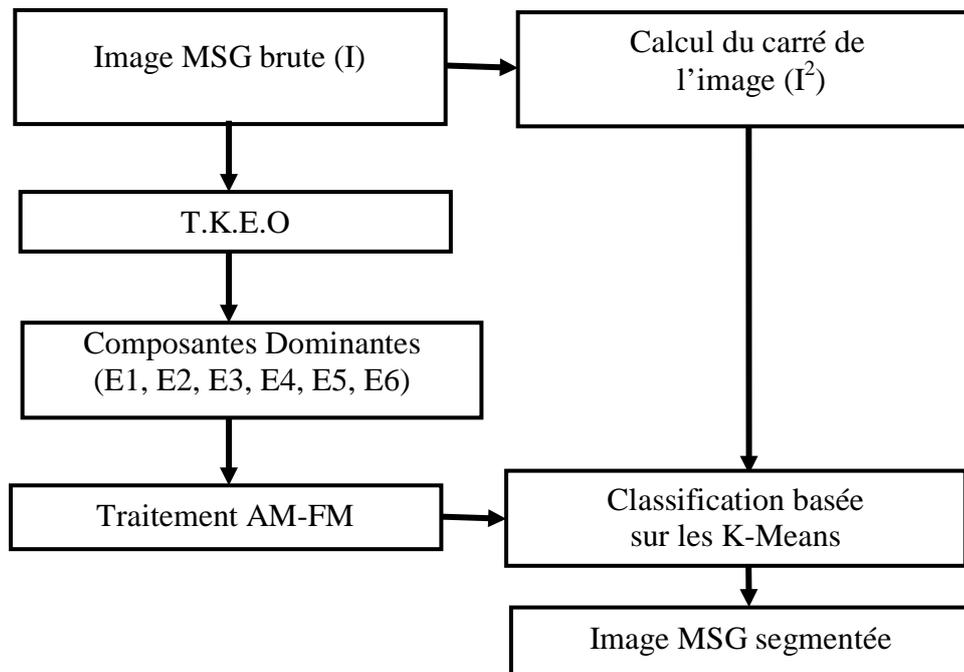


Fig. IV.4. Algorithme de segmentation AM-FM par approche multi-spectrale.

Application du modèle AM-FM aux images M.S.G

Avec cet algorithme, l'outil DESA 2D défini au paragraphe II.2.2, est appliqué directement aux images MSG pour calculer le paramètre d'énergie caractérisant ces images. Rappelons que DESA dérive de l'opérateur d'énergie Teager-Kaiser (TKEO) et que ce dernier permet de sélectionner les meilleurs paramètres d'énergie nécessaires au traitement AM-FM, puis d'extraire l'amplitude et la phase caractérisant les parties constitutives des images étudiées. Pour ce faire, ces images sont analysées pixel par pixel, avec une fenêtre glissante de 3x3 pixels (voir fig. IV.5).

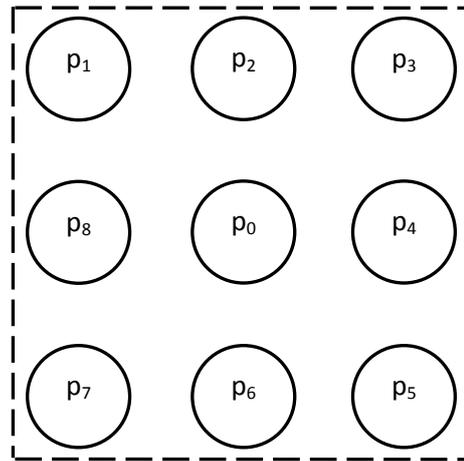


Fig. IV.5. Fenêtre glissante à huit voisinages pour l'analyse des images MSG.

Dans la littérature, on trouve six expressions différentes de l'énergie utilisée en modélisation AM-FM [62, 67] Ce sont :

$$E_1 = |2 \Delta p_0^2 - \Delta p_8 \Delta p_4 - \Delta p_6 \Delta p_2| \quad (IV.1)$$

$$E_1 = |2 \Delta p_0^2 - \Delta p_7 \Delta p_3 - \Delta p_5 \Delta p_1| \quad (IV.2)$$

avec $\Delta p_i = (p_i - \bar{p})$ et $i = 0, 1 \dots 8$.

$$E_3 = \text{Max} (E_1, E_2) \quad (IV.3)$$

$$E_4 = (E_1^2 + E_2^2)^{1/2} \quad (IV.4)$$

Application du modèle AM-FM aux images M.S.G

$$E_5 = |2 p_0^2 - p_8 p_4 - p_6 p_2| \quad (IV.5)$$

$$E_6 = |2 p_0^2 - p_7 p_3 - p_1 p_5| \quad (IV.6)$$

Au cours des tests effectués sur les images MSG avec l'algorithme de la fig. IV.4, nous avons trouvé que le paramètre dominant de la modélisation AM-FM était l'énergie E_5 . Par conséquent, cette dernière a été employée pour calculer les composantes AM, V-FM et U-FM des images MSG. Une forme plus explicite de cette énergie est :

$$E_5(m,n) = |2 [p_0(m,n)]^2 - p_8(m-1,n) p_4(m+1,n) - p_6(m,n-1) p_2(m,n+1)| \quad (IV.7)$$

En général, un modèle AM-FM 2D à P composantes permet d'assurer la cohérence de l'image sur un voisinage de pixels suffisamment petit et l'expression (II.23) sous sa forme complexe, peut être étendue à des fonctions quasi-sinusoïdales et non stationnaires [54]. Dans ce cas, l'image à traiter s'écrit :

$$I(m,n) = \sum_{p=1}^P a_p(m,n) \exp[j\varphi(m,n)] \quad (IV.8)$$

Pour réaliser la démodulation AM-FM, on calcule le gradient de la phase :

$$\nabla\varphi(m,n) = \operatorname{Re} \left[\frac{\nabla I(m,n)}{j I(m,n)} \right] \quad (IV.9)$$

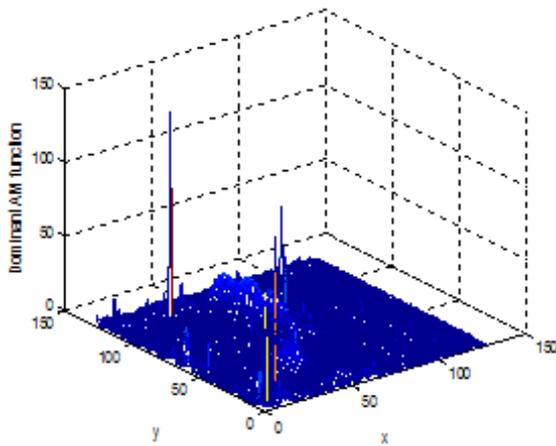
Les composantes U-FM et V-FM obtenues respectivement dans les directions horizontale et verticale, sont déduites des expressions (II.16) et (IV.9). Ce sont :

$$U(m,n) = [1 \ 0] \nabla\varphi(m,n) \quad (IV.10)$$

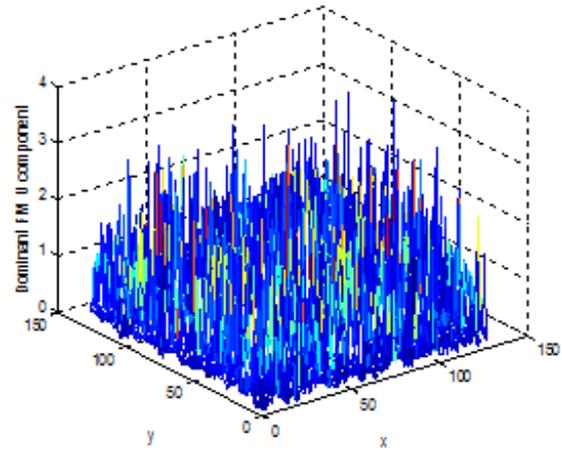
$$V(m,n) = [0 \ 1] \nabla\varphi(m,n) \quad (IV.11)$$

$$\text{La composante AM est : } a(m,n) = |I(m,n)| \quad (IV.12)$$

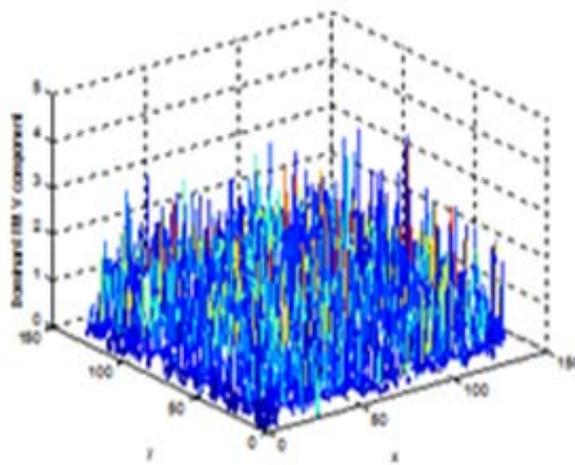
La fig. IV.6 illustre les distributions spatiales des composantes AM, U-FM et V-FM obtenues pour l'image VIS 0.8 prise par MSG-2 le 23.11.2011 à 12:00 UTC.



(a) Composante AM.



(b) Composante U-FM.



(c) Composante V-FM.

Fig. IV.6. Spectres bi – dimensionnels des composantes dominantes AM-FM pour l'image VIS.0.8 collectée le 23.11.2011 à 12:00 UTC.

Ces spectres résultent du mélange des distributions caractérisant chacune des classes qui composent cette image. Dans chaque spectre, ces distributions sont respectivement marquées par des couleurs blanc, jaune, vert, bleu et rouge. Ces spectres se composent de nombreux modes symétriques, ce qui rend difficile leur analyse. Cependant, le spectre AM comme celui de la fig. IV.6a, peut être utilement exploité pour distinguer les différentes classes, car il caractérise le contraste de l'image. Dans le cas des fonctions FM dominantes, les figures

IV.6b et IV.6c mettent en évidence une grande variété d'orientations et de raies spectrales pour les régions texturées, ce qui prouve la sensibilité des composantes U et V-FM aux différents types de texture de l'image.

IV.3. Segmentation AM-FM des images MSG

Les spectres 2D traduisant la répartition spatiale des composantes AM, U-FM et V-FM, ont, d'abord, été calculés pour chacune des images MSG collectées simultanément dans les canaux IR 1.6, VIS 0.8 et VIS 0.6. Les spectres AM-FM obtenus pour ces trois images, sont ensuite combinés en un seul vecteur représentatif de l'ensemble des images MSG. Finalement, en appliquant la classification par les K-means à ce type de vecteur, on obtient une partition de la fusion des trois images MSG en sept classes homogènes.

Comme l'indique la fig. IV.7, ces classes sont respectivement colorées en bleu foncé, gris, bleu clair, blanc, jaune, vert et noir. La classe en bleu foncé est affectée aux nuages d'étage moyen et à la neige ou la glace couvrant le sommet des Alpes et les Pyrénées. La classe grise est attribuée à des nuages bas. La classe en bleu clair est affectée à d'autres types de nuages bas et au sol s'étendant le long des chaînes de l'Atlas. La classe blanche représente les sols humides. La classe jaune décrit les régions semi-arides et le sable du désert du Sahara. La classe verte est attribuée à la végétation de l'Afrique du Nord et de l'Europe du Sud. La classe noire représente l'Océan Atlantique, la Mer Méditerranée, les lacs et diverses étendues d'eau.

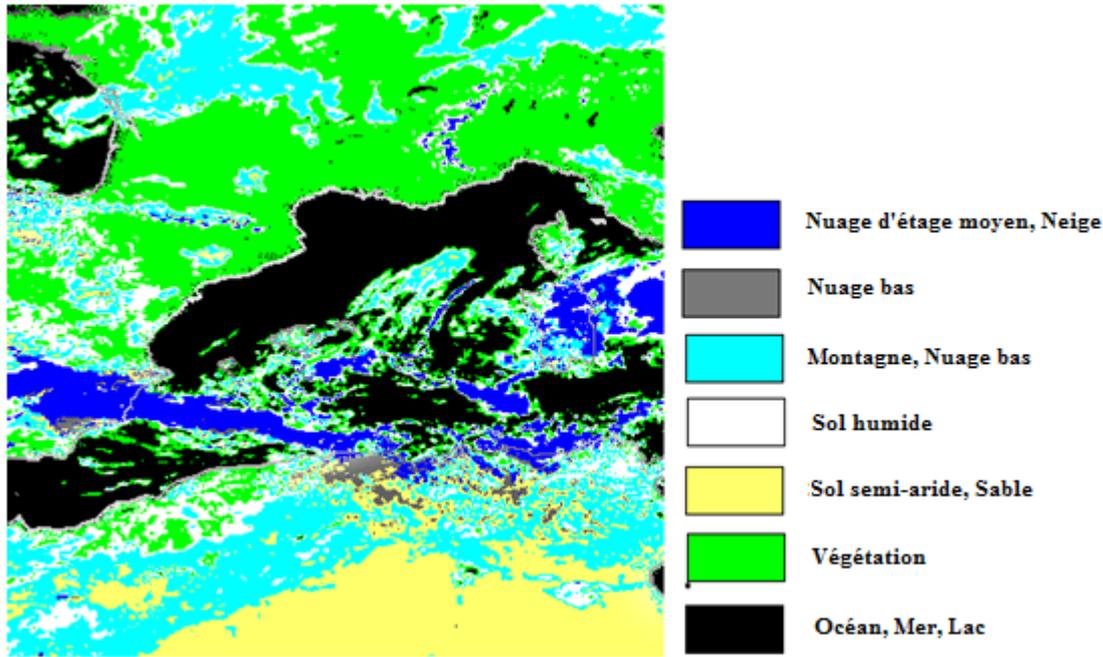


Fig. IV.7. Segmentation multi-spectrale des images MSG en sept classes homogènes, en utilisant l'approche AM-FM.

IV.4. Analyse des résultats

Ces classes ont pu être identifiées en comparant l'image segmentée de la fig. IV.7 à la composition colorée de la fig. IV.3, en considérant les cartes géographiques des régions étudiées et en exploitant les observations météorologiques faites en Algérie pendant le mois de Novembre 2011. Ainsi, le Synop publié par l'Office National de la Météorologie a confirmé la présence de nuages d'étages bas et moyen le 23.11.2011 dans le Nord de l'Algérie, car ces nuages sont des Stratus-Fractus, des Cumulus-Stratocumulus et des Altocumulus -Altostratus.

Les sept classes de l'image segmentée de la fig. IV.7 sont matérialisées distinctement par des surfaces homogènes qui expriment les caractéristiques texturales des nuages et des diverses zones terrestres. Cependant, il existe certaines ambiguïtés entre les catégories de sol et des nuages bas possédant les mêmes propriétés texturales. Par exemple, les bords de la classe bleue foncée décrivant la grosse perturbation atmosphérique entre l'Espagne et l'Algérie, sont accompagnés de plusieurs traces vertes et blanches au-dessus de la mer Méditerranée, Ces traces observées aussi au-dessus de l'océan Atlantique, près des côtes françaises, sont probablement causées par la présence de bruine ou de brume dans ces régions.

Conclusion

Les applications présentées dans les chapitres précédents, ont mis en évidence la capacité du modèle AM-FM à segmenter des images soit par détection de contours, soit par classification en régions. Pour ce faire, deux approches différentes ont été mises en œuvre. L'une a consisté à doter le modèle AM-FM d'une batterie de filtres de Gabor et l'autre est une nouvelle approche où le caractère multi-spectral des images satellitaires a été exploité. Selon les applications considérées, on trouve que les résultats obtenus avec ces deux approches sont globalement dignes d'intérêt.

Ainsi, on constate que le modèle AM-FM muni de filtres de Gabor reproduit bien le contour d'objets bien définis, formant une image. Dans le cas des images de l'album de Brodatz, il restitue surtout les macrotextures, mais moins bien les microtextures. De même, son application à des images Sonar met clairement en évidence le contour d'objets métalliques comme les mines enfouies sous la mer et contribue à mieux les localiser dans le milieu marin [63-64]. Remarquons que ce résultat découle de la décomposition des images Sonar par les filtres de Gabor en un ensemble de sous images à bande étroite et que ces filtres sélectionnent les sous images, en agissant de façon similaire aux processus de dérivation utilisés en détection de contour. De plus, on trouve que les sous images obtenues à hautes fréquences contribuent efficacement à la segmentation des images Sonar et des images de l'album de Brodatz.

Cependant, cette méthode n'a pas donné les résultats escomptés lors de la segmentation d'images satellitaires comme celles collectées par Météosat Seconde Génération (MSG). En effet, ces images sont constituées de régions bien définies comme les mers, les continents et les îles. Mais, elles comportent aussi des zones floues ou texturées comme les formations nuageuses et les reliefs montagneux. La segmentation de ces images par détection de contour fait alors apparaître des motifs de taille et de forme diverses qui en se mélangeant à ces régions, masquent celles-ci et rendent difficile, voire impossible leur classification.

En fait, ces difficultés ont pu être surmontées en nous passant des filtres de Gabor lors de la modélisation AM-FM, car les images MSG-2 étudiées ont été collectées simultanément à différentes bandes de fréquence, à savoir les gammes visibles et infrarouges [67]. La nouvelle méthode que nous avons élaborée, permet alors d'appliquer le modèle AM-FM à la détection des régions, en nous basant sur le caractère multi-spectral des images MSG-2. Grâce à cette

méthode, des images MSG-2 visibles et infrarouges collectées en période de mauvais temps, pendant le mois de Novembre 2011, ont pu être segmentées en sept classes représentant les mers, les continents et les masses nuageuses pour l'Afrique du Nord, la mer Méditerranée, le Sud de l'Europe et une partie de l'Océan Atlantique. Notamment, la segmentation de ces images a permis d'identifier des nuages à basses et moyennes altitudes conformément aux observations terrestres effectuées par l'Office National de la Météorologie en Algérie au cours du mois de Novembre 2011. Ce sont essentiellement des nuages stratiformes, des nuages cumuliformes et la combinaison de ces deux nuages. Notons que ces nuages ont généré des précipitations au Nord de l'Algérie, pendant cette période de mauvais temps.

Pour l'instant, l'approche multi-spectrale de la modélisation AM-FM que nous avons développée au quatrième chapitre, repose sur le traitement simultané des images VIS 0.8, VIS 0.6 et IR 1.6. D'après les recommandations d'EUMETSAT, la combinaison de ces trois images devrait être capable de rendre compte de la présence de végétation, de brouillard, de neige, de fumées et d'aérosols (voir table II). Mais, l'interprétation que nous avons faite pour l'image segmentée issue de la fusion de ces trois images, est différente, car les classes de sols, de mers et de nuages ont clairement été identifiées à partir de la composition colorée de ces images, du Sinop publié par l'Office National de la Météorologie et de la carte géographique des régions étudiées.

De façon globale, la segmentation des images MSG à l'aide de cette nouvelle version du modèle AM-FM a donné des résultats satisfaisants car ils sont comparables à ceux obtenus avec d'autres approches, comme, par exemple, les méthodes basées sur les matrices de cooccurrence. De plus, ces résultats sont assortis de détails supplémentaires causés par l'anisotropie de la texture, qui contribuent à améliorer la classification des images MSG-2. Cependant, ce traitement a aussi occasionné des confusions, surtout entre les classes de sols et de nuages près des côtes de l'Océan Atlantique et de la mer Méditerranée. De telles ambiguïtés signifient que ces classes possèdent les mêmes caractéristiques texturales et s'expliqueraient par la présence de brouillard au voisinage de ces côtes.

Compte tenu de ce genre d'interprétation, des travaux ultérieurs pourraient être envisagés pour étendre cette version multi-spectrale du modèle AM-FM au traitement des autres combinaisons des images MSG-2. Dans ce cas, l'impact visé serait la levée des ambiguïtés de classes ainsi observées et l'amélioration de la classification de ces images.

Une autre voie intéressante consisterait à segmenter des images MSG en ciel clair et en ciel couvert par modélisation AM-FM. Leur comparaison pourrait être utilement exploitée en vue d'une meilleure classification des sols, des mers et des nuages. Du point de vue pratique, de

telles d'images pourraient aussi être employées pour évaluer le gisement solaire dans la région étudiée et y développer des applications solaires comme celles liées à la conversion photovoltaïque.

ANNEXE A

Les Satellites Météosat Seconde Génération (MSG)

ANNEXE A : Les Satellites Météosat Seconde Génération (MSG)

A.1 Les satellites Météosat de seconde génération (MSG)

Le premier satellite Météosat de seconde génération a été lancé le 28 août 2002. Toutefois, pour des raisons de pannes, le satellite MSG-1 (correspondant à Météosat 8) n'a pu être opérationnel qu'à partir du 29 janvier 2004. Pour cela deux mises à jour ont été nécessaires :

- La première est la mise à jour de la largeur de bande pour supporter une transmission à 2Mbits/s.
- La deuxième permet une meilleure couverture de l'Afrique.

Par la suite, d'autres satellites MSG ont été successivement mis sur orbite géostationnaire dont MSG-2, appelé aussi Météosat 9 [64-65]. Le capteur SEVIRI (Spinning Enhanced Visible and Infra Red Imager) équipant les satellites MSG permet l'acquisition d'images toutes les quinze minutes, au lieu des trente minutes imposées par l'ancienne génération de METEOSAT (voir fig. A.1).



Fig A.1 Satellite MSG [source EUMETSAT]

A.2 Acquisition des images MSG

Le capteur SEVIRI qui équipe le satellite MSG, est un radiomètre à balayage (voir fig. A.2). La rotation du satellite autour de son axe principal d'inertie est utilisée pour l'acquisition d'images. Le satellite tourne à 100 tr/mn autour d'un axe parallèle à l'axe Nord Sud de la Terre. Le télescope du radiomètre de Météosat vise la Terre par l'intermédiaire d'un miroir et balaye à chaque révolution du satellite une étroite bande de la surface de la Terre. L'angle de balayage correspondant de 180° est décrit en 30 ms. Pendant le temps restant de 570 ms, le télescope vise l'espace et cette durée est mise à profit pour modifier l'orientation du miroir, de sorte qu'au prochain tour, il balaye au sol une bande contigüe à la précédente, mais orientée vers le Nord. Le radiomètre balaye la surface de la Terre ligne par ligne. Chaque ligne se compose d'une série de pixels jouant le rôle d'images élémentaires. Pour chaque pixel le radiomètre mesure l'énergie dans différentes bandes spectrales. Cette mesure est numérisée puis transmise vers des stations au sol où elle est traitée avant d'être envoyée aux utilisateurs.

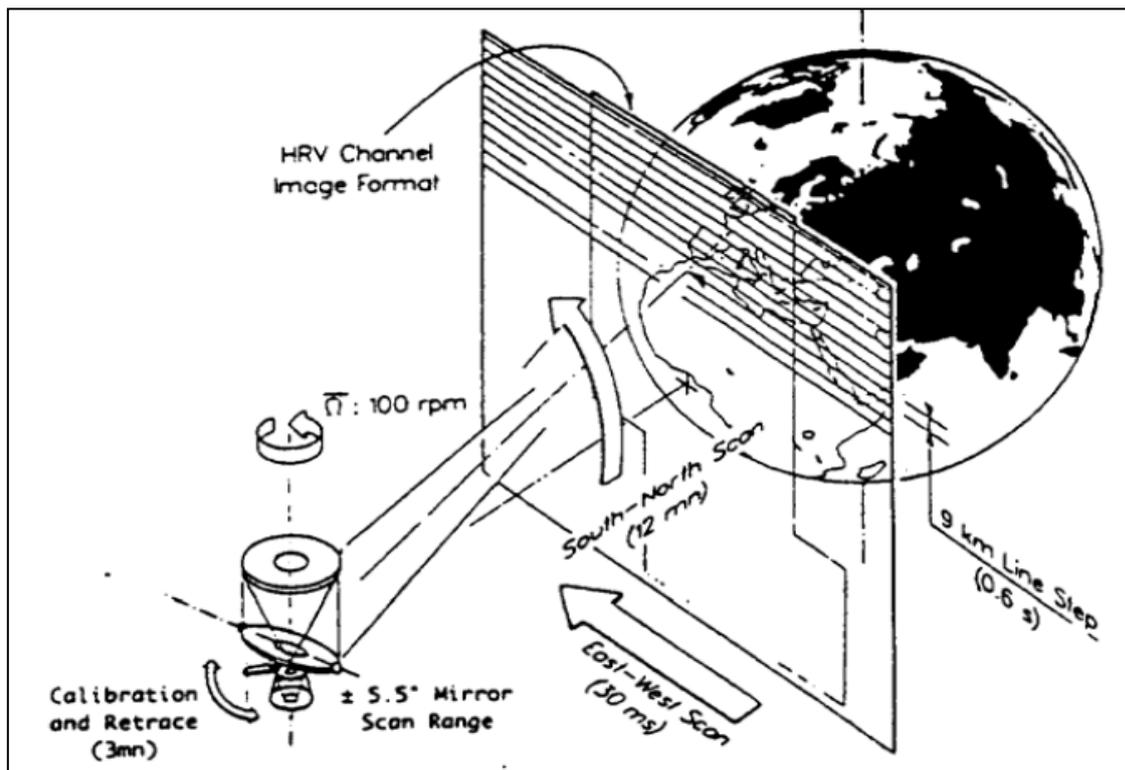


Fig. A.2. Principe de l'acquisition des images Météosat Seconde Génération.

ANNEXE A : Les Satellites Météosat Seconde Génération (MSG)

Le satellite MSG produit deux sortes de fichiers d'images : image 1.0 et image 1.5. La première est l'image brute acquise par le satellite, sans qu'aucun prétraitement n'ait encore été effectué. Le deuxième type d'images est celui où des corrections géométriques sont apportées vis à vis de toutes perturbations introduites par le satellite. Chacune des images collectées par MSG représente tout le disque terrestre. Celle de type level 1.5 est constituée de 3712×3712 pixels pour chaque canal. Chaque pixel est codé sur 10 bits, avec un compte numérique qui varie dans ce cas, de 0 à 1023.

A.2. Les canaux de MSG

Le tableau A.I donne les noms des douze canaux de MSG, la bande spectrale et la longueur d'onde centrale de chaque canal.

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	1.5 - 1.78
IR 3.9	3.92	3.48 - 4.36
W V 6.2	6.25	5.35 - 7.15
W V 7.3	7.35	6.85 - 7.85
IR 8.7	8.7	8.3 - 9.10
IR 9.7	9.66	9.38 - 9.94
IR 10.8	10.8	9.8 - 11.80
IR 12	12	11.00 - 13.00
IR 13.4	13.4	12.4 - 14.40
HRV	0.7	0.5 - 0.9

Tableau A.I. Caractéristiques spectrales des 12 canaux de MSG.

ANNEXE A : Les Satellites Météosat Seconde Génération (MSG)

Les différents canaux du radiomètre SEVIRI et leur rôle sont présentés ci-après :

❖ Les canaux visibles

Les deux canaux visibles de MSG sont VIS 0.6 et VIS 0.8 (voir fig. A.3 et fig. A.4). Ils produisent des images similaires à celles de la première génération de METEOSAT et peuvent donc être interprétées de la même façon. Ces canaux sont indispensables pour la détection et le suivi des masses nuageuses, la détermination des zones observées lors des 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.

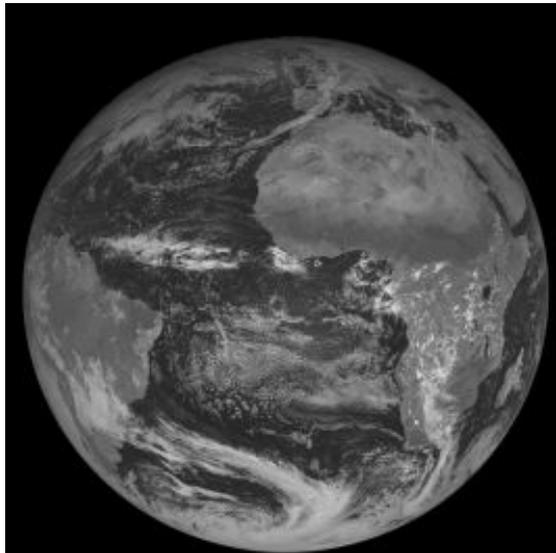


Fig. A.3. Image visible VIS 0.6

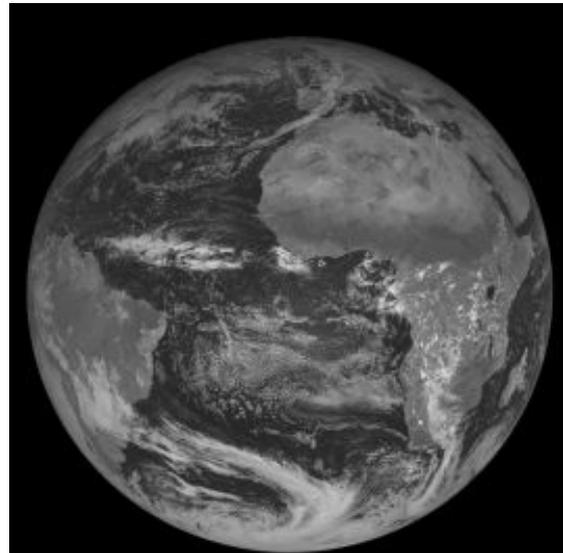


Fig. A.4. Image visible VIS 0.8.

Le canal HRV est un canal visible à haute résolution identique à celui de la première génération des satellites METEOSAT (voir fig. A.5). Cependant, sa résolution est meilleure car elle est de 1 km /pixel au lieu de 2,5 km/ pixel. De plus, sa bande spectrale est large. Avec un tel canal, il est possible de déterminer les profils de vent, l'altitude des nuages et le type de texture des nuages.

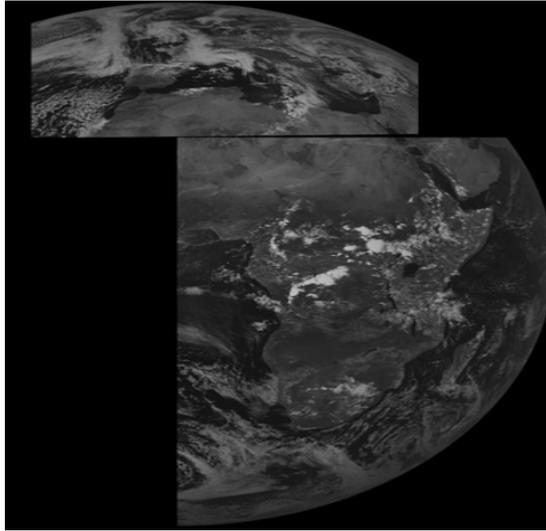


Fig. A.5. Image visible HRV.

❖ Les canaux vapeur d'eau

Les canaux 'vapeur d'eau' sont WV 6.2 et WV 7.3. Comme le canal vapeur d'eau de METEOSAT de première génération, leur rôle est 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 (voir Fig A.6 et Fig A.7).

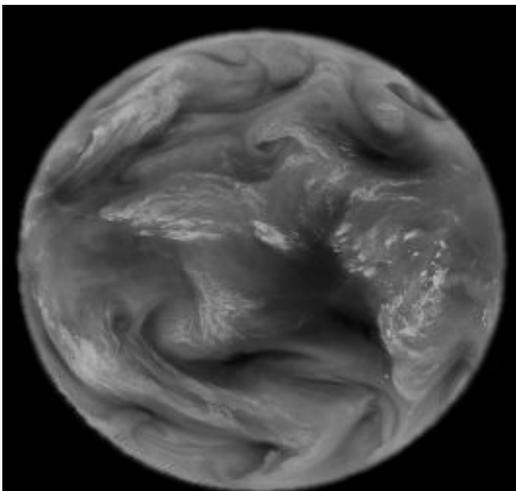


Fig A.6. Image WV 6.2

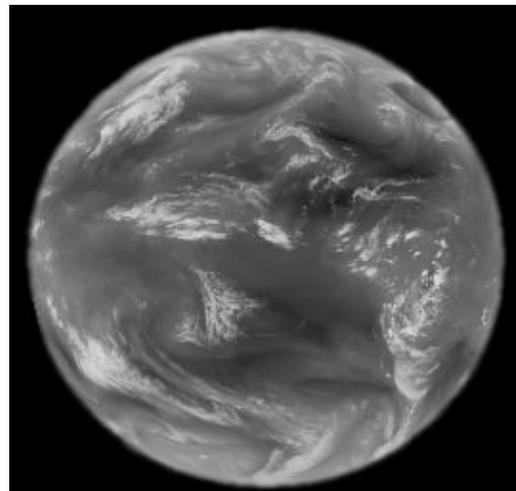


Fig A.7. Image WV 7.3

❖ Le canal proche infrarouge NIR 1.6

C'est un canal qui se trouve dans la partie proche infrarouge du spectre électromagnétique. Il contribue à faire la différence entre les surfaces nuageuses et neigeuses d'une part, et les nuages de glaces et d'eau d'autre part. Ce canal renseigne sur la présence d'aérosols atmosphériques. La figure A.8 donne un exemple d'images MSG dans le canal La NIR 1.6.

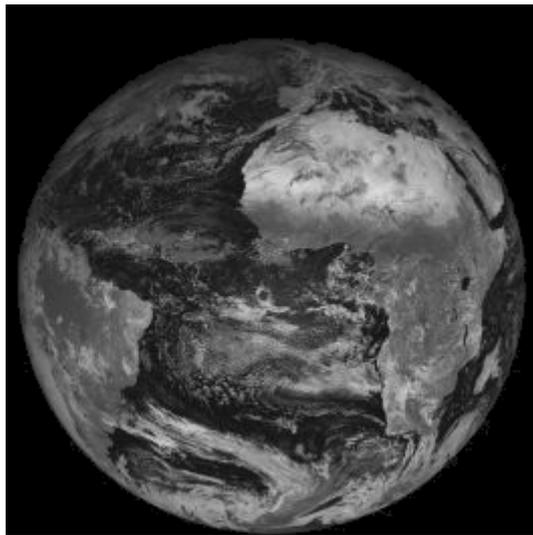


Fig. A.8. Image NIR 1.6

❖ Le canal IR 3.9

Ce canal occupe une partie du spectre électromagnétique où la lumière du Soleil influe sur le rayonnement reçu. Il s'agit partiellement d'un canal d'émission thermique, qui est aussi partiellement sensible à la réflexion du rayonnement solaire. Des précautions sont nécessaires pour l'interprétation des images provenant de ce canal (voir fig. A.9). Durant tout la journée, l'énergie solaire réfléchi domine pour donner l'allure d'une image dans la partie visible du spectre, alors que la nuit, l'énergie ne provient que de la Terre avec les caractéristiques de la partie infrarouge du spectre. Le rôle principal du canal IR 3.9 est la détection des nuages bas, des brouillards nocturnes et des incendies de forêts. De plus ce canal joue un rôle dans la mesure des températures à la surface de la Terre et la mer.

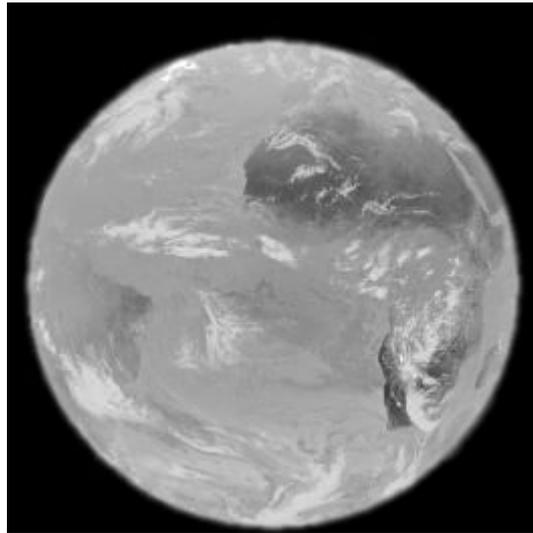


Fig. A.9. Image IR 3.9.

❖ Le canal IR 8.7

Ce canal nous renseigne sur les masses nuageuses minces des cirrus et permet de faire la différence entre certains nuages de glace et l'eau (voir fig. A.10).

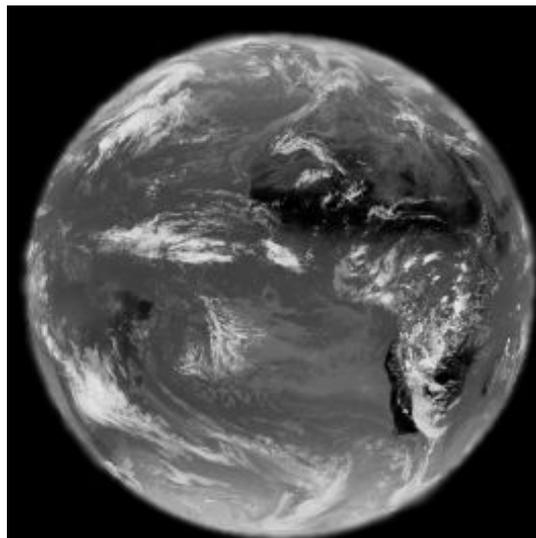


Fig. A.10. Image IR 8.7.

❖ Le canal IR 9.7

IR 9.7, est un canal très sensible à la concentration d'ozone dans la partie basse de la stratosphère (voir fig. A.11). Il sert à mesurer l'ozone total et à évaluer sa variabilité

ANNEXE A : Les Satellites Météosat Seconde Génération (MSG)

diurne. Ce canal peut également servir à établir les configurations d'ozone comme indicateurs des champs de vents à ce niveau.

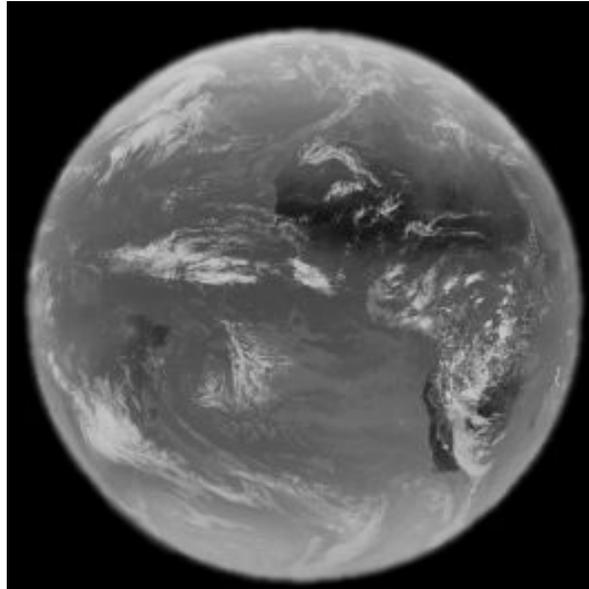


Fig. A.11. Image IR 9.7.

❖ Les canaux IR 10.8 et IR 12.0

Ces canaux sont situés dans l'infrarouge thermique (voir fig. A.12 et fig. A.13). Ils sont semblables à celui de METEOSAT première génération. Chaque canal réagit à la température des nuages et de la surface terrestre. Combinés ces deux canaux permettent de réduire les effets atmosphériques en mesurant les températures de la surface de la Terre et le sommet des nuages. Ces canaux servent aussi au suivi des nuages pour déterminer les vents atmosphériques, et en même temps estimer l'instabilité atmosphérique.

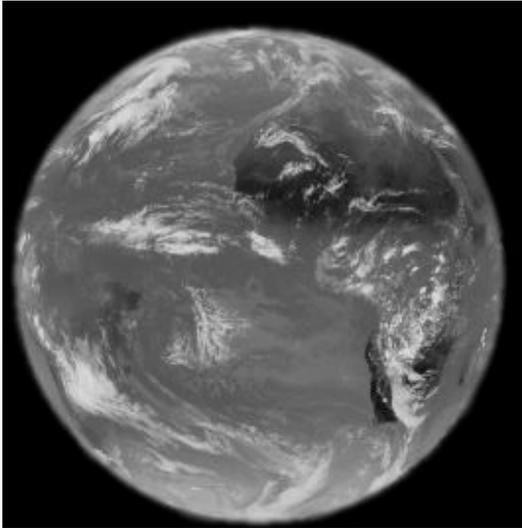


Fig. A.12. Image IR 10.8

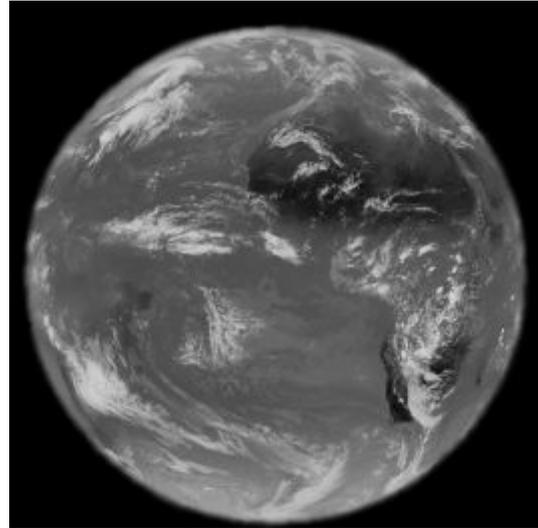


Fig. A.13. Image IR 12.

❖ **Canal IR 13.4**

Ce canal est situé dans la partie du spectre où le rayonnement est absorbé par les molécules de CO^2 (voir fig. A.14). Il permet d'estimer l'instabilité atmosphérique, et contribue à fournir des informations sur la température de la basse couche de la troposphère

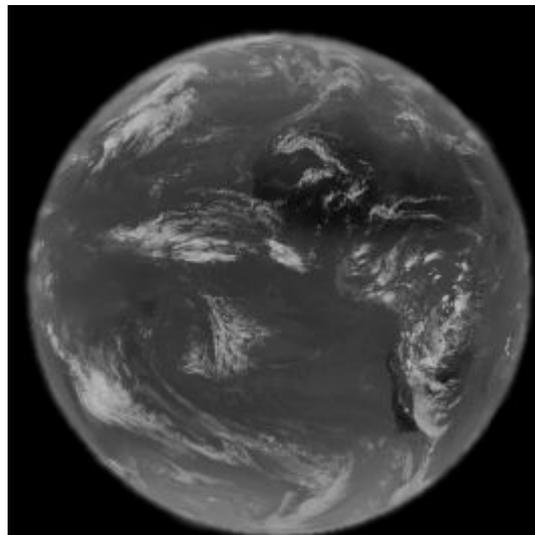


Fig. A.14. Image IR 13.4

ANNEXE B : Les filtres de Gabor

B.1. Aspects théoriques

Les filtres de Gabor sont une classe particulière de filtres linéaires [57-58]. Ce sont des filtres orientés, caractérisés par une échelle et une direction. La réponse à un tel filtre met donc en évidence la présence d'entités dont la taille est en accord avec l'échelle et la direction du filtre utilisé. Afin de couvrir complètement le domaine spectral du signal considéré, il est nécessaire de décomposer celui-ci en une suite de bandes étroites obtenue par l'application d'une batterie de filtres à l'image à traiter. Le filtre de Gabor permet de mettre en évidence des textures ainsi que des zones homogènes d'une image. Il peut être utilisé pour évaluer des surfaces, reconnaître des matériaux ou segmenter des scènes. Plus concrètement, le filtre de Gabor peut contribuer, par exemple, à l'identification rétinienne, à la reconnaissance d'empreintes digitales, à la recherche automatique de documents ou au domaine médical.

Le filtre de Gabor peut être construit en considérant sa réponse impulsionnelle ou la transformée de Fourier de celle-ci.

Par définition, la réponse impulsionnelle du filtre de Gabor se compose d'une fonction sinusoïdale jouant le rôle porteuse modulée par une enveloppe gaussienne :

$$h(x, y) = \cos [2\pi (u_0 x + v_0 y) + \phi] \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[\frac{(X - X_0)^2}{\sigma_x^2} + \frac{(Y - Y_0)^2}{\sigma_y^2} \right] \right\} \quad (\text{B.1})$$

avec : $(X - X_0) = (x - x_0) \cos\theta + (y - y_0) \sin\theta$ et $(Y - Y_0) = -(x - x_0) \sin\theta + (y - y_0) \cos\theta$.

Dans cette équation, θ est l'angle de rotation de l'enveloppe gaussienne, u_0 représente la fréquence radiale du filtre, les écarts type σ_x et σ_y jouent le rôle de constantes spatiales du filtre, ϕ est la phase de la sinusoïde par rapport à l'axe des x , et (x_0, y_0) sont les coordonnées du point où l'enveloppe gaussienne est maximale.

Sa transformée de Fourier est :

$$H(u, v) = 2\pi\sigma_x\sigma_y \exp \left\{ -2\pi^2 [\sigma_x^2 (U - U_0)^2 + \sigma_y^2 (V - V_0)^2] \right\} \quad (\text{B.2})$$

avec: $(U - U_0) = (u - u_0) \cos\theta + (v - v_0) \sin\theta$ et $(V - V_0) = -(u - u_0) \sin\theta + (v - v_0) \cos\theta$

ANNEXE B : Les filtres de Gabor

Le filtre $h(x,y)$ est à valeurs réelles. Il est pair et symétrique. Dans le cas où il est orienté suivant l'axe horizontal, sa réponse impulsionnelle où intervient la fréquence radiale u_0 , s'écrit :

$$h(x,y) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[\frac{(x-x_0)^2}{\sigma_x^2} + \frac{(y-y_0)^2}{\sigma_y^2} \right] \right\} \cos(2\pi u_0 x + \phi) \quad (\text{B.3})$$

Sa transformée de Fourier devient alors:

$$H(u,v) = A \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[\frac{(u-u_0)^2}{\sigma_u^2} + \frac{v^2}{\sigma_v^2} \right] \right\} + A \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[\frac{(u+u_0)^2}{\sigma_u^2} + \frac{v^2}{\sigma_v^2} \right] \right\} \quad (\text{B.4})$$

Dans cette équation, on a: $\sigma_u = 1/2\pi\sigma_x$, $\sigma_v = 1/2\pi\sigma_y$ et $A = 2\pi\sigma_x\sigma_y$.

Notons que des filtres d'orientation quelconque peuvent être obtenus à partir de $h(x,y)$ en effectuant des rotations rigides de ses coordonnées (x,y) . En faisant passer l'image originale à travers un tel filtre, on obtient toutes les composantes dans l'image dont l'énergie est concentrée autour des points de fréquence spatiale $(\pm u_0, 0)$. Ceci permet de calculer la bande passante B_r en octaves et le secteur d'orientation B_θ en degrés, en faisant:

$$B_r = \log_2 \left[\frac{u_0 + \sqrt{2 \ln 2} \sigma_u}{u_0 - \sqrt{2 \ln 2} \sigma_u} \right] \quad (\text{B.5})$$

$$B_\theta = 2 \text{ arc tgt} \left[\frac{\sqrt{2 \ln 2} \sigma_v}{u_0} \right] \quad (\text{B.6})$$

En pratique, on prend $B_r = 1$ octave et $B_\theta = 45^\circ$. D'où :

$$\sigma_u = \frac{u_0}{3\sqrt{2 \ln 2}} \text{ et } \sigma_v = \frac{u_0}{\sqrt{2 \ln 2}} \text{ tgt}(22.5^\circ)$$

Soit N , la largeur de l'image exprimée en nombre de pixels. Les valeurs de u_0 sont alors

données par : $\frac{1\sqrt{2}}{N}, \frac{2\sqrt{2}}{N}, \frac{4\sqrt{2}}{N}, \dots, \frac{N\sqrt{2}}{4N}$

Une autre façon de caractériser le filtre de Gabor est de considérer directement la transformée de Fourier de sa réponse impulsionnelle et les extrêmes de la vitesse radiale, c'est à dire que : $U_m \leq U_0 \leq U_M$. Soit S , le nombre de fréquences et P , le nombre d'orientations possibles. Les variables U et V s'écrivent.

ANNEXE B : Les filtres de Gabor

$$U = u \cos(p\pi/4) + v \sin(p\pi/4) \quad (\text{B.7})$$

$$V = -u \sin(p\pi/4) + v \cos(p\pi/4) \quad (\text{B.8})$$

avec $p = 0, 1, \dots, P$.

On trouve que les valeurs possibles de la fréquence radiale sont de la forme:

$$U_0^s = a^s U_m \quad (\text{B.9})$$

avec $a = \left(\frac{U_M}{U_m} \right)^{\frac{1}{(S-1)}}$ et $s = 0, 1, \dots, S - 1$

Dans ce cas, les écarts type qui interviennent dans la transformée de Fourier $H(u,v)$ sont alors donnés par :

$$\sigma_u = \frac{(a-1) U_0}{(a+1) \sqrt{2 \ln 2}} \quad (\text{B.10})$$

$$\sigma_v = \text{tgt} \left(\frac{\pi}{2K} \right) \left[U_0 - \frac{(2 \ln 2) \sigma_u^2}{U_0} \right] \left[2 \ln 2 - \frac{(2 \ln 2)^2 \sigma_u^2}{U_0^2} \right]^{-1/2} \quad (\text{B.11})$$

B.2. Exemples de traitement d'images avec le filtre de Gabor

La fig. B.1 donne un exemple de filtre de Gabor et la fig. B.2 représente l'enveloppe gaussienne qui module la porteuse sinusoïdale de la réponse impulsionnelle de ce filtre.

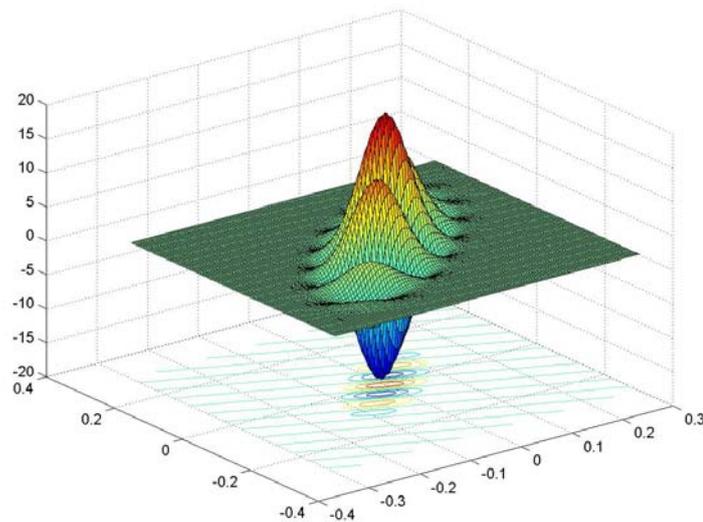


Figure B.1. Exemple de filtre de Gabor.

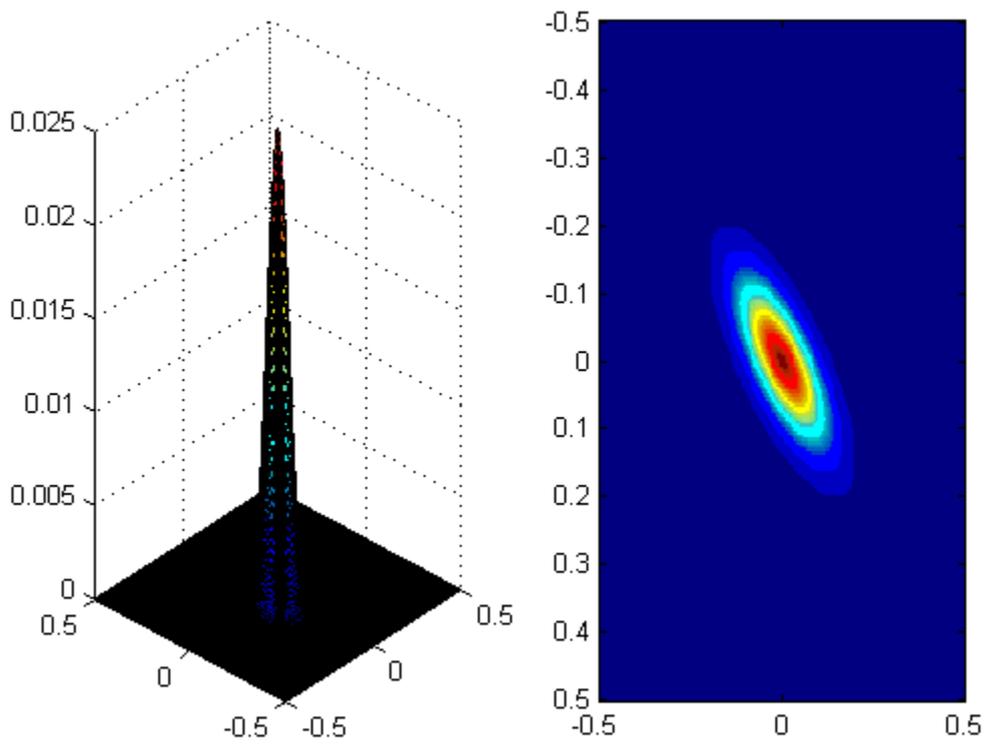


Figure B.2. Enveloppe gaussienne caractérisant le filtre de Gabor

La fig. B.3 décrit la transformée de Fourier du filtre de Gabor, formée de deux gaussiennes, l'une centrée en $-u_0$ et l'autre, en $+u_0$.

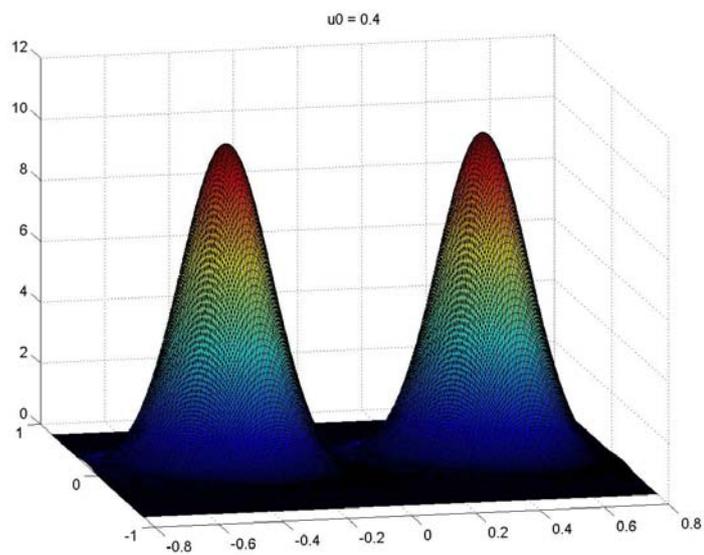


Figure B.3. Transformée de Fourier du filtre de Gabor.

ANNEXE B : Les filtres de Gabor

La figure B.4 illustre la réponse fréquentielle d'une batterie de filtres de Gabor, où apparaît une multitude de spectres de filtres de Gabor et où les contours sont adjacents et représentent la largeur à mi-hauteur de la réponse fréquentielle de chaque filtre.

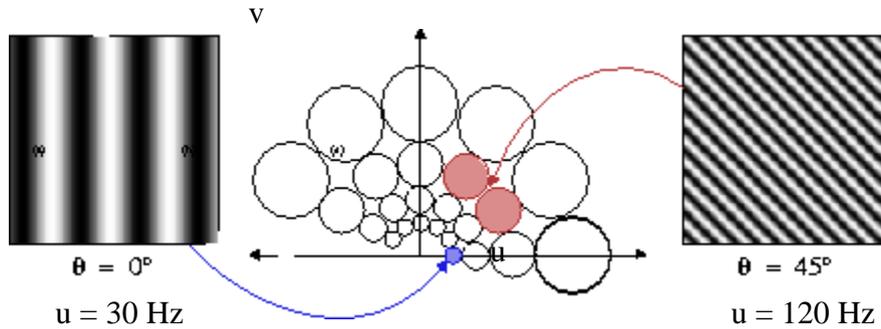


Figure B.4. Batterie de filtres de Gabor.

La figure B.5 met en évidence le rôle de l'angle sur l'apparence du filtre. Cet effet d'angle conditionne l'action du filtre de Gabor. Par exemple, si une image représente un trait oblique orienté à 45° , seul le filtre orienté à 135° permettra de voir ce trait. Les autres orientations ne pourront pas le détecter.

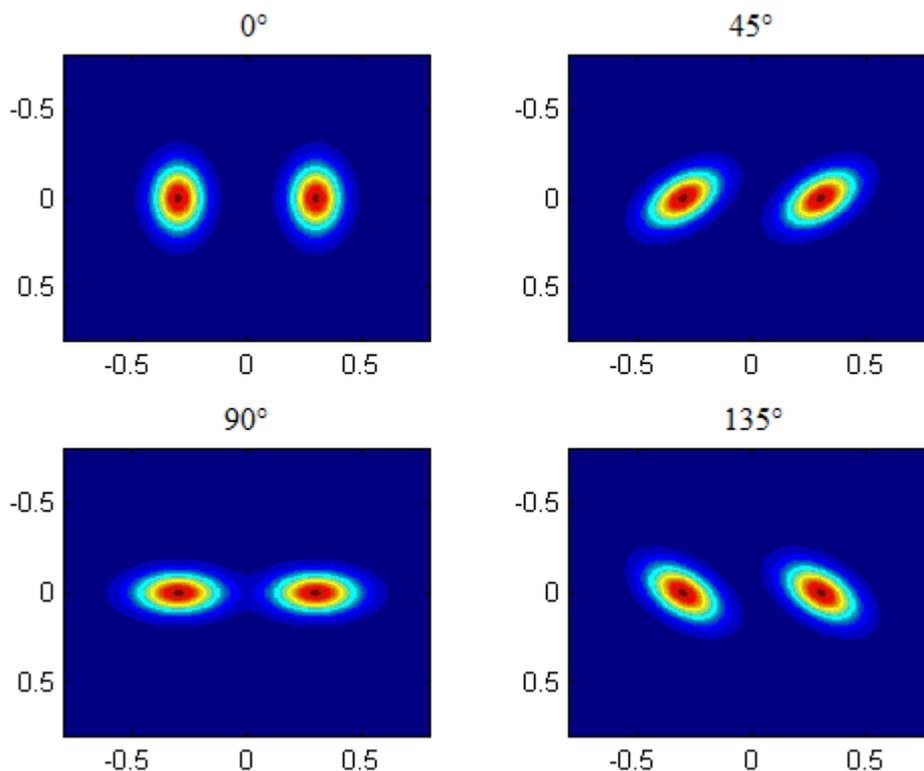


Figure B.5. Filtres de Gabor dont les orientations respectives sont 0° , 45° , 90° et 135° .

ANNEXE B : Les filtres de Gabor

La figure B.6 montre le rôle de la fréquence sur l'apparence du filtre.

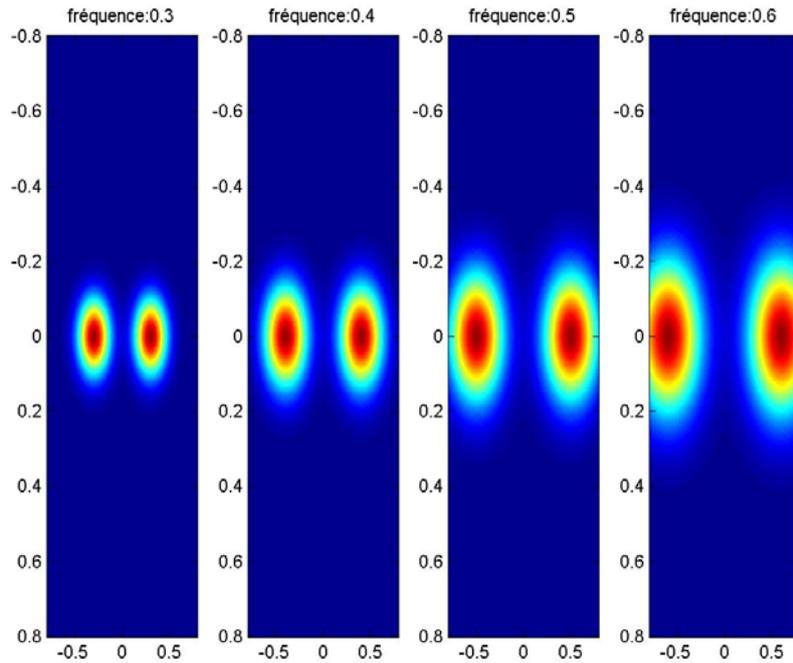


Figure B.6. Filtres de Gabor caractérisés par des fréquences croissantes.

Si on augmente encore la fréquence, il arrivera un moment où le filtre sortira du champ de vision et ne pourra détecter aucune image. Ainsi, pour une image qui aurait été placée là, il n'aurait donc pas eu d'effet. Par exemple, pour $u_0 = 4$, le filtre a pratiquement totalement disparu, comme on l'indique la figure B.7.

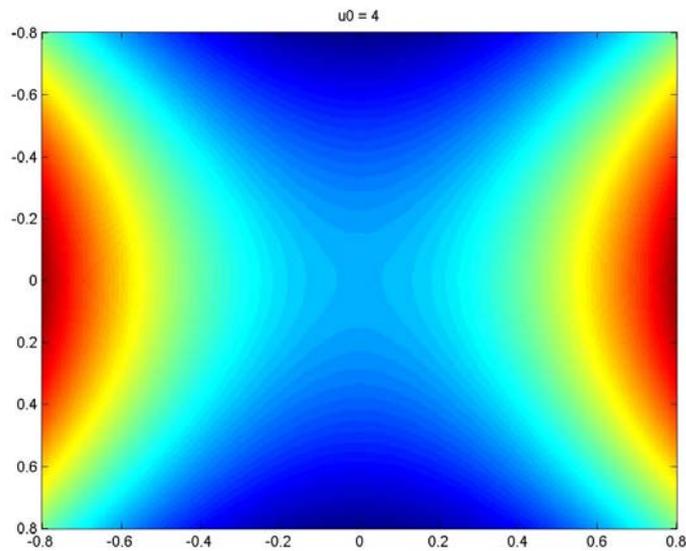


Figure B.7: Filtre de Gabor dont la fréquence est trop élevée.

ANNEXE B : Les filtres de Gabor

Après la mise en évidence les effets d'angle et de fréquence sur l'aptitude du filtre de Gabor à détecter des images, la seconde méthode, à savoir, la méthode basée sur le filtrage dans le domaine fréquentiel, est appliquée à l'image de la figure B.8. Cette méthode a été mise en œuvre en utilisant des instructions 'imread', 'imshow', 'fft', 'ifft' ou d'autres sub-routines de logiciels tels que Matlab.

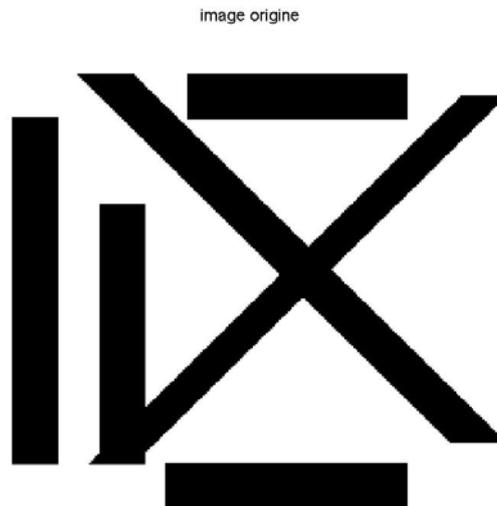


Figure B.8. Exemple d'image à traiter.

Les figures B.9, B.10, B.11 et B.12 illustrent les résultats obtenus avec l'image de la figure B.8, lors de l'application d'une batterie de filtres de Gabor caractérisés par sept fréquences de résonance et quatre orientations. Ce sont $2^{1/2}$, $2 \cdot 2^{1/2}$, $4 \cdot 2^{1/2}$, $8 \cdot 2^{1/2}$, $16 \cdot 2^{1/2}$, $32 \cdot 2^{1/2}$, $64 \cdot 2^{1/2}$ pour les fréquences relatives et 0° , 45° , 90° , 135° pour les orientations.

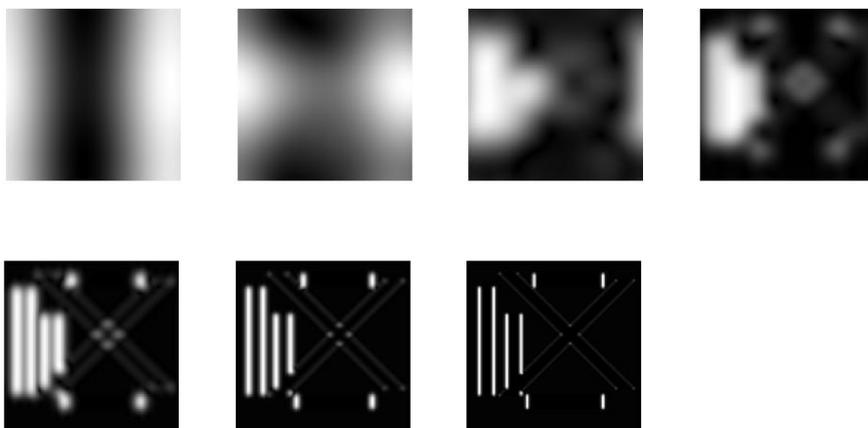


Figure B.9. Sous images obtenues avec des filtres de Gabor orientés de 0° et 7 fréquences.

ANNEXE B : Les filtres de Gabor

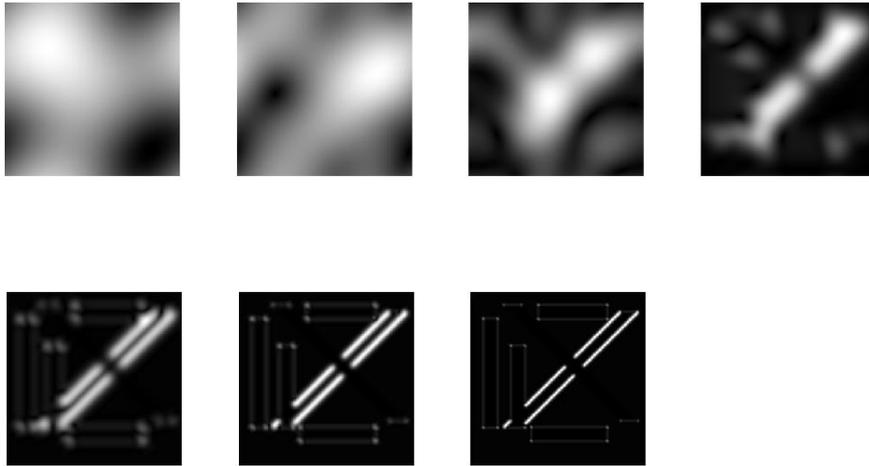


Figure B.10. Sous images obtenues avec des filtres de Gabor orientés de 45° et 7 fréquences.

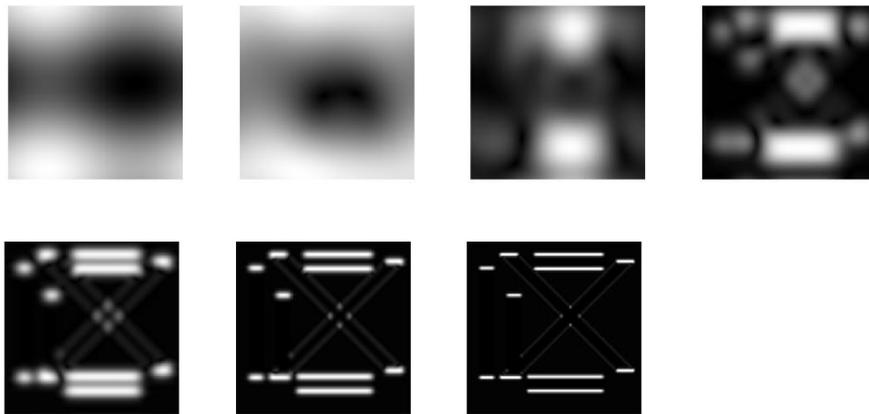


Figure B.11. Sous images obtenues avec des filtres de Gabor orientés de 90° et 7 fréquences.

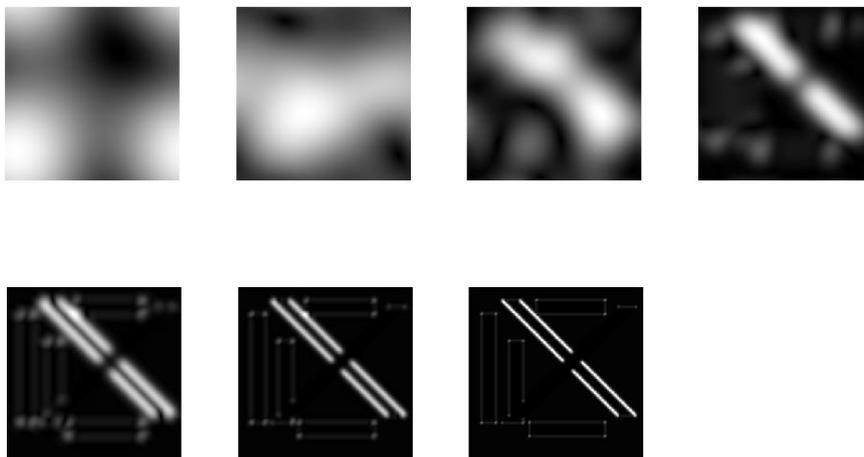


Figure B.12. Sous images obtenues avec des filtres de Gabor orientés de 135° et 7 fréquences.

ANNEXE B : Les filtres de Gabor

L'analyse des sous images composant ces quatre figures, met en évidence la richesse des informations apportées par ces images aux hautes fréquences comparativement aux basses fréquences. En effet, les objets apparaissent nettement dans les sous images générées par les filtres de Gabor à hautes fréquences alors que celles obtenues à basses fréquences ne permettent guère de distinguer quoi que ce soit.

B.3. Avantages et inconvénients des filtres de Gabor

Les filtres de Gabor sont des filtres passe-bande qui ont l'avantage de distinguer des objets différents, en se limitant notamment à leurs fréquences spatiales dominantes. En général, les objets constitutifs d'une image, sont sélectionnés en fonction de la fréquence et de l'orientation de ces filtres. D'après les résultats de nos applications, les filtres de Gabor sont très sensibles à la détection des contours d'objets. De plus, comme ces filtres sont caractérisés par une réponse sinusoïdale modulée par une enveloppe gaussienne, ils sont capables de minimiser certains types d'incertitude et leur efficacité est conservée, même en présence de bruit additif. Notons que la manière d'agir des filtres de Gabor, présente beaucoup de similitudes avec le mode de fonctionnement de l'œil humain. Mais, ces filtres ont l'inconvénient d'être représentés par des fonctions qui ne sont pas orthogonales. Aussi, les calculs qui en résultent, nécessitent l'utilisation de mémoires de grande taille, le processus de traitement devient trop long et avec ce type de filtrage, l'image initiale est mal restituée.

ANNEXE C :

Analyse en Composantes Principales

C.1. Principe de l'analyse en composantes principales

En télédétection, l'Analyse en Composantes Principales (ACP) est connue comme étant la Transformation de Karhunen-Loève (KLT). Celle-ci fait partie de la famille de l'analyse factorielle. Elle consiste à ramener un ensemble de données à une représentation de taille plus réduite, formée des variables les plus significatives [59].

Considérons pour cela, une image de $N \times N$ pixels dont les caractéristiques sont globalement représentées par une matrice **D**. Cette matrice se compose alors d'éléments qui résultent des interactions entre les pixels. En particulier, les caractéristiques de ces pixels sont fortement influencées par leur voisinage. Si on prend l'exemple du traitement basé sur les matrices de cooccurrence, ces éléments sont les paramètres texturaux de l'image obtenus en fixant une direction et une distance séparant les pixels. Dans le cas de la modélisation AM-FM, ce sont les composantes AM-FM qui constituent la matrice **D**. Les éléments de cette matrice sont nombreux et ils forment un nuage de points dont le centre de gravité peut être pris pour origine des axes.

Pour mettre en œuvre l'ACP, on construit, tout d'abord, la matrice variance-covariance **C** associée à la matrice **D**. Puis, les vecteurs propres et les valeurs propres de la matrice **C** sont calculés et classés suivant leur ordre décroissant.

Ensuite, une matrice de transition **T** est déterminée, dans laquelle la première ligne est formée des composantes du vecteur propre correspondant à la plus grande valeur propre et les autres lignes sont générées à partir des vecteurs propres successifs.

Finalement, la multiplication de la matrice **D** par la matrice de transition **T** donne une matrice **M** où les variables sont décorréliées. Soit :

$$\mathbf{M} = \mathbf{D} \mathbf{T} \quad (\text{C.1})$$

Cette nouvelle représentation a l'intérêt de réduire considérablement le nombre des données, tout en conservant quasiment l'intégralité de l'information initiale.

ANNEXE D :

Les nuages dans les images satellitaires

ANNEXE D : Les nuages dans les images satellitaires

D.1. Formation des nuages

Un nuage est composé de millions de toutes petites gouttes d'eau (ou de cristaux de glace si la température de l'air est très basse), flottant dans l'air. Un nuage se forme lorsque la vapeur d'eau devient liquide, c'est à dire lorsque l'air humide se refroidit et que la vapeur condense sur de minuscules particules. Il existe plusieurs processus pour former un nuage [68-69] :

- La Convection :

La densité de l'air dépend de la température. C'est pourquoi l'air chaud s'élève et l'air froid a tendance à tomber, puisque l'air chaud est moins dense que l'air froid. La convection est l'un des processus qui permettent la formation des nuages. Au niveau du sol, lorsque le Soleil brille, l'air qui contient de la vapeur d'eau, se réchauffe. Il commence à s'élever, et puisqu'il s'élève, il commence à se refroidir. Un nuage se forme lorsque l'air humide se refroidit jusqu'à atteindre une température critique. La vapeur d'eau condense alors sur de toutes particules qui flottent dans l'air, et forme ainsi des nuages.

- Le relief

Les nuages peuvent aussi se former grâce à la topographie de la Terre, c'est à dire par exemple, grâce aux collines ou aux montagnes. Ce sont les nuages orographiques. L'air est obligé de passer par-dessus une montagne, et lorsqu'il s'élève, il se refroidit. S'il se refroidit jusqu'à son point de condensation, la condensation a lieu et l'eau contenue dans l'air devient liquide. Elle se transforme donc en nuage.

- L'effet de Foehn

Quand l'air s'élève au-dessus des montagnes, il se refroidit et arrive à saturation en vapeur d'eau. La condensation a alors lieu et l'eau passe de l'état vapeur à l'état liquide. L'eau se présente alors sous la forme d'un nuage ou de la pluie, et reste sur place pendant que l'air continue à s'élever. Quand l'air passe de l'autre côté de la montagne, il s'est débarrassé d'une partie de son eau. Il est plus sec et plus chaud. Cette différence de température et d'humidité entre les deux versants de la montagne est connue sous le nom d'effet de Foehn.

ANNEXE D : Les nuages dans les images satellitaires

- La rencontre de deux masses d'air

Il n'y a pas que le relief qui oblige l'air à s'élever. Lorsqu'une masse d'air chaud rencontre une masse d'air froid, donc plus lourd, l'air chaud est obligé de monter. La frontière entre l'air chaud et l'air froid est appelée "front". Quand l'air chaud monte en altitude, il se refroidit. Des nuages peuvent alors se former.

- Les mouvements horizontaux

Parfois, le vent transporte de l'air chaud et humide à un endroit qui peut être beaucoup plus froid. Quand cet air chaud souffle sur une surface froide, il va se refroidir. L'humidité qu'il contient va condenser et former du brouillard, qui est en fait un nuage. Ce processus est fréquent sur les côtes des continents.

D.2. Identification des nuages

Dans les images satellitaires, sept caractéristiques importantes peuvent nous aider à déterminer les types de nuage. Ce sont la surface, les formes, l'épaisseur, l'altitude, le ton, la texture et les ombres.

La surface occupée par un nuage, est un paramètre fondamental car elle contribue à l'identification des nuages et nous informe sur l'ampleur du phénomène.

La forme est aussi un paramètre d'identification des nuages.

La forme et les dimensions de cette surface peuvent être aisément évaluée à condition de connaître les coordonnées géographiques de chacun des points de cette surface.

L'épaisseur est de quelques centaines de mètres pour les nuages fins et de plusieurs kilomètres pour les nuages épais. Pour l'instant, l'épaisseur des nuages ne peut pas être extraite des images satellitaires et seules les observations au sol permettent l'évaluation de ce paramètre.

Les nuages se situent dans la troposphère entre le sol (les stratus) et une dizaine de kilomètres (au maximum) d'altitude. On distingue trois catégories de nuages:

- ❖ Les nuages bas se trouvant à des altitudes inférieures ou de l'ordre du kilomètre,
- ❖ Les nuages hauts, appelés aussi nuages d'altitude, plafonnant à des altitudes avoisinant la dizaine de kilomètres,

ANNEXE D : Les nuages dans les images satellitaires

- ❖ les nuages d'étage moyen, situés dans la zone intermédiaire. C'est dans cette région que se développent la plupart des nuages.

De façon générale, la brillance exprime le ton de chacun des éléments d'une image. Pour une image visible, elle dépend de la hauteur du Soleil, de l'angle de visée du capteur, de l'albédo de la surface observée et de la résolution du système de mesure. L'albédo d'une surface qui est aussi son coefficient de réflexion, est le rapport de l'intensité du rayonnement réfléchi par la surface à celle du rayonnement incident. Ce paramètre qui caractérise la brillance de l'image, dépend de la composition de cette dernière, de la longueur d'onde et du type de surface observée. Pour les objets de la surface terrestre, l'albédo est inférieur à 30 %. Pour les nuages, il est compris entre 30 et 80 %. Dans le cas particulier de la neige et de la glace, il va de 65 à 90 %. Compte tenu de ces chiffres, la glace et la neige fraîche produisent les surfaces les plus blanches, les forêts et les cours d'eau apparaissent en gris sombre ou en noir. Le ton des nuages s'échelonne entre le gris et le blanc. Le coefficient de réflexion d'une surface nuageuse augmente avec l'épaisseur du nuage. Cette caractéristique est donc un critère important d'identification des divers types de nuages. L'aptitude à reconnaître un nuage sur une image visible est fonction de la différence de brillance entre le nuage et ce qui l'entoure. Les nuages sont particulièrement difficiles à identifier lorsqu'ils se trouvent au-dessus de régions très brillantes ou masquent d'autres nuages d'étages inférieurs.

La texture est le degré de rugosité apparente de la surface supérieure qui représente les nuages dans une image visible.

Les ombres constituent un cas particulier de la texture. Les ombres et les éclairages engendrés par les nuages, sont caractéristiques des images visibles qui contrairement aux images infrarouges, ont une apparence tridimensionnelle. Les effets d'ombre apparaissent surtout, tôt le matin et tard le soir, pour des nuages à fort développement vertical.

D.3. Les différents types de nuages

Les techniques de classification des nuages sont essentiellement fondées sur les divers résultats de l'observation météorologique. En réalité, une classification reposant sur de tels résultats, dépend fortement de leur interprétation et des applications envisagées. Par conséquent, elle ne peut guère obéir à des règles universelles.

Une première approche communément usitée, consiste à discerner les nuages qui donnent des précipitations de ceux qui ne précipitent pas.

ANNEXE D : Les nuages dans les images satellitaires

Une classification en fonction de la morphologie des nuages est en vigueur chez les météorologues. Elle permet de distinguer les principaux types de nuages qui sont au nombre de onze. Ce sont les cirrus (Ci), les cirrocumulus (Ce), les cirrostratus (Cs), les stratus (St), les nimbostratus (Ns), les altostratus (As), les cumulus (Cu), les altocumulus (Ac), les stratocumulus (Sc), les cumulonimbus (Cb) et les brouillards.

- Les cirrus sont des formations nuageuses, d'aspect fibreux ou duveteux. Leur teinte s'échelonne du blanc éclatant au gris clair. Leur ombre est visible sur les nuages d'étage inférieur. On distingue cinq sortes de nuages dérivés des cirrus : le cirrus fibratus, le cirrus spissatus, le cirrus densus, le cirrus stratus et le cirrocumulus.
- Le cirrus fibratus est un nuage transparent et grisâtre, s'étalant en bandes d'un millier de km de long et de 50 à 100 km de large.
- Le cirrus spissatus est un nuage dont les teintes vont du gris clair au blanc, il est formé de cellules convectives, épaisses et compactes.
- Le cirrus densus est une structure filandreuse et blanchâtre formant l'enclume d'un cumulonimbus.
- Le cirrus stratus est une structure en bandes, de ton uniforme et gris clair, s'étalant sur des milliers de km.
- Le cirrocumulus se présente sous forme de bancs ou de nappes en couches minces. C'est un nuage blanc, sans ombres propres, composé de très petits éléments en forme de granules ou de rides.
- Les stratus sont des couches nuageuses uniformément blanches, parfois teintées de gris et à contours bien délimités. Parfois, ils se présentent sous forme de bancs déchiquetés. Des phénomènes de halo apparaissent quelquefois aux très basses températures. Ils précipitent sous forme de bruine, de neige ou de grêlons.
- Les nimbostratus sont des couches nuageuses grises et souvent sombres. Celles-ci sont fréquemment accompagnées à leur partie inférieure par des nuages bas déchiquetés, soudés ou non avec elles. L'aspect des couches est rendu flou par des chutes plus ou moins continues de pluie ou de neige. Ces nuages étant assez épais, sont opaques aux rayons solaires.
- Les altostratus se présentent sous forme de nappes ou de couches nuageuses, grisâtres ou bleuâtres. Ce sont des structures striées, fibreuses ou uniformes, parsemées de taches blanches. Les parties suffisamment minces d'un altostratus, laissent passer les rayons solaires. Les altostratus ne présentent pas de phénomène de halo.

ANNEXE D : Les nuages dans les images satellitaires

- Les cumulus sont des nuages groupés en ligne ou en formations cellulaires. Ce sont des structures irrégulières, tachetées et parfois, déchiquetées. Ces nuages sont généralement denses, leurs dimensions sont fortement variables et leurs contours sont nettement délimités. Ils se développent verticalement sous forme de mamelons, de dômes ou de tours. Leur aspect est brumeux et leur luminosité relativement faible bien que les parties sous éclairage solaire soient d'un blanc éclatant.
- Les altocumulus sont des nuages moyens, formés de gros flocons. Ces derniers présentent des ombres assez nettes et sont disposés en groupes ou en files.
- Les stratocumulus se composent essentiellement de cellules convectives regroupées en nid d'abeilles. Ces cellules dont le diamètre varie entre 2 à et 100 km, sont séparées les unes des autres par des zones plus réduites, sans nuages. Elles sont blanchâtres au centre et leur teinte évolue vers le gris aux bords.
- Les cumulonimbus sont des nuages denses et puissants, à grand pouvoir de réflexion et à extension verticale considérable, en forme de montagne ou d'énormes tours. Le diamètre de leur base varie entre 8 et 15 km. Leur sommet est généralement lisse, fibreux ou strié, et presque toujours aplati. Il s'étale souvent en forme d'enclume ou de vaste panache, surtout lorsque des cirrus viennent s'y greffer. Au-dessous de la base de ce nuage qui est souvent très sombre, il existe fréquemment des nuages bas, déchiquetés, soudés ou non avec elle. Les cumulonimbus donnent d'importantes précipitations.
- Les brouillards se produisent dans les basses couches de l'atmosphère quand des particules d'air humide non saturé sont en contact avec une étendue d'eau ou quand une masse d'air chaud et humide arrive au dessus d'une surface relativement froide. Dans le premier cas, l'air s'enrichit en vapeur d'eau puis après sa saturation, le processus de condensation s'établit et il se crée alors un brouillard d'évaporation. Dans le second cas, l'air se refroidit, le refroidissement se propage par turbulence, l'eau se condense en fines gouttelettes et un brouillard d'advection est ainsi engendré.

On distingue quatre grandes familles de nuages qui sont [68]:

- Les nuages cumuliformes (cumulus, cumulus congestus, cumulonimbus, stratocumulus)
- Les nuages stratiformes (stratus, nimbostratus, altostratus, brouillard)
- Les nuages cirriformes (cirrus fibratus, cirrus spissatus, cirrus densus, cirrostratus)
- Les associations de nuages (cumulus + cumulonimbus + cirrus, cumulus + stratocumulus, cumulus + cirrus, stratocumulus + stratus, brouillard + stratus, nuages frontaux).

Les figures D.1, D.2, D.3 et D.4 illustrent les différents types de nuages.

ANNEXE D : Les nuages dans les images satellitaires

Cirrus



Cirrostratus



Cirrocumulus



Fig. D.1. Nuages d'étage supérieur, apparaissant entre 6 et 13 km.

ANNEXE D : Les nuages dans les images satellitaires

Altostratus



Altostratus



Fig. D.2. Nuages de l'étage moyen, apparaissant entre 2 à 7 km d'altitude.

ANNEXE D : Les nuages dans les images satellitaires

Stratocumulus



Stratus



Nimbostratus



Fig.D.3. Nuages d'étage inférieur, apparaissant entre 0 à 2 km d'altitude

ANNEXE D : Les nuages dans les images satellitaires

Cumulus



Cumulonimbus



Fig. D.4. Nuages à développement vertical, pouvant occuper plusieurs étages en même temps.

Une autre classification adoptée par les météorologues, consiste à identifier les nuages en fonction de leurs propriétés physiques [68]. Dans cette classification, on distingue les zones frontales, les phénomènes à méso-échelle (0,1 à 1000 km) et les phénomènes d'échelle synoptique (1000 à 10 000 km).

ANNEXE D : Les nuages dans les images satellitaires

Une zone frontale a l'aspect d'une bande nuageuse à étages multiples, s'étirant sur des milliers de km et ayant une largeur qui varie entre cent et plusieurs centaines de km. Les fronts nuageux sont de quatre sortes, à savoir les fronts froids, les fronts chauds, les fronts occlus et les fronts stationnaires.

En général, presque tous les nuages décrits précédemment, se développent et évoluent à méso-échelle. Ainsi :

- ❖ En atmosphère quasiment stable, apparaissent les traînées de condensation dans les anticyclones. Ces nuages nés de la condensation des gaz d'échappement des avions et des navires, sont rectilignes et s'étalent sur plusieurs centaines de km.
- ❖ En atmosphère moins stable, se présentent les nuages orographiques et les nuages d'onde. Les nuages orographiques formés, pour la plupart, de stratocumulus et d'altocumulus, résultent de la perturbation de l'atmosphère par un obstacle naturel. Les nuages d'onde ont le même aspect que les nuages orographiques. Ils se créent à la suite d'une inversion de température au voisinage de stratocumulus ou de bandes nuageuses à échelle synoptique.
- ❖ En régime de convection atmosphérique, il se forme des nuages côtiers et des tourbillons nuageux de méso-échelle. Les nuages côtiers s'établissent le long des côtes maritimes, surtout en période de vent faible. Au dessus des mers et des océans, des nuages tels que les stratus et les stratocumulus, peuvent suivre une circulation cyclonique ou anti-cyclonique. On a alors affaire à des tourbillons nuageux stratiformes. Les nuages orographiques peuvent aussi engendrer des mouvements turbulents à hautes altitudes.
- ❖ Lorsque la convection atmosphérique augmente, il se crée des nuages en corde, des nuages cellulaires et des lignes de grains. Les nuages en corde et les nuages cellulaires résultent de l'arrivée d'une masse d'air froid dessus d'une surface chaude. Il se développe alors toute une série de cellules convectives. Dans le cas des nuages en corde, ces cellules s'alignent selon une disposition en cordes. Quant aux nuages cellulaires, les cellules convectives sont soit ouvertes, soit fermées. Les cellules fermées se composent essentiellement de stratocumulus combinés parfois à des stratus ou à des cumulus. Les cellules ouvertes sont des nuages convectifs de forme quasi-hexagonale et de faible densité nuageuse. Les lignes de grains sont des lignes de nuages cumuliformes.
- ❖ A la suite d'une forte instabilité de l'atmosphère, il se développe des cumulonimbus accompagnés d'orages. Ces nuages en se regroupant forment une grappe de cumulonimbus.
- ❖ Lorsque l'instabilité atmosphérique devient plus étendue, il se crée des centres de vortacité et des cyclones de méso-échelle. Les centres de vortacité s'établissent surtout au dessus de la mer et sont appelés aussi centres de dépression secondaires. Un centre de vortacité dans un courant

ANNEXE D : Les nuages dans les images satellitaires

cyclonique qui suit le front froid en provenance de l'un des pôles, génère un tourbillon nuageux convectif à haute altitude. Ce système nuageux prend alors la forme d'une faucille ou d'une virgule. D'où, son appellation de nuages en virgule. Un cisaillement horizontal du vent au voisinage de la surface terrestre et une advection d'air froid ont pour effet de produire des tourbillons nuageux convectifs avec cumulus développés. Les cyclones subtropicaux se développent souvent sur les mers à partir de tourbillons de nuages cumuliformes. Ils sont à l'origine de la plupart des tempêtes en zone maritime. Les cyclones tropicaux sont des tourbillons d'importantes masses nuageuses dans de l'air instable. De tels phénomènes sont connus sous les noms d'ouragan et de typhon dans l'hémisphère nord et de cyclone et de willy dans l'hémisphère sud.

Les phénomènes d'échelle synoptique sont essentiellement les dépressions de grande taille telles que les dépressions frontales, les dépressions post-frontales et les dépressions cut-off, les anticyclones et les courants jets. Dans l'hémisphère nord, les dépressions frontales (ou perturbations cycloniques extratropicales) se forment au nord de l'océan Atlantique, sur le front froid issu du pôle nord, puis traversent l'Europe et vont se combler au nord ouest des provinces russes. Les dépressions post-frontales sont des systèmes nuageux qui se développent au sein même de l'air polaire et qui sont générateurs de violentes tempêtes et d'ouragans. Les dépressions cut-off résultent des instabilités de la circulation de l'air à hautes altitudes. Ce sont des dépressions composées de nuages cumuliformes se déplaçant, dans la plupart des cas, vers l'équateur. Un anticyclone est un centre où la pression atmosphérique est élevée. Le courant jet met en jeu, à la partie supérieure de la troposphère, des vents très violents soufflant à plus de 300 km/h.

Aux latitudes moyennes, dans le domaine météorologique où se situe la présente étude, la quasi-totalité des nuages observés sont associés à des « perturbations cycloniques extratropicales », appelées aussi ondes ou systèmes dépressionnaires frontaux. Au sein de ces perturbations, les nuages sont distribués suivant un certain ordre dépendant de la dynamique des masses d'air frontales, comme indiquée par les figures D.5, D.6 et D.7. La différence de densité des masses d'air, qui crée la pente des surfaces frontales, donne lieu à un processus physique très généralisé : le soulèvement en bloc de l'air chaud le long des surfaces frontales. La détente adiabatique liée à ce soulèvement est à l'origine de la formation des masses nuageuses frontales.

Comme l'ondulation est le siège d'une convergence horizontale, il s'ensuit une ascendance de l'air avec condensation, ce qui contribue à augmenter la nébulosité.

Le genre de ces nuages découle directement des caractéristiques thermodynamiques de l'air à cet instant, notamment de l'air chaud.

ANNEXE D : Les nuages dans les images satellitaires

En effet, si l'air chaud est stable en termes de convection, le soulèvement amenant la condensation donnera des nuages stratiformes : stratus, altostratus, nimbostratus, cirrostratus accompagnés des hydrométéores qui leur sont propres : précipitations continues notamment.

Si, par contre, l'air chaud est instable lors du processus de convection, les nuages seront instables, c'est à dire à fort développement vertical : cumulus, cumulonimbus et nuages moyens à caractère orageux. Les précipitations deviennent, dans ce cas là, des averses.

Notons enfin que l'air chaud est, en général, instable, compte tenu de son origine ou de son évolution et sera caractérisé par les nuages instables, sauf, bien sûr, s'il y a stabilisation par suite d'évolution saisonnière, par exemple :

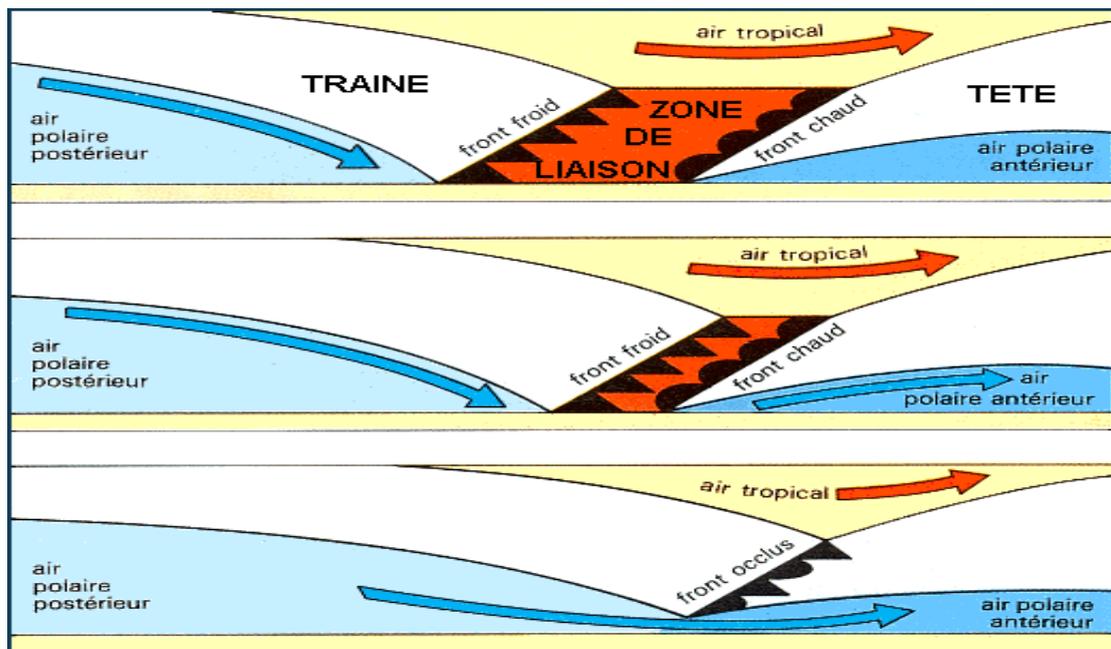


Fig. D.5. Structure d'une perturbation cyclonique extratropicale.

ANNEXE D : Les nuages dans les images satellitaires

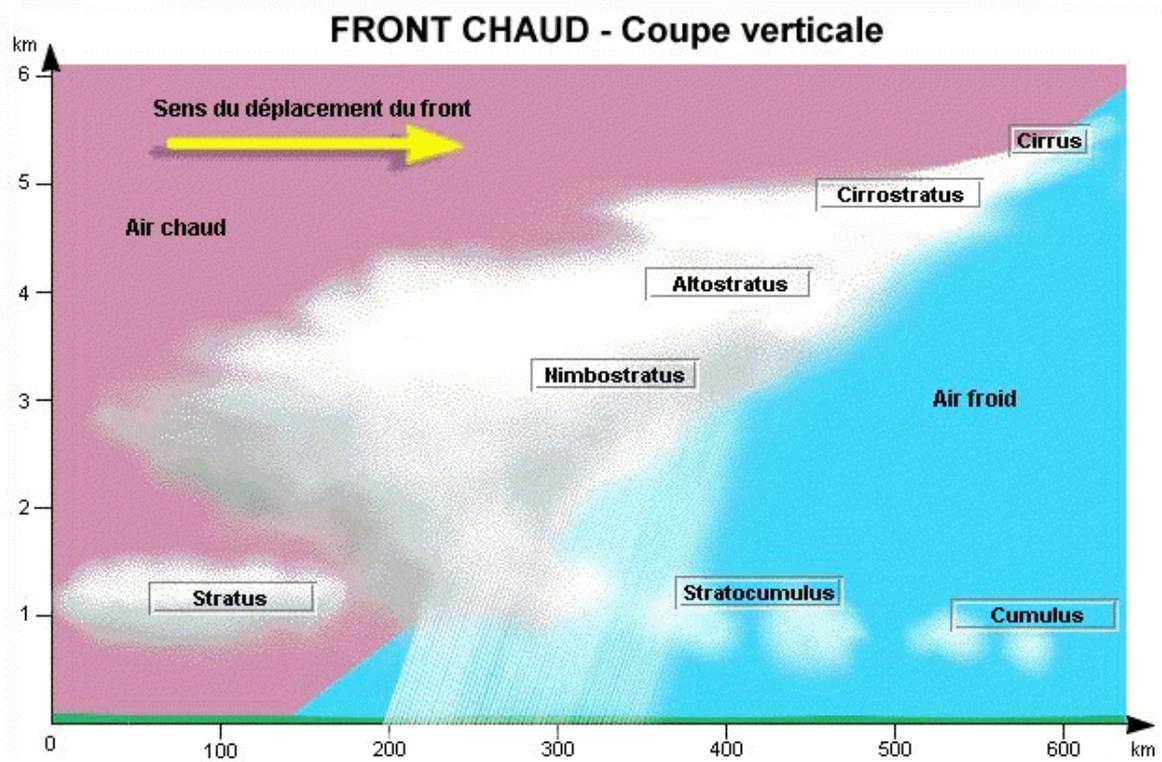


Fig. D.6. Front chaud (coupe verticale).

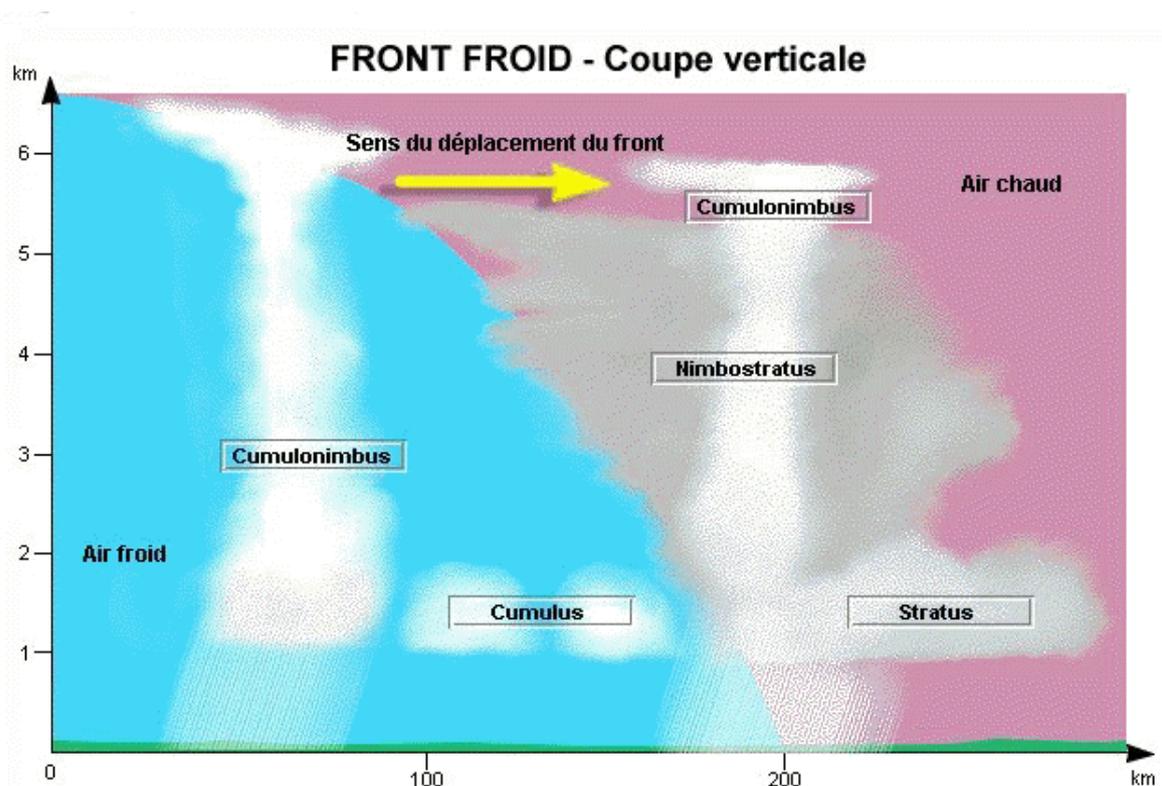


Fig. D.7. Front froid (coupe verticale).

ANNEXE D : Les nuages dans les images satellitaires

D.4. Observation des nuages dans les images satellitaires

L'analyse des images Météosat permet de comprendre la nature des informations que chaque canal apporte spécifiquement (voir table D.I).

Canal visible	Variations de l'albédo des sols, océans et couverture nuageuse
Canal infrarouge	Variations thermiques des émissions des sols, océans et couvert nuageux
Canal vapeur d'eau	Variation de la teneur en vapeur d'eau de l'atmosphère

Table D.I. Nature des informations apportées par chaque canal.

Dans les images Météosat prises dans la gamme visible, les éléments qui la constituent peuvent être identifiés en fonction de leur brillance [68]. La table D.II indique le niveau de brillance en fonction du type d'objet figurant dans ces images. En fait, la brillance d'un nuage dépend de sa position par rapport au satellite et au Soleil, de son albédo et de l'éclairement solaire.

Brillance	Type d'élément d'image visible
Noir et infra noir	Espace au dessus de l'horizon
Gris très sombre	Océans, mers, rivières, étendues d'eau
Gris foncé	Continents, végétation, forêts
Gris clair	Nuages minces, petits noyaux nuageux, sable, désert, glace et neige anciennes.
Blanc	Nuages bas et nuages d'étage moyen
Blanc éclatant	Nuages denses, nuages à développement vertical, neige et glace.

Table D.II. Niveau de brillance en fonction du type d'objet figurant dans les images visibles de Météosat.

ANNEXE D : Les nuages dans les images satellitaires

Les nuages sont de bons réflecteurs. Ils prennent des teintes allant du gris sombre au blanc ainsi, les nuages formés de gouttelettes d'eau paraissent plus lumineux que ceux composés de cristaux de glace. Parmi les facteurs qui font varier la teinte, on peut citer :

- État de l'eau dans le nuage (liquide, glace)
- Dimension des gouttes d'eau ou des cristaux de glace.
- Épaisseur du nuage.
- Régularité de la surface supérieure du nuage

Dans les images infrarouges, les points constitutifs ont leurs niveaux de gris qui s'échelonnent en fonction de leur température. Sur ces images, les terres sont plus sombres car elles font partie des éléments d'image les plus chauds. Les étendues d'eau moins chaudes et les nuages bas apparaissent en gris. Les nuages d'étages supérieurs sont blancs à très blancs car la température de leur sommet est très basse. Les images prises la nuit, diffèrent de celles collectées pendant le jour, car pendant la nuit, les continents sont plus froids que les mers et les océans alors que pendant la journée, tous ces éléments sont presque à la même température.

Les images de vapeur d'eau sont moins utilisées bien qu'elles donnent des indications précieuses sur la teneur en vapeur d'eau des régions observées par Météosat. Dans ces images, le blanc correspond à de fortes concentrations d'humidité et le noir, à un état sec du point considéré.

En infrarouge, les cumulus congestus sont représentés par des structures claires alternées avec des zones sombres. Mais, les cumulus sont plus difficiles à distinguer sur ces images car étant beaucoup moins froids.

Les cirrus et les cumulonimbus apparaissent distinctement sur les images visibles en tant que structures d'un blanc éclatant. Sur les images infrarouges, ils sont également blancs mais leurs bords étant plus gris, sont moins bien définis.

En lumière visible, les stratocumulus sont blancs au centre et gris clairs aux bords. En infrarouge, leur teinte va du gris clair au gris sombre.

Dans le visible, les stratus paraissent uniformément blancs ou gris clair et dans l'infrarouge, uniformément gris.

ANNEXE D : Les nuages dans les images satellitaires

Dans les images visibles, les nimbostratus paraissent sous forme de structures blanches à très blanches, parfois zébrées selon la position du Soleil. En infrarouge, ces nuages sont uniformément blancs.

En lumière visible, la teinte des altostratus s'échelonne du gris au blanc éclatant. En outre, ces nuages sont parfois tachetés à cause de leur variation d'épaisseur. En infrarouge, ils sont gris clairs, mais leurs contours sont mal définis.

Dans le visible, la teinte du brouillard varie du gris clair au blanc. Dans l'infrarouge, le brouillard ne peut pas être différencié de la surface terrestre.

Remarquons que dans les images visibles, les effets d'ombre résultant de la projection des nuages d'étages supérieur sur les nuages plus bas et la surface terrestre, peuvent nous aider à reconnaître ce type de nuage.

D.5. Composition colorée

L'emploi conjoint des canaux VIS et IR pour réaliser la composition colorée permet de mettre en valeur diverses formations tant au niveau des sols que des nuages. L'affectation des valeurs numériques des pixels des canaux VIS, IR et du pseudo canal Différence VIS –IR aux 3 plans de couleurs déterminera, selon qu'elles soient basses ou élevées, la couleur prise par chaque pixel dans la composition colorée (voir fig. D.8). Par exemple, l'eau des océans a un faible albédo, le plan vert sera foncé. Elle absorbe beaucoup les infrarouges, le plan bleu sera foncé. La différence entre les 2 canaux sera faible, le plan rouge sera aussi foncé. Il en résulte que la teinte prise par l'eau dans la composition colorée sera donc foncée. Les variations de couleurs sont telles qu'il devient possible d'identifier plusieurs types de nuages et de dresser une néphanalyse, c'est-à-dire une cartographie de ces nuages.

ANNEXE D : Les nuages dans les images satellitaires

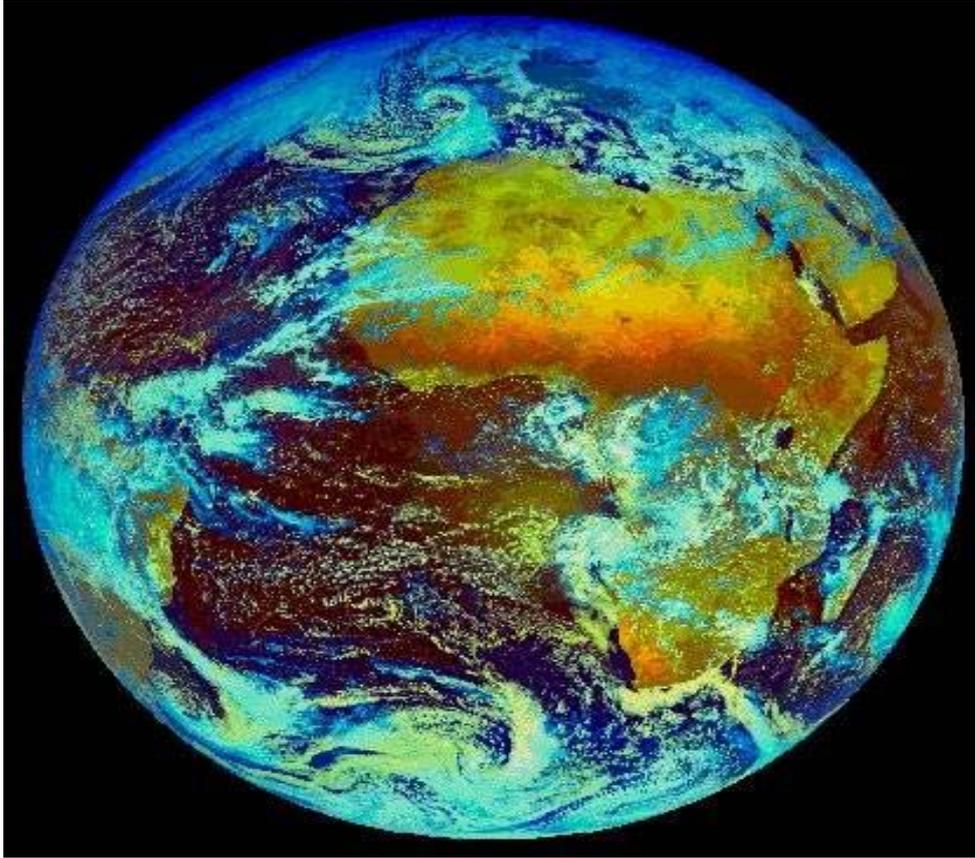


Fig. D.8. Image du globe terrestre en composition colorée.

Références

- [1] P. Maragos, A. C. Bovik, and T. F. Quatieri. A multidimensional energy operator for image processing. in SPIE Symposium on Visual Communications and Image Processing, **1818**, 177-186, Boston, MA, November 16-18 1992,.
- [2] C. I. Christodoulou, C. S. Pattichis, V. Murray, M. S. Pattichis, and A. Nicolaidis. AM-FM representation for the characterization of carotid plaque ultrasound images. In European Congress of the International Federation for Medical and Biological Engineering, 4, Antwerp, Belgium, November 23-27 2008,.
- [3] M. S. Pattichis, C. S. Pattichis, M. Avraam, A. Bovik, and K. Kyriacou. AM-FM texture segmentation in electron microscopic muscle imaging. IEEE Transactions on Medical Imaging, **19(12)**, 1253-1258, 2000.
- [4] M.S.Pattichis and A.C.Bovik, Analyzing image structure by multidimensional frequency modulation, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 29(5), 753-766, 2007.
- [5] V. Murray and M. S. Pattichis. AM-FM demodulation methods for reconstruction, analysis and motion estimation in video signals. In IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation, 17-20, Santa Fe, New Mexico, March 2008.
- [6] I. Kokkinos, G. Evangelopoulos, and P. Maragos. Advances in texture analysis: energy dominant component and multiple hypothesis testing. in IEEE ICIP, 1509-1512, Singapore, 24-27 October 2004.
- [7] N. Zray, J. Havlicek, S. J. Acton, and M. Pattichis. Active contours segmentation guided by am-fm dominant component analysis. In IEEE ICIP, 78-81, Thessaloniki, Greece, 7-10 October 2001.
- [8] A. Sofou, G. Evangelopoulos, and P. Maragos. Coupled geometric and texture - based Segmentation. In IEEE ICIP, **II**, 650-653, Genova, Italy, September 2005.

- [9] E.H.S. Diop, A.-O. Boudraa, and F. Salzenstein. Higher order Teager-Kaiser operators for image analysis : Part 1 - a monocomponent image demodulation. In IEEE ICASSP, 1041-1044, Taipei, Taiwan, April 19-24 2009.
- [10] I. Kokkinos, G. Evangelopoulos, and P. Maragos. Texture analysis and segmentation using modulation features, generative models and weighted curve evolution. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, **31(1)**, 142-157, 2009.
- [11] C. T. Nguyen, J. P. Havlicek, and M. Yeary. Modulation domain template tracking. In IEEE CVPR, 8, Minneapolis, MN, June 17-22 2007.
- [12] N. A. Mould, C. T. Nguyen, and J. P. Havlicek. Infrared target tracking with AM-FM Consistency checks. In IEEE Southwest Symposium in Image Analysis and Interpretation, 5-8, Santa Fe, New Mexico, March 24-26 2008.
- [13] J.P Cocquerez and S. Philipp. Analyse d'image: filtrage et segmentation, Masson, Paris, 1995.
- [14] J. Freixenet, X. Munoz, D. Raba, J. Marti, and X. Cufi. Yet another survey on image segmentation: Region and boundary information integration. ECCV, 408-422, 2002
- [15] R.H. Haralick. and L.G Shapiro. Survey, Image segmentation techniques, Computer Vision, Graphics, and Image Processing, **29**, 100-132, 1985.
- [16] Y.J. Zhang. A survey on evaluation methods for segmentation. Pattern Recognition, **29(8)**, 1335-1346, 1996.
- [17] R. Deriche. Using Canny's criteria to derive an optimal edge detector recursively implemented, Int.J.Comput.Vision, 1987.
- [18] R.M. Haralick. Digital step edges from zero-crossings of second directional derivative, IEEE Trans.on Pattern Anal.Machine Intell., **6(1)**, 5868, 1984.
- [19] P. B. Chou and C. M. Brown. The theory and practice of bayesian image labeling, Int. Journal of Computer Vision, **4**, 185-210, 1990.

- [20] R. Kothari and D. Pitts. On finding the number of clusters. *Pattern Recognition Letters*, **20**, 405-4161, 999.
- [21] S.L. Horowitz and T. Pavlidis . Picture segmentation by a directed split-and-merge procedure. *Conference on Pattern Recognition*, Copenhagen, Août 1974.
- [22] C. Mathieu. Segmentation d'images par pyramides souples : application à l'imagerie médicale multidimensionnelle,. Thèse de Doctorat, Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, 228p, 1993.
- [23] H.D. Cheng and Y. Sun. A hierarchical approach to color image segmentation using homogeneity. *IEEE Transaction on Image Processing*, 9(12), 2071-2082, 2000.
- [24] C. Gentil. Les fractales en synthèse d'images : le modèle IFS, Thèse de Doctorat, Université Claude Bernard-Lyon I, 1992.
- [25] A.K Jain, Farrokhinia. Unsupervised texture segmentation using Gabor filters. *Pattern recognition*, **24(12)**, 1167-1186, 1991
- [26] R.M. Haralick. Statistical and structural approaches to texture, *proceeding of IEEE*, **67(5)**, 786-804, 1979.
- [27] Y. Fukada. Spatial clustering procedures for region analysis. *Pattern Recognition*, **12**, 395-403, 1980.
- [28] J. Teiler and G. Gisler. A contiguity-enhanced k-means clustering algorithm for unsupervised multispectral image segmentation. *Proceeding of International Society for Optical Engineering*, SPIE, 108-118, 1997.
- [29] D. Nuzillard and C. Lazar. Partitional Clustering Techniques for multispectral image segmentation. *Journal of Computers*, **2(10)**, 1-8, 2007.
- [30] G., D. Ball. Isodata: a novel method of data analysis and pattern classification. In *Technical report*, Stanford Research Institute, Mento Park, USA, 1965.

- [31] J. Bezdek..Pattern recognition with fuzzy objective functions. Plenum press, New York, 1981.
- [32] H.J. Huisman and J.M. Thijssen. Adaptative texture feature extraction with application to ultrasonic image analysis. *Ultrasonic Imaging*, **20**, 132-148, 1998.
- [33] J. Devars. Amélioration d'images aériennes de grande résolution. 2^{ème} colloque image, Nice, 1-7, 1986.
- [34] N. Ikonomakis, K.N. Pataniotis and A.N..Venetsanopoulos. Unsupervised seed determination for a region-based color image segmentation scheme. *Proceedings of the International Conference on image Processing*, **1**, 537-540, Vancouver, 10-13 Sept 2000.
- [35] N. Voisine. Approche adaptative de coopération hiérarchique de méthodes de segmentation, application aux images multicomposantes. Thèse de Doctorat, Université de Rennes 1, 2002.
- [36] Z. Ameer, A. Adane and S. Ameer.Determination of the Grey Level Ranks for the segmentation of textured images. *IEEE ISIE 2006*, 435-440, Montreal, Canada, July 2006.
- [37] .B.B. Mandelbrot. *The fractal geometry of nature*, Freeman, 1983.
- [38] Y. Rui, T.S. Huang and S. Chang. Image retrieval: current techniques, promising directions, and open issues. *Journal of Visual Communications and Images Representation*, **10**, 39-62, 1999.
- [39] J.M.H. Du Buf. Towards unsupervised texture segmentation using Gabor spectral decomposition. *5th Int.Conf.on Image Analysis and Processing*, 65-72, Positano, Italy, 1989.
- [40] D.M. Tsai, C.P. Lin and K.T. Huang. Defect detection in coloured texture surfaces using Gabor filters. *Imaging Science Journal*, **53(1)**, 27-37, 2005.

- [41] S.G. Mallat. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. *IEEE Trans. On pattern Anal. And Machine Intelligence*, **PAM-11(7)**, 1989.
- [42] Y.O. Ouma and R. Tateishi. A fast environmental change detection approach based on unsupervised multiscale texture clustering. *International Journal of Environmental Studies*, **62(1)**, 79-93, 2005.
- [43] J. F. Kaiser, On a simple algorithm to calculate the 'energy' of a signal. In *IEEE ICASSP*, 381-384, Albuquerque, NM, April 1990.
- [44] J. P. Havlicek. D. S. Harding and A. C. Bovik. Multiple dimensional quasi-eigenfunction approximations and multicomponent AM-FM models. *IEEE Transactions Image Processing*, **9(2)**, 227-242, 2000.
- [45] J. P. Havlicek. AM-FM image models. Ph.D. dissertation, The University of Texas at Austin, 1996.
- [46] J. F. Kaiser. On Teager's energy algorithm and its generalization to continuous signals. In *IEEE Digital Signal Processing Workshop*, New Paltz, NY, September 1990
- [47] J. F. Kaiser. Some useful properties of teager's energy operators in *IEEE ICASSP*, vol. 3, Minneapolis, MN, April 27-30 1993, pp. 149-152.
- [48] J. P. Havlicek, J. W. Havlicek and A. C. Bovik. The analytic image. In *IEEE ICIP*, 446-449, Santa-Barbara, California, 26-29 October 1997.
- [49] J. P. Havlicek, J. W. Havlicek, N. D. Mamuya and A. C. Bovik. Skewed 2D Hilbert transforms and computed AM-FM models. In *IEEE ICIP*, pp. 602-606, Chicago, Illinois, 4-7 October 1998.
- [50] P. Maragos and A. C. Bovik, Demodulation of images modeled by amplitude-frequency modulation using multidimensional energy separation. In *IEEE ICIP*, **III**, 421-425, Austin, TX, November 1994.

- [51] J. A. Ville. Théorie et applications de la notion de signal analytique. Câbles et Transmissions, **2**, 61-74, 1948.
- [52] J. P. Havlicek, D. S. Harding, and A. C. Bovik. Multi-component signal demodulation and reconstruction using am-fm modulation models. In IEEE Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing, 41-45, Halkidiki, Greece, June 20-22 1995.
- [53] N. A. Mould, C. T. Nguyen, and J. P. Havlicek. Infrared target tracking with AM-FM consistency checks. In IEEE Southwest Symposium in Image Analysis and Interpretation, 5-8, Santa Fe, New Mexico, March 24-26 2008.
- [54] J. P. Havlicek, P. C. Tay, and A. C. Bovik. Handbook of Image and Video Processing, **4.4**, 377-395, A. Bovik Academic Press (2nd ed.), Burlington, 57-58]2005.
- [55] P. Maragos and A. C. Bovik, Image demodulation using multidimensional energy Separation. Journal of Optical Society of America A, 12(9), 1867-1876, 1995.
- [56] A. C. Bovik, M. Clark, and W. S. Geisler. Multichannel texture analysis using localized Spatial _lter. IEEE Transactions on PAMI, **12(1)**, 55-73, 1990.
- [57] D. Gabor. Theory of communication. Institute of Electrical Engineering, Part III, **93(26)**, 429-457, November 1946.
- [58] A. C. Bovik, N. Gopal, T. Emmoth, and A. Restrepo. Localized measurement of emergent image frequencies by Gabor wavelets. IEEE Transaction on Information Theory, 38(2), 691-712, 1992.
- [59] I. Jolliffe. Principal Component Analysis. Springer-Verlag, New York, 1986.
- [60] L. Guieysse et P.Sabathé. (ex-Thales) Cours d'acoustique sous-marine, Dunod, 2010
- [61] G. Le. Chenadec et J.M. Boucher. Sonar image segmentation using the angular dependence of backscattering distributions. Oceans, **1**, 147-152, 2005.

- [62] A.O. Boudraa, F. Salzenstein and J. C. Cexus. 2D Continuous higher energy operators. *Optical Engineering*, **44(11)**, 7001-7010, 2005
- [63] Y. Attaf, M. Lahdir et M. Laghrouche. Segmentation d'images Sonar par modele AM-FM, CGE 08, EMP, Alger, 16-17 Avril 2013.
- [64] Y. Attaf, A.O. Boudraa and . Ray. Amplitude based dominant component analysis for underwater mines extraction inside scans sonar, OCEANS16, MTS/IEEE Shanghai, 10-13 April 2016.
- [65] C. G. Hanson, J. Mueller, P. Pili, D. M. A. Aminou, B. Jacquet, S. Bianchi, P. Coste and F. Faure. Meteosat Second Generation: SEVIRI Imaging Performance Results from the MSG-1 Commissioning Phase. The 2003 EUMETSAT, Meteorological Satellite Conference, Weimar, Germany, 29 - 30 October 2003.
- [66] TD 16.Meteosat Data Collection and Distribution Service. EUMETSAT, Darmstadt, 2012.
- [67] Y. Attaf, A.E.H. Adane, M. Lahdir, A.O. Boudraa, M. Laghrouche and Z. Ameer. An AM-FM Based Image Segmentation: Detection of Clouds in MSG Images of Algeria .*International Review on Computers and Software* , **10(7)**, 787-797, 2015.
- [68] G.D.Schietecat. Les photos météorologiques : Interprétation et utilisation des photos météorologiques prises par satellites, Institut Royal Météorologique de Belgique, Bruxelles, 1984.
- [69] K. Ramage. Contribution à l'estimation des précipitations et à la caractérisation des nuages en Afrique de l'ouest à partir des observations des satellites Météosat et TRMM. Thèse de Doctorat, Université Paris7, 2002.

Résumé – Dans cette thèse, l’approche AM-FM (Amplitude Modulation - Frequency Modulation) est employée pour segmenter des images numériques à haute résolution, respectivement collectées par un sonar et par un satellite d’observation météorologique. Ce type de segmentation a pour but de nous aider, d’une part, à la détection d’objets métalliques dans la mer avec le sonar et, d’autre part, à l’identification de la couverture nuageuse dans les images satellitaires. Cette approche est principalement basée sur l’algorithme de démodulation DESA (Discrete Energy Separation Algorithm) où l’opérateur d’énergie de Teager- Kaiser (TKEO) agit en tant que discriminateur de données. La Transformation de Karhunen – Loeve (KLT) est ensuite utilisée pour sélectionner les paramètres dominants caractérisant l’énergie générée par TKEO. Finalement, ces paramètres sont utilisés pour déterminer les composantes AM-FM et segmenter les images étudiées via la classification par les K-means. Dans une première étape, le modèle AM-FM ainsi décrit, a été associé à des filtres de Gabor. Grâce à cette méthode, des objets tels que les mines et les obus, sont mieux différenciés et leur contour, bien reproduits dans les images sonar. Dans une seconde étape, le modèle AM-FM sans filtres de Gabor, a été appliqué à un ensemble d’images collectées par Météosat 9 (MSG-2) dans les canaux VIS0.6, VIS0.8 et IR1.6 au dessus de l’Afrique du Nord. Grâce, à ce traitement multi-spectral où le filtrage de Gabor est inutile, le contour des terres et des mers est bien reproduit, et les divers types de nuages sont détectés et identifiés.

Mots clés – Segmentation d’images, Texture, TKEO, MSG, AM-FM, Sonar

Abstract – In this thesis, the amplitude and frequency modulation (AM-FM) approach is employed for the segmentation of high resolution images respectively collected by sonar and meteorological satellite images. This kind of segmentation aims at helping us, on one hand, for the sonar detection of metallic objects in the sea and, on the other hand, for the identification of the cloud cover in satellite images. The approach used, is mainly based on 2D-DESA (Discrete Energy Separation Algorithm) where the Teager Kaiser Energy Operator (TKEO) acts as data discriminator. The dominant energy parameters arising from TKEO are selected by means of Karhunen – Loeve Transformation (KLT). Finally, these parameters are used to get the AM-FM components and segment the images under study via K-means classifier. In the first step, the AM-FM model so described has been associated to Gabor filters and successfully applied to the segmentation of Sonar images, showing the good detection of mines and shells in the sea. In the second step, the model AM-FM without Gabor filters, is tested on a set of multispectral satellite images collected by Meteosat 9 (MSG-2) over North Africa in November 2011, namely VIS0.6, VIS0.8 et IR1.6 images. Thanks to this multi-spectral processing where the Gabor filtering is unnecessary, the contours of soils and seas are satisfactorily reproduced and typical clouds, detected and identified.

Keywords – Image segmentation, Texture, TKEO, MSG, AM-FM, Sonar