

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE MOULOU MAMMARI, TIZI-OUZOU



FACULTE DE GENIE ELECTRIQUE ET DE L'INFORMATIQUE
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

Mémoire de fin d'études

Présenté en vue de l'obtention
du diplôme de Master en Électronique

Option : Réseaux et Télécommunication

Thème:

**Segmentation des images de télédétection en
utilisant une technique de codage basée sur la
texture et l'altitude**

Proposé et dirigé par:

Mme : AMEUR Zohra

Etudié et réalisé par:

Mr : NEKKACHE Ramy

Année universitaire 2011/2012

Remerciements

Je souhaite exprimer toute ma profonde gratitude et mes sincères remerciements à ma promotrice M^{me} AMEUR qui m'a fait l'honneur de diriger ce travail, ses précieux conseils furent d'un apport considérable.

Je tiens également à remercier tous les membres du jury d'avoir accepté de me faire l'honneur de juger ce travail.

Je remercie ma famille et mes amis (es) de leurs encouragements tout au long de mon travail.

NEKKACHE Ramy

Table des matières

<i>Introduction</i>	1
<i>Chapitre 1 : La télédétection spatiale</i>	
1.1 Préambule	3
1.2 Définition	4
1.3 Eléments de physique du rayonnement :	4
1.3.1 Le rayonnement électromagnétique :	5
1.3.1.1 Les ondes électromagnétiques.....	5
1.3.1.2 Rayonnement et énergie.....	6
1.3.1.3 Le spectre électromagnétique.....	6
1.3.1.4 La mesure du rayonnement.....	7
1.3.2 Le rayonnement et la matière :	8
1.3.2.1 Les interactions rayonnement / matière.....	8
1.3.2.2 Les lois fondamentales de l'émission du rayonnement...	9
1.4 Les satellites météorologiques :	12
1.4.1 Satellites météorologiques géostationnaires :	12
1.4.1.1 Couverture mondiale par satellite géostationnaire.....	12
1.4.1.2 Intérêt des satellites géostationnaires pour les Météorologistes.....	13
1.4.2 Satellites météorologiques à défilement	13
1.5 Capteurs embarqués à bord des satellites :	13
1.5.1 Les capteurs non-imageurs.....	14
1.5.2 Les capteurs-imageurs.....	14
1.6 L'acquisition des images	15

1.7 Les satellites Météosat et MSG :.....	16
1.7.1 Principales améliorations des satellites MSG.....	16
1.7.2 Les canaux des satellites <i>Météosat</i> 1ère génération et 2eme Génération.....	17
1.8 Discussion :.....	18

Chapitre 2 : Concepts de base du traitement d'images

2.1 Préambule.....	19
2.2 Les concepts de base du traitement d'images :.....	19
2.2.1 Définition de l'image.....	19
2.2.2 Image numérique.....	19
2.2.3 Caractéristiques d'une image numérique:.....	20
2.2.3.1 Pixel.....	20
2.2.3.2 Notions de voisinage :.....	21
2.2.3.2.1 Définition d'un n-voisinage.....	21
2.2.3.2.2 Exemple d'un 8-voisinage.....	21
2.2.3.3 Dimension.....	21
2.2.3.4 Résolution.....	22
2.2.3.5 Bruit.....	22
2.2.4 Histogramme.....	22
2.2.5 Contours et textures.....	23
2.2.6 Luminance.....	23
2.2.7 Contraste.....	23
2.2.8 Images à niveaux de gris.....	24
2.2.9 Images bitmaps et images vectorielles.....	24
2.3 Les systèmes de traitement d'images :.....	24

2.3.1 Acquisition des données images.....	25
2.3.2 Prétraitement numérique des images :.....	26
2.3.2.1 La modification d'histogramme :.....	27
2.3.2.1.1 Egalisation de l'histogramme.....	27
2.3.2.1.2 Etirement de l'histogramme.....	28
2.3.2.2 La réduction du bruit par filtrage :.....	29
2.3.2.2.1 Filtrage numérique.....	29
2.3.2.2.2 Filtre directionnel.....	30
2.4 Discussion.....	30

Chapitre 3 : Approche de segmentation d'images

3.1 Préambule.....	31
3.2 Segmentation d'image.....	31
3.3 Approches de segmentation d'images :.....	32
3.3.1 Approche globale de l'image (pixellaire) :.....	32
3.3.1.1 Les méthodes à seuils.....	32
3.3.1.2 La classification (clustering).....	33
3.3.2 Approche région :.....	35
3.3.2.1 La croissance de région.....	35
3.3.2.2 Les méthodes de décomposition et fusion.....	36
3.3.3 Approche contour :.....	37
3.3.3.1 Les méthodes de calculs de gradients discrets.....	37
3.3.3.2 Les détecteurs de contour.....	37
3.3.3.3 Les modèles déformables.....	38
3.3.4 Approche coopérative :.....	39
3.3.4.1 Par fusion de résultats obtenus avec diverses méthodes	39

3.3.4.2 Par utilisations successives des approches contour et région	39
3.3.4.3 Par utilisation simultanée de méthodes basées contour et région	39
3.4 Méthodes de segmentation d'images texturées :.....	40
3.4.1 Les approches statistiques.....	41
3.4.2 Les approches structurales.....	42
3.4.3 Les approches paramétriques.....	42
3.5 Discussion.....	42

Chapitre 4 : Description de la méthode élaborée

4.1 Préambule	43
4.2 Principe de codage d'une texture à niveaux de gris.....	43
4.3 Méthode des rangs.....	44
4.4 Analyse des images Météosat	50
4.5 Description de la méthode	52
4.6 Discussion	57

Chapitre 5 : Tests et Résultats

5.1 Préambule.....	58
5.2 Résultats	58
5.3 Interprétation.....	64
5.4 Discussion.....	65

<i>Conclusion.....</i>	66
------------------------	----

<i>Bibliographie</i>	67
----------------------------	----

Table des figures

Figure 1 : Le système Mondial d'Observation Météorologique (Copyright 2008 © EUMETSAT).....	3
Figure 2 : Nature et propagation d'une onde électromagnétique.....	5
Figure 3 : Le spectre électromagnétique	6
Figure 4 : Interactions du rayonnement électromagnétique avec la matière - absorption, réflexion, transmission.....	9
Figure 5 : La loi de Planck décrit la répartition spectrale de l'énergie émise par un corps noir en fonction	10
Figure 6 : Luminances spectrales comparées d'un corps noir et d'un corps gris à une température T donnée de sa température.....	11
Figure 7 : Les principaux satellites géostationnaires dans le monde ©CMS.	12
Figure 8 : deux modes de télédétections	14
Figure 9 : Balayage par miroir tournant (radiomètre AVHRR des satellites NOAA)	15
Figure 10 : Balayage par technique "push-broom" (radiomètre HRV des satellites Spot)	15
Figure 11 : Rotation du satellite sur lui-même et déplacement de l'axe de visée du télescope (Météosat)	15
Figure 12 : La lettre A affichée sous forme d'un groupe de pixels.....	20
Figure 13 : Le voisinage d'un pixel.....	21
Figure 14 : Répartition des intensités lumineuses.....	22
Figure 15 : Schéma d'un système de traitement d'images.....	24
Figure 16 : Acquisition des données images.....	25
Figure 17 : Effets des variations de l'orbite d'un satellite ou de son attitude sur l'image (Distorsions géométriques). Source : Cassanet, 1984.....	26
Figure 18 : La courbe tonale.....	27
Figure 19 : Exemple d'égalisation d'histogramme.....	28

Figure 20 : Exemple d'étirement de l'histogramme	29
Figure 21 : A gauche: une image "réelle". A droite: histogramme des niveaux de gris.....	33
Figure 22 : Segmentation de l'image précédente `a l'aide de 2 seuils: 50 et 110.....	33
Figure 23 : Exemple <i>k nearest neighbours</i>	34
Figure 24 : Cellules de Voronoi.....	36
Figure 25 : Points contour.....	38
Figure 26 : Fermeture des contours.....	38
Figure 27 : Principe de codage d'une texture à niveaux de gris.....	43
Figure 28 : Etapes de construction d'un vecteur de rang.....	44
Figure 29 : Calcul des fréquences des vecteurs de rangs.....	45
Figure 30 : Image originale.....	49
Figure 31 : Résultats avec les rang24 : PBC = 98,65 %	49
Figure 32 : Résultats avec les rangs 75 : PBC = 98,9 %.....	49
Figure 33 : image météosat dans le canal visible	51
Figure 34 : codage rangs24.....	51
Figure 35 : image météosat dans le canal visible 3D	51
Figure 36 : codage rangs24 3D	51
Figure 37 : codage rang24	53
Figure 38 : passage à 6codes.....	53
Figure 39 : répartition des objets en fonction de leurs altitudes.....	54
Figure 40 : codage altitude+texture.....	55
Figure 41 : résultat du codage (Altitude,texture).....	56
Figure 42 : résultat du codage (Altitude, texture) (3D).....	57
Figure 43 : Image originale dans le canal visible	58
Figure 44 : Image codée avec la méthode rang24.....	58
Figure 45 : Résultats obtenus avec la méthode de codage (altitude, texture)..	58

Figure 46 : Image originale dans le canal IR	59
Figure 47 : Image codée avec la méthode rang24.....	59
Figure 48 : Résultats obtenus avec la méthode de codage (altitude, texture)	60
Figure 49 : affichage des objets (nuages) sélectionnés	60
Figure 50 : Image originale dans le canal IR	60
Figure 51 : Image codée avec la méthode rang24.....	61
Figure 52 : Résultats obtenus avec la méthode de codage (altitude, texture) .	61
Figure 53 : affichage des objets (nuages) sélectionnés	61
Figure 54 : Image originale dans le canal Vapeur d'eau	61
Figure 55 : Image après prétraitement par égalisation d'histogramme	62
Figure 56 : Image codée avec la méthode Rang24.....	62
Figure 57 : Résultats obtenus avec la méthode de codage (altitude, texture)	62
Figure 58 : affichage des objets (nuages) sélectionnés	62
Figure. 59 : Image originale dans le canal Vapeur d'eau	63
Figure. 60 : Image après prétraitement par égalisation d'histogramme	63
Figure. 61 : Image codée avec la méthode Rang24.....	63
Figure. 62 : Résultats obtenus avec la méthode de codage (altitude, texture)	64
Figure. 63 : Affichage des objets (nuages) sélectionnés	64

Liste des tableaux

Table 1 : Définition de quelques grandeurs radiométriques et leurs unités.....	8
Table 2 : Les satellites géostationnaires (Situation en 2009).....	13
Table 3: Comparaison des caractéristiques des satellites <i>Météosat</i> 1ère et 2ème générations.....	16
Table 4 : Les canaux des satellites <i>Météosat</i> 1ère génération	17
Table 5 : Caractéristiques et fonctions des canaux du capteur SERIVI embarqué dans les satellites MGS.....	18
Table 6: Codage des vecteurs de rangs distincts (rang24).....	46
Table 7 : Codage des vecteurs de rangs généraux (rang75).....	47
Table 8 : Niveau de brillance en fonction du type d'objet figurant dans les images visibles de <i>Météosat</i>.....	50
Table 9: passage de 24 à 6codes.....	52
Table 10 : Répartition des altitudes en fonction des amplitudes	53

Introduction

Introduction

Il est loin derrière nous, le temps où prédire la pluie relevait de la sorcellerie, la météo n'a plus de secret pour l'être humain. Il n'est plus question de magie ou de prédiction, mais de science.

Grâce à l'avancée technologique, l'être humain est à même de prévoir le temps qu'il fera, et ainsi prévenir sa race contre les éventuels déchaînements de mère nature.

La météorologie est une science qui étudie les phénomènes de l'atmosphère, en particulier le temps qu'il fait, la pluie, les nuages et la température.

Nous avons souvent recours aux prévisions météorologiques pour organiser nos journées. Sans compter qu'il existe des domaines qui dépendent entièrement des prévisions météorologiques, comme exemple : la pêche, l'agriculture, le tourisme et l'aéronautique.

Nouveau terme marketing très en vogue, la météo-sensibilité désigne l'influence de la météo sur une activité économique.

Pour résumer, La **météo** occupe une part importante de notre vie quotidienne, elle conditionne les activités extérieures et même le moral de tout un chacun.

Les satellites météorologiques fournissent des images de la couverture nuageuse terrestre. Les images exploitées en Afrique pour la surveillance à grande échelle des situations météorologiques proviennent du satellite géostationnaire METEOSAT, positionné sur l'équateur à 36'000 km au-dessus du golfe de Guinée. Les caméras de METEOSAT utilisent les types de la télédétection et captent les rayonnements issus de la terre dans différents spectres, ce qui permet d'obtenir chaque demi-heure plusieurs types d'images.

Les variations de l'orbite ou de l'attitude du satellite provoquent sur les données et les images de télédétection des *distorsions géométriques*, plus ou moins importantes, qu'il est nécessaire de prendre en compte ou de corriger.

Après acquisition et prétraitement de l'image, celle-ci est segmentée afin d'offrir à l'expert un complément d'informations (quantifiées) lui permettant d'étayer son diagnostic.

Nous présentons dans ce mémoire une méthode de segmentation utilisant une technique de codage basée sur la texture et l'altitude des objets présents dans l'image de télédétection.

Dans un premier temps, nous utiliserons le codage rangs24 pour extraire l'information texturale, rappelons que la définition littérale de la texture est la suivante : « répétition spatiale d'un même motif dans différentes directions de l'espace » [Ameur, 2001][Ameur, 2005].

Puis, un deuxième codage nous permettra de rajouter l'information d'altitude (amplitude) perdue dans le premier codage.

Compte tenu de cet objectif, nous avons jugé utile de structurer notre travail comme suit :

Le chapitre 1 introduit les rappels des principes physiques de la mesure par télédétection ainsi que les instruments à partir desquels les données sont obtenues et enfin les caractéristiques du satellite Météosat.

Le chapitre 2 aborde le système de traitement d'image ainsi que les concepts de base du traitement d'image, notamment les techniques de prétraitement qui constituent une étape préalable pour la segmentation.

Le chapitre 3 expose les différentes techniques de segmentation, ainsi que les approches de segmentation d'image texturées.

Le chapitre 4 décrit la méthode de segmentation des images de télédétection en utilisant une technique de codage basée sur la texture et l'altitude. Nous emploierons la méthode des rangs24 pour extraire l'information texturale.

Le chapitre 5 est consacré aux résultats expérimentaux obtenus grâce à cette méthode.

Nous terminons ce mémoire par la présentation de notre conclusion et les perspectives émergent de ce travail.



Chapitre 1: La télédétection spatiale

1.1. Préambule

Depuis la mise sur orbite du premier satellite d'observation *Tiros*, en 1960, des dizaines de satellites dédiés à la météorologie et à la climatologie ont été lancés, fruit d'une coopération internationale.

Les informations qu'ils fournissent sont multiples : *images de l'atmosphère* (des systèmes nuageux, mais aussi des concentrations en éléments chimiques comme le CO₂, la vapeur d'eau, l'ozone, le SO₂, etc. Dans diverses gammes de longueur d'ondes, températures de radiance, variation du niveau de la mer, vitesse et direction des vents... Cela dépend de l'orbite du satellite, **à défilement** ou **géostationnaire**, et **des caractéristiques des capteurs embarqués**.

Le système Mondial d'Observation Météorologique est donné par la figure 1.

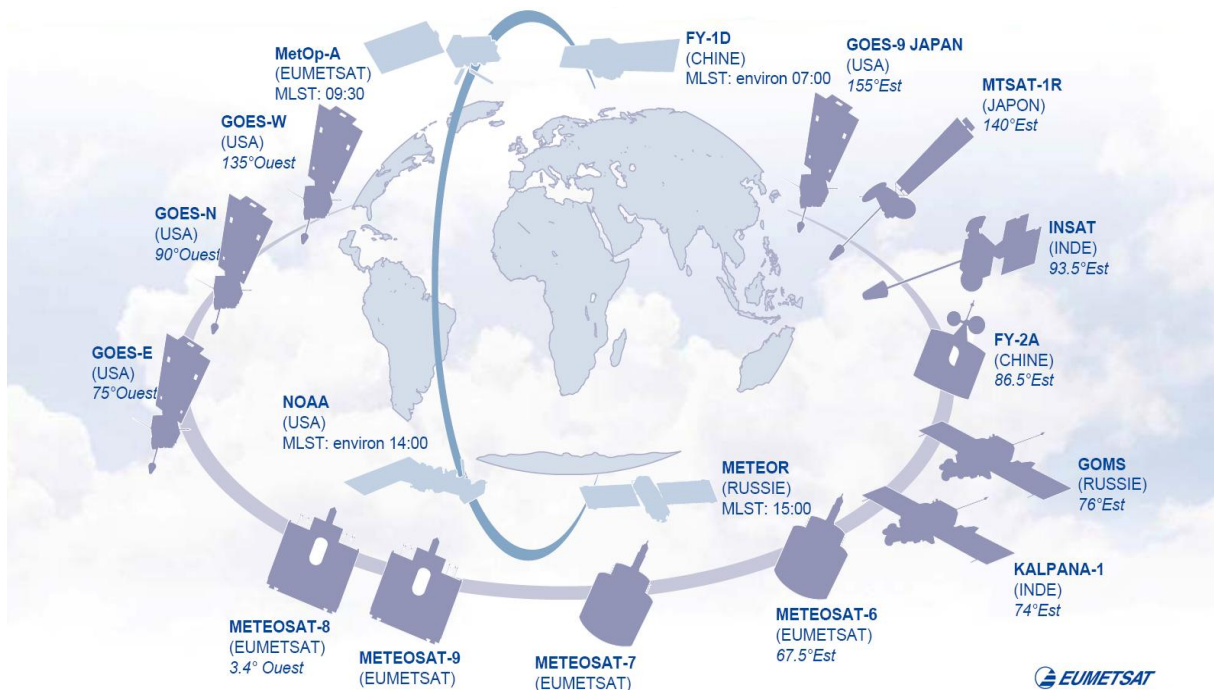


Figure. 1 : Le système Mondial d'Observation Météorologique (Copyright 2008 © EUMETSAT)

1.2. Définition

Le mot télédétection (en anglais « *remote sensing* ») désigne l'ensemble des techniques qui permettent d'étudier à distance des objets ou des phénomènes. Le terme de télédétection a été introduit officiellement dans la langue française en 1973 et sa définition officielle est la suivante :

« Ensemble des connaissances et techniques utilisées pour déterminer des caractéristiques physiques et biologiques d'objets par des mesures effectuées à distance, sans contact matériel avec ceux-ci. » Commission interministérielle de terminologie de la télédétection aérospatiale, 1988.

Une définition plus précise, et pour nous plus opérationnelle, de la télédétection est la suivante :

« La télédétection est l'ensemble des techniques qui permettent, par l'acquisition d'images, d'obtenir de l'information sur la surface de la Terre (y compris l'atmosphère et les océans), sans contact direct avec celle-ci. La télédétection englobe tout le processus qui consiste à capter et enregistrer l'énergie d'un rayonnement électromagnétique émis ou réfléchi, à traiter et analyser l'information qu'il représente, pour ensuite mettre en application cette information. » (d'après le site Web du Centre Canadien de Télédétection : <http://www.ccrs.nrcan.gc.ca>).

1.3. Eléments de physique du rayonnement [<http://e-cours.univ-paris1.fr>]

La télédétection utilise les propriétés du rayonnement électromagnétique pour analyser à distance la surface du sol, de l'océan ou l'atmosphère. Une bonne connaissance de la physique élémentaire du rayonnement est indispensable à l'interprétation des résultats de la télédétection.

1.3.1. Le rayonnement électromagnétique

Le rayonnement électromagnétique est une forme de **propagation de l'énergie** dans la nature, dont la forme qui nous est la plus familière est la lumière visible telle que la perçoit l'œil humain.

1.3.1.1. Les ondes électromagnétiques

Une onde électromagnétique comporte à la fois un champ électrique et un champ magnétique oscillant à la même fréquence. Ces deux champs, perpendiculaires l'un par rapport à l'autre se propagent dans un milieu selon une direction orthogonale (figure 2). La propagation de ces ondes s'effectue à une vitesse qui dépend du milieu considéré. Dans le vide, la vitesse de propagation est égale à 3.10^8 m.s^{-1} .

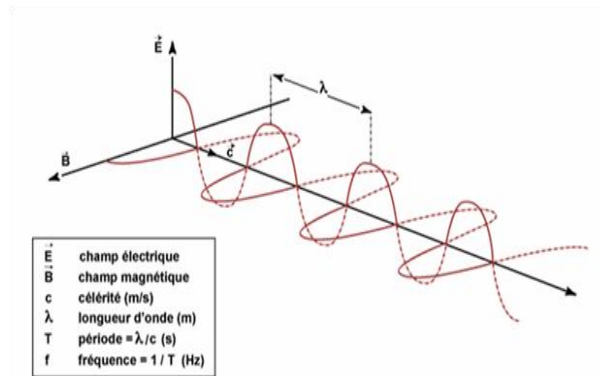


Figure. 2: Nature et propagation d'une onde électromagnétique

Une onde électromagnétique est caractérisée par plusieurs grandeurs physiques :

- **La longueur d'onde (λ)** : C'est la longueur d'un cycle d'une onde, la distance séparant deux crêtes successives. Elle est mesurée en mètres ou en l'un de ses sous-multiples, les ondes électromagnétiques utilisées en télédétection spatiale ayant des longueurs d'onde relativement courtes : (le nanomètre ; le micromètre ; le centimètre).
- **La période (T)** : elle représente le temps nécessaire pour que l'onde effectue un cycle. L'unité est la seconde.
- **La fréquence (ν)** : inverse de la période, elle traduit le nombre de cycles par unité de temps. Elle s'exprime en Hertz (Hz) - un Hz équivaut à une oscillation par seconde - ou en multiples du Hertz, les ondes électromagnétiques utilisées en télédétection spatiale ayant des fréquences très élevées : (le kilohertz ; le mégahertz ; le gigahertz).

Longueur d'onde et fréquence sont inversement proportionnelles et unies par la relation suivante :

$$\lambda = \frac{c}{\nu}$$

(I.1)

où :

- ▶ λ : longueur d'onde de l'onde électromagnétique
- ▶ c : vitesse de la lumière (3.10^8 m.s^{-1})
- ▶ ν : la fréquence de l'onde

Par conséquent, plus la longueur d'onde est petite, plus la fréquence est élevée, et réciproquement.

1.3.1.2. Rayonnement et énergie

Les échanges d'énergie portée par le rayonnement électromagnétique qui ont lieu entre le soleil et le système terre-océan-atmosphère ne se font pas de manière continue, mais de façon discrète, sous forme de paquets d'énergie, véhiculés par des corpuscules élémentaires immatériels, *les photons*. Chaque photon transporte ainsi un quantum d'énergie proportionnel à la fréquence de l'onde électromagnétique considérée ; cette énergie est d'autant plus grande que la fréquence est élevée. La relation suivante exprime la quantité d'énergie associée à un photon en fonction de la fréquence de l'onde :

$$E = h \nu \quad (I.2)$$

où :

- **E** : l'énergie de l'onde électromagnétique
- **ν** : la fréquence de l'onde
- **h** : la constante de Planck ($6,625 \cdot 10^{-34}$ J.s)

Ainsi, les rayonnements électromagnétiques de courte longueur d'onde (de fréquence élevée) véhiculent davantage d'énergie que les rayonnements de grande longueur d'onde (basse fréquence).

1.3.1.3. Le spectre électromagnétique

Le spectre électromagnétique représente la répartition des ondes électromagnétiques en fonction de leur longueur d'onde, de leur fréquence ou bien encore de leur énergie (figure3).

En partant des ondes les plus énergétiques, on distingue successivement :

- **Les rayons gamma (γ)** : ils sont dus aux radiations émises par les éléments radioactifs. Leurs longueurs d'onde s'étendent d'un centième de milliardième (10^{-14} m) à un milliardième (10^{-12} m) de millimètre.
- **Les rayons X** : rayonnements très énergétiques traversant plus ou moins facilement les corps matériels, ils sont utilisés notamment en médecine pour les radiographies.

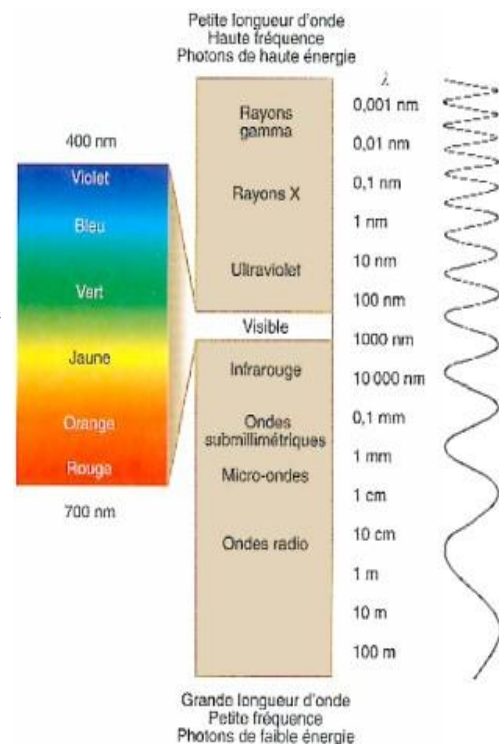


Figure. 3 : Le spectre électromagnétique

Les rayons X ont des longueurs d'onde comprises entre un milliardième (10^{-12} m) et un cent millième (10^{-8} m) de millimètre.

- ➔ **Les ultraviolets** : rayonnements qui restent assez énergétiques. Leurs longueurs d'onde s'échelonnent d'un cent millième (10^{-8} m) à quatre dixièmes de millième ($4 \cdot 10^{-7}$ m) de millimètre.
- ➔ **Le domaine visible** : correspond à la partie très étroite du spectre électromagnétique perceptible par notre œil. C'est dans le domaine visible que le rayonnement solaire atteint son maximum ($0,5 \mu\text{m}$) et c'est également dans cette portion du spectre que l'on peut distinguer l'ensemble des couleurs de l'arc en ciel, du *bleu* au *rouge*. Il s'étend de quatre dixièmes de millième ($4 \cdot 10^{-7}$ m) - *lumière bleue* - à huit dixièmes de millième ($8 \cdot 10^{-7}$ m) de millimètres - *lumière rouge*.
- ➔ **L'infrarouge** : rayonnement émis par tous les corps dont la température est supérieure au zéro absolu (-273°C). En télédétection, on utilise certaines bandes spectrales de l'infrarouge pour mesurer la température des surfaces terrestres et océaniques, ainsi que celle des nuages. La gamme des infrarouges couvre les longueurs d'onde allant de huit dixièmes de millième de millimètre ($8 \cdot 10^{-7}$ m) à un millimètre (10^{-3} m).
- ➔ **Les ondes radar ou hyperfréquences** : Cette région du spectre est utilisée pour mesurer le rayonnement émis par la surface terrestre et s'apparente dans ce cas à la télédétection dans l'infrarouge thermique, mais également par les capteurs actifs comme les systèmes radar
- ➔ **Les ondes radio** : Il s'étend des longueurs d'onde de quelques cm à plusieurs km. Relativement faciles à émettre et à recevoir, les ondes radio sont utilisées pour la transmission de l'information (radio, télévision et téléphone).

1.3.1.4. La mesure du rayonnement

Le rayonnement électromagnétique réfléchi ou émis par la surface terrestre, les océans ou l'atmosphère, est mesuré par le capteur satellitaire lorsque celui-ci lui parvient. Le flux énergétique enregistré au niveau du capteur satellitaire est ce qu'on appelle une luminance.

La luminance qui s'exprime en $\text{W} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{sr}^{-1} \cdot \mu\text{m}^{-1}$ dépend de plusieurs paramètres :

- La superficie de la source qui émet ou réfléchit le rayonnement (en m^2)
- Le champ de vision du capteur qui observe la source dans un angle solide (en stéradian - sr)
- La bande spectrale (fenêtre étroite de longueurs d'onde) du capteur (en μm)

Grandeur radiométrique	Définition	Unité
Flux énergétique (ou puissance)	Energie reçue ou réfléchi par unité de temps	W (watt)
Exitance énergétique	Flux énergétique réfléchi par une source par unité de surface et intégrée sur un hémisphère	W.m ⁻²
Eclairement	Flux énergétique reçu par unité de surface	W.m ⁻²
Luminance	Flux énergétique émis par unité d'angle solide et par unité de surface d'une source dans une direction donnée	W.m ⁻² .sr ⁻¹
Réflectance	Rapport de l'exitance énergétique à l'éclairement	Sans unité

Table.1 : Définition de quelques grandeurs radiométriques et leurs unités

1.3.2. Le rayonnement et la matière

Lorsque le soleil éclaire la surface terrestre, des interactions se produisent entre le rayonnement et la cible illuminée. En fonction des propriétés et des caractéristiques de la cible, une partie du rayonnement est réfléchi vers le capteur satellitaire. Chaque objet ou chaque surface possède ainsi une réponse spectrale bien précise à une longueur d'onde donnée. L'ensemble des réponses spectrales à différentes longueurs d'onde constitue ce que l'on appelle la *signature spectrale* d'une surface. Chaque type de surface peut ainsi être caractérisé et identifié sur une image.

1.3.2.1. Les interactions rayonnement / matière

Lorsqu'un rayonnement électromagnétique atteint un objet, certaines longueurs d'onde sont absorbées tandis que d'autres sont réfléchies par l'objet (figure4). Une partie du rayonnement peut éventuellement être transmise à travers l'objet si celui-ci est plus ou moins transparent, avec un changement de direction de la propagation dû à la réfraction. La partie du rayonnement qui est absorbée modifie l'énergie interne de l'objet et produit de la chaleur qui sera réémise sous forme d'un rayonnement à une plus grande longueur d'onde.

Tous les objets sont ainsi caractérisés par un coefficient d'absorption (noté α), un coefficient de réflexion (noté ρ), et un coefficient de transmission (noté τ), qui expriment respectivement la part d'énergie absorbée, réfléchi et transmise. Ces trois coefficients ont des valeurs qui varient entre 0 et 1 et leur somme est toujours égale à 1, selon le principe de la conservation de l'énergie.

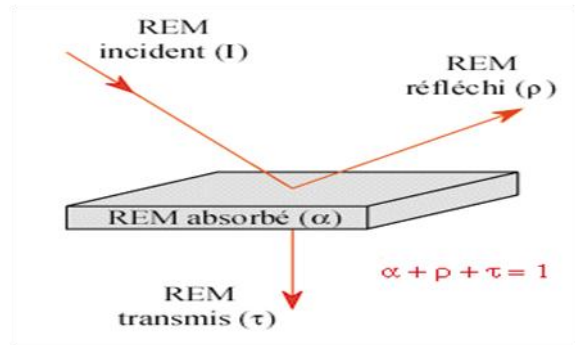


Figure.4 : Interactions du rayonnement électromagnétique avec la matière - absorption, réflexion, transmission

1.3.2.2. Les lois fondamentales de l'émission du rayonnement

Tout corps dont la température est supérieure au zéro absolu (0° Kelvin équivaut à -273°C) émet un rayonnement électromagnétique issu de l'agitation thermique des molécules, dont la longueur d'onde est fonction de la température.

Loi de Planck

Un **corps noir** est un corps hypothétique capable d'absorber puis de réémettre tout le rayonnement qui lui parvient, quelque soit la longueur d'onde. Il ne réfléchit, ni ne transmet aucun rayonnement. Planck a montré que l'énergie émise (luminance spectrale) par un corps noir dépendait uniquement de sa température.

$$L_\lambda = \frac{2hc_\lambda^2}{\lambda^5} \frac{1}{\exp\left(\frac{2hc_\lambda}{k\lambda T}\right) - 1} \quad (I.3)$$

avec :

- ◆ c : vitesse de la lumière ($3 \cdot 10^8 \text{ m.s}^{-1}$)
- ◆ h : constante de Planck ($6,625 \cdot 10^{-34} \text{ J.s}$)
- ◆ k : constante de Boltzmann ($1,38 \cdot 10^{-23} \text{ J.K}^{-1}$)
- ◆ T : température du corps noir en Kelvins

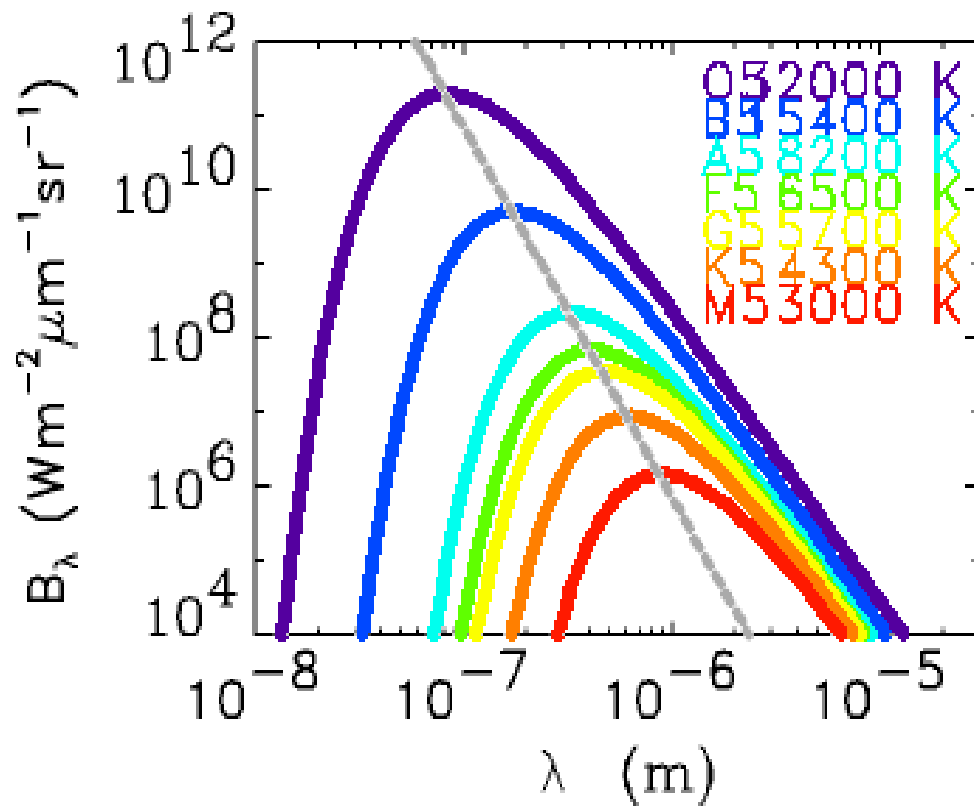


Figure. 5 : La loi de Planck décrit la répartition spectrale de l'énergie émise par un corps noir en fonction de sa température

L'énergie émise par un corps noir est d'autant plus importante que la température de ce dernier est élevée. Ce phénomène est décrit par **la loi de Stefan - Boltzmann** qui stipule que l'énergie émise par un corps noir augmente proportionnellement à la puissance quatrième de sa température :

$$M_T = \sigma T^4$$

(I.4)

avec :

- ◆ M_T : l'exitance totale (énergie émise par unité de surface, en W.m^{-2}) du corps noir
- ◆ σ : la constante de Stefan - Boltzmann ($5,67.10^{-8} \text{ J.K}^{-4}.\text{m}^{-2}.\text{s}^{-1}$)
- ◆ T : la température du corps en Kelvins.

Selon la loi de Planck, à une température donnée, l'énergie émise par un corps noir passe par un maximum d'émission. **La loi de Wien** décrit la relation entre la longueur d'onde du maximum d'émission (λ_{max}) et la température du corps noir.

Chapitre 1 : La télédétection spatiale

Elle stipule que la longueur d'onde du maximum d'émission est inversement proportionnelle à sa température. Plus la température du corps noir augmente, plus le maximum d'exitance se déplace vers les courtes longueurs d'onde.

$$\lambda_{max} = \frac{hc}{4,9651.kT} = \frac{2,898.10^{-3}}{T} \quad (I.5)$$

avec :

- λ_{max} : longueur d'onde du maximum d'émission, exprimée en mètre
- c : vitesse de la lumière (3.10^8 m.s^{-1})
- h : constante de Planck ($6,625.10^{-34} \text{ J.s}$)
- k : constante de Boltzmann ($1,38.10^{-23} \text{ J.K}^{-1}$)
- T : température du corps noir en Kelvins

De manière générale la plupart des surfaces naturelles ne sont pas des corps noirs. Ils n'absorbent pas totalement le rayonnement qu'ils reçoivent, mais en réfléchissent ou en transmettent une partie. On parle alors de « **corps gris** ». Pour une même température, un corps gris n'émet jamais autant qu'un corps noir. Le rapport entre les exitances (ou les luminances spectrales) du corps gris et du corps noir définit l'émissivité spectrale. Le coefficient d'émissivité d'une surface naturelle, noté ϵ_λ a toujours une valeur inférieure à 1.

$$\epsilon_\lambda = \frac{L_\lambda(T)}{L_\lambda^0(T)} \quad (I.6)$$

avec :

- $L_\lambda(T)$: luminance spectrale de la surface naturelle à la température T
- $L_\lambda^0(T)$: luminance spectrale du corps noir à la même température T

Le soleil peut être comparé à un corps noir dont la température de surface est environ

5900 K (le rayonnement solaire s'effectue dans les longueurs d'onde comprises entre 0,2 et 4 μm , de l'ultraviolet à l'infrarouge moyen, avec un maximum correspondant à la longueur d'onde $\lambda = 2897/5900 \approx 0,5 \mu\text{m}$). Le spectre du rayonnement solaire déborde donc largement.

Le domaine de la perception par l'œil humain, qui n'est sensible qu'aux longueurs d'onde comprises entre 0,39 et 0,7 μm environ ; l'œil humain perçoit cependant la partie du spectre du rayonnement solaire qui présente le maximum d'intensité, autour de 0,5 μm , qui correspond à la lumière **jaune**.

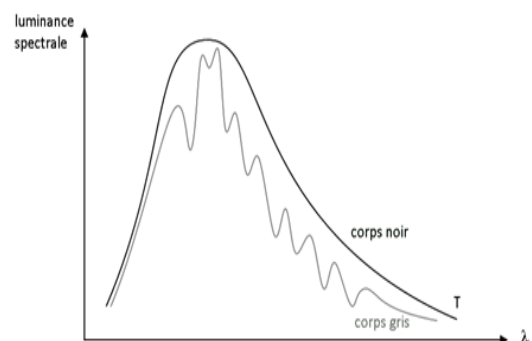


Figure .6 : Luminances spectrales comparées d'un corps noir et d'un corps gris à une température T donnée

1.4. Les satellites météorologiques [<http://education.meteofrance.com>]

Un **satellite météorologique** est un **satellite artificiel** qui a comme mission principale le recueil de données utilisées pour la surveillance du temps et du climat de la Terre. Chaque nouvelle génération de satellite comporte des senseurs plus performants et capables d'effectuer des mesures sur un plus grand nombre de canaux ; ce qui permet de les utiliser pour différencier les divers phénomènes météorologiques : nuages, précipitations, vents, brouillard, etc.

Il existe deux catégories bien distinctes de satellites en météorologie : les satellites météorologiques géostationnaires et les satellites météorologiques à défilement, plus souvent appelés satellites météorologiques défilants.

1.4.1. Satellites météorologiques géostationnaires

L'orbite des satellites géostationnaires se trouve dans le plan équatorial de la Terre à une altitude de 35 786 km. De ce fait, ils tournent à la même vitesse angulaire que la Terre. Ils sont donc fixes par rapport à un observateur situé sur la Terre et "voient" ainsi toujours le même disque terrestre entre le 72° S et le 72° N. Ils ont l'avantage de fournir des images de vastes portions de la surface terrestre et de l'atmosphère, mais présentent l'inconvénient qu'un seul satellite géostationnaire ne suffit pas pour observer toute la Terre. Par ailleurs, les régions polaires leur sont hors de portée.

1.4.1.1. Couverture mondiale par satellite géostationnaire

Les principaux satellites géostationnaires dans le monde sont représentés dans la figure 7.

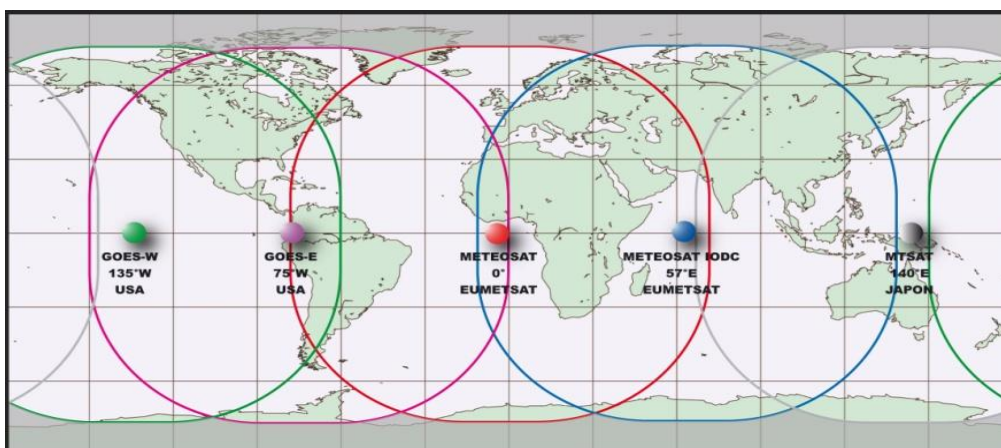


Figure.7 : Les principaux satellites géostationnaires dans le monde ©CMS

La position et les zones surveillées sont données par la table 2.

Satellites	Positions	Zones surveillées
<i>Météosat 9 (MGS 2)</i>	0° est/ouest	Europe, Afrique, Atlantique est
<i>Météosat 7</i>	50° est	Océan indien, Asie
<i>Goes ouest</i>	135° ouest	Pacifique central
<i>Goes est</i>	75° ouest	Atlantique ouest, Amériques, Pacifique est
<i>MTSAT</i>	140° est	Extrême-Orient, Océanie, Pacifique ouest
<i>METSAT</i>	83° est	Inde
<i>FY-2</i>	105° est	Chine

Table.2 : Les satellites géostationnaires (Situation en 2009).

1.4.1.2. Intérêt des satellites géostationnaires pour les météorologistes

Grâce aux instruments embarqués, le satellite indique, chaque demi-heure ou chaque quart d'heure pour les plus récents (*MGS*), où se trouvent les principales masses nuageuses : perturbations des latitudes tempérées, systèmes orageux, cyclones tropicaux... et quels types de nuages les composent. Comme le satellite surveille toujours la même partie du globe terrestre, on peut animer une séquence d'images, ce qui donne une idée très précise de l'évolution des masses nuageuses. Ces satellites permettent donc la surveillance et la prévision des phénomènes dangereux comme les cyclones tropicaux, les tempêtes ou les orages.

1.4.2. Satellites météorologiques à défilement

Les satellites à défilement, dits encore défilants, évoluent à basse altitude - quelques centaines de kilomètres -, si bien que leur période de révolution est courte : 102 minutes pour une altitude de 850 km, soit 14 révolutions par jour. L'orbite de ces satellites possède souvent une inclinaison de 99°. Elle est ainsi quasi polaire et aussi héliosynchrone, ce qui signifie que le plan de l'orbite suit le déplacement apparent du Soleil autour de la Terre. Cela permet au satellite de survoler les régions situées sur un même parallèle toujours à la même heure locale solaire. L'orbite du satellite et la rotation de la Terre se conjuguent ainsi pour assurer une couverture complète de la surface terrestre au cours d'un cycle orbital complet. La durée d'un cycle orbital pour un satellite *NOAA*, par exemple, est d'une demi-journée.

1.5. Capteurs embarqués à bord des satellites

Les systèmes embarqués à bord des satellites comportent de multiples instruments dont les fonctions sont variées. Toutefois, pour une mission donnée, les instruments de la charge utile ont des fonctions bien particulières. Il s'agit le plus souvent de capteurs qui ont pour vocation d'effectuer des mesures du rayonnement émis ou réémis par la Terre, l'atmosphère ou divers objets de l'Univers, ou bien de dispositifs de réception et de réémission de signaux, quand il s'agit de missions de télécommunications, par exemple.

Deux grandes familles de capteurs sont identifiables : les **capteurs non-imageurs** et les **capteurs-imageurs**, ces derniers restituant sous forme d'images les observations effectuées dans un champ donné.

1.5.1. Les capteurs non-imageurs

Les capteurs non-imageurs sont dédiés à la **mesure de grandeurs physiques** ne donnant pas lieu de façon directe à une image. C'est par exemple le cas d'un radar altimétrique ayant pour vocation de déterminer précisément l'altitude du satellite au-dessus de la surface terrestre, au cours de sa progression.

1.5.2. Les capteurs-imageurs [<http://eduscol.education.fr>]

Parmi les capteurs-imageurs, deux principes de fonctionnement existent.

On parle de **télédétection passive** lorsque le satellite reçoit :

- ✚ le rayonnement solaire incident réfléchi par la surface terrestre et l'atmosphère dans le domaine du visible et de l'infrarouge proche.
- ✚ le rayonnement propre de la Terre dans l'infrarouge lointain.

On parle de **télédétection active** lorsqu'une source de rayonnement est embarquée à bord du satellite. Ce rayonnement est émis en direction d'un objet qui le réfléchit. Le rayon réfléchi est capté par le satellite. C'est le principe du **radar**.

Les deux modes de télédétections sont illustrés par la figure8.

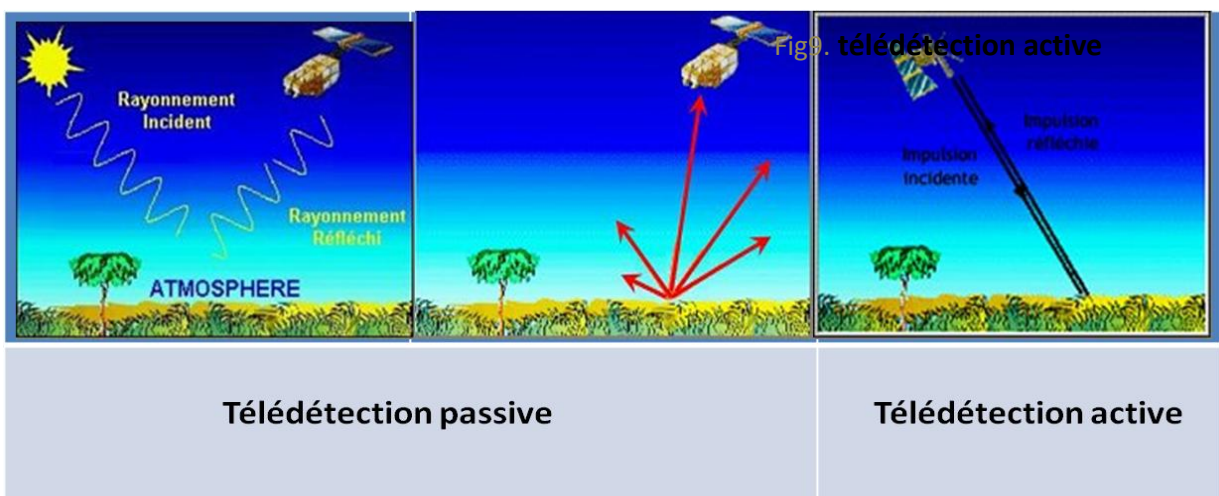


Figure .8 : deux modes de télédétections

1.6. L'acquisition des images

Pour acquérir une image au cours du survol d'une région, on combine le *mouvement du satellite* dans une direction et le *balayage* opéré par le capteur selon une direction transversale.

Le **balayage** peut être obtenu :

- ❖ par un **miroir tournant** (exemple figure9 : capteur AVHRR des satellites *NOAA*),
- ❖ par l'association de milliers de détecteurs côte à côte (exemple figure10 : technique **push-broom** des satellites *Spot*),
- ❖ par la **rotation du satellite** sur lui-même et le déplacement de l'axe de visée du télescope (exemple figure11 : capteur des satellites *Météosat*).

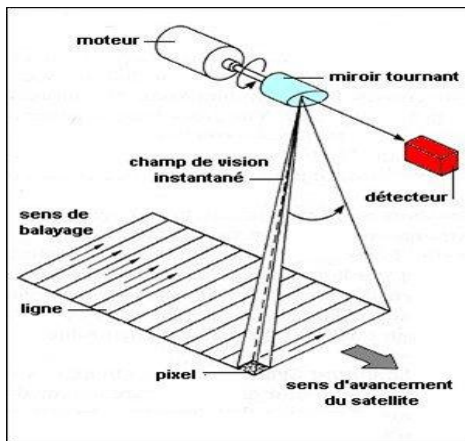


Figure .9 : Balayage par miroir tournant
"broom"
(radiomètre AVHRR des satellites NOAA)

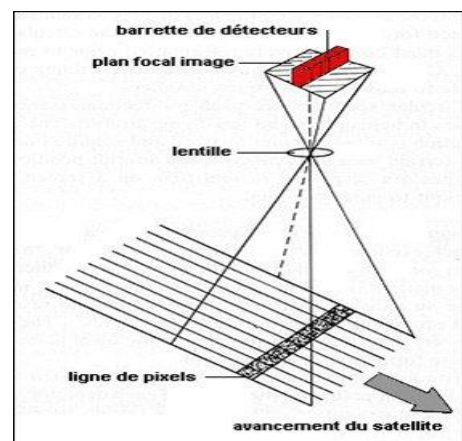


figure .10 : Balayage par technique "push-
broom"
(radiomètre HRV des satellites Spot)

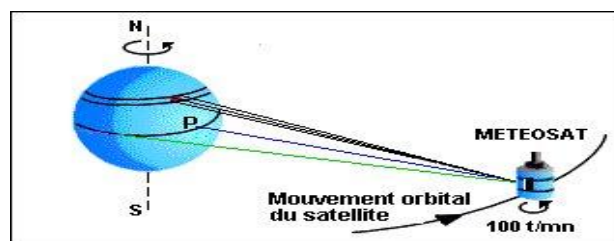


Figure .11 : Rotation du satellite sur lui-même
et déplacement de l'axe de visée du télescope (Météosat)

1.7. Les satellites Météosat et MSG

En Europe, l'ESA, Agence Spatiale Européenne, a développé le **programme Météosat** dont le premier satellite a été lancé en 1977. Depuis cette date, sept satellites Météosat ont été lancés. Puis des satellites aux performances accrues (Météosat Second Génération) leur ont succédé : *MSG 1* (ou *Météosat-8*) lancé en août 2002, puis *MSG-2* (ou *Météosat-9*) lancé en décembre 2005. L'exploitation de ces satellites et la diffusion de leurs données sont réalisées par Eumetsat, organisation européenne pour l'exploitation des satellites météorologiques, qui s'appuie sur les recommandations de l'OMM, l'Organisation Météorologique Mondiale.

Les satellites *Météosat* et *MSG* sont géostationnaires. Ils sont localisés par 0° de longitude, au-dessus du Golfe de Guinée. Ils ont pour mission d'effectuer des observations météorologiques depuis l'espace pour la prévision immédiate et l'évolution à long terme du climat.

1.7.1. Principales améliorations des satellites MSG

A titre de comparaison, les capteurs Météosat de la première génération ne disposaient que de trois canaux spectraux et transmettaient les images du globe toutes les trente minutes. La résolution spatiale est également améliorée, puisqu'elle est de 3km pour les bandes multispectrales (contre 5km pour la première génération) et de 1km pour le canal visible haute résolution HRV (contre 2,5km auparavant). Les performances de cet instrument, à la fois sur la résolution temporelle, la résolution spectrale et la résolution spatiale vont permettre aux météorologistes de décrire plus précisément les processus atmosphériques et de déceler plus aisément les phénomènes localisés à évolution rapide ou violente, tels que les orages, les tempêtes de neige ou le brouillard (table.3).

Missions	MSG-SEVIRI	METEOSAT
cycle de prise de vue	15 min	30 min
canaux dans le visible	4 (dont 1HRV [0,4-0,6µm])	1 large bande [0,5-0,9µm]
résolution dans le visible	1 km (HRV)	2,5 km
résolution dans IR + vapeur d'eau	3 km	5 km
nombre de détecteurs	42	4

Table.3 : Comparaison des caractéristiques des satellites Météosat 1ère et 2ème générations

1.7.2. Les canaux des satellites *Météosat* 1ère génération et 2eme génération

Nom du canal	Bandes spectrales longueurs d'onde en μm	Résolution spatiale en km	Fonctions des différents canaux
C	0,4 -1,1	2,5	Large bande de longueurs d'onde dans le visible. Permet l'observation de la surface de la Terre et des nuages.
E	5,7- 7,1	5	Canal vapeur d'eau dans l'Infrarouge moyen. Renseigne sur la teneur en humidité de l'atmosphère. La surface du sol n'est pas visible.
D	10,5- 12,5	5	Canal Infrarouge thermique. Renseigne sur les températures des sommets des nuages et de la surface terrestre.

Table. 4 : Les canaux des satellites *Météosat* 1ère génération

Les satellites MSG-1 et 2 possèdent un imageur SEVIRI à 12 canaux (table5). Il permet d'obtenir des images toutes les 15 minutes pour les 12 canaux. L'acquisition complète des 3712 lignes d'une image exige environ 1250 révolutions du satellite sur lui même, accomplies en 12 min 30. Les 2 min 30 suivantes sont consacrées au retour du miroir à sa position initiale. La phase de non-acquisition de données est mise à profit pour calibrer le radiomètre.

Ils possèdent aussi un instrument GERB, instrument qui mesure le rayonnement de la Terre dans deux canaux spectraux à larges bandes afin de déterminer le bilan radiatif de la Terre.

Numéro du canal	Nom du canal	Bandes spectrales longueurs d'onde en μm	Fonctions des différents canaux
C1	VIS 0,6	0,56 à 0,71	Détection et suivi des nuages. Surveillance de la surface des terres et des aérosols. Leur combinaison permet d'obtenir des indices de végétation.
C2	VIS 0,8	0,74 à 0,88	
C3	NIR 1,6	1,5 à 1,78	Distinction entre la neige et les nuages, entre les nuages de glace et les nuages d'eau. Informations sur les aérosols.
C4	IR 3,9	3,48 à 4,36	Détection nocturne et propriétés des nuages bas et du brouillard. Mesures nocturnes des températures du sol et de la mer. Détection des feux de forêt.
C5	WV 6,2	5,35 à 7,15	Mesure de la vapeur d'eau à mi-atmosphère. Chaque canal correspond à une couche atmosphérique différente. Calculs des vents.
C6	WV 7,3	6,85 à 7,85	

Chapitre 1 : La télédétection spatiale

C7	IR 8,7	8,3 à 9,1	Informations quantitatives sur les cirrus. Distinction entre les nuages de glace et les nuages d'eau.
C8	IR 9,7	9,38 à 9,94	Surveillance de l'ozone. Mesure de sa concentration dans la basse stratosphère. Indication des champs de vents à cette altitude.
C9	IR 10,8	9,8 à 11, 8	Infrarouge thermique. Mesure de la température des nuages et de la surface. Calcul des vents. Estimation de l'instabilité atmosphérique.
C10	IR 12	11 à 13	
C11	IR 13,4	12,4 à 14,4	Absorption du CO ₂ . Estimation de l'instabilité atmosphérique. Estimation de la température de la basse troposphère. Mesure de la hauteur des nuages semi-transparents.
C12	HRV	0,5 à 0,9	Large bande dans le visible comme le canal VIS de Météosat mais une résolution spatiale plus fine : 1km au lieu de 2,5 km.

Table. 5 : Caractéristiques et fonctions des canaux du capteur SERVI embarqué dans les satellites MGS

1.8. Discussion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les rappels des principes physiques de la mesure par télédétection ainsi que les instruments à partir desquels les données ont été obtenues et enfin les caractéristiques du satellite Météosat.

Nous verrons dans le prochain chapitre, que les données recueillies par ces instruments de télédétection ne sont pas toujours justes. En effet, ces instruments peuvent modifier ou rajouter des données appelées généralement « BRUIT ». Il est donc nécessaire de rectifier ces erreurs. On appelle cette opération « PRETRAITEMENT ».

Chapitre 2 : Concepts de base du traitement d'images

2.1. Préambule

Nous avons vu dans le premier chapitre que pour acquérir une image au cours du survol d'une région, il suffit de combiner le mouvement du satellite et le balayage opéré par le capteur.

Cependant, les variations de l'orbite ou de l'attitude du satellite ont des conséquences sur les données et les images de télédétection : elles sont à l'origine de *distorsions géométriques*, plus ou moins importantes, qu'il est nécessaire de prendre en compte ou de corriger.

Nous allons voir donc dans ce chapitre les concepts de base du traitement d'images ainsi que le système de traitement d'image.

2.2. Les concepts de base du traitement d'images

2.2.1. Définition de l'image

L'image est une représentation d'une personne ou d'un objet par la peinture, la sculpture, le dessin, la photographie, le film, etc. C'est aussi un ensemble structuré d'informations qui, après affichage sur l'écran, ont une signification pour l'œil humain. Elle peut être décrite sous la forme d'une fonction $I(x, y)$ de brillance analogique continue, définie dans un domaine borné, tel que x et y sont les coordonnées spatiales d'un point de l'image et I est une fonction d'intensité lumineuse et de couleur. Sous cet aspect, l'image est inexploitable par la machine, ce qui nécessite sa numérisation [And 87].

2.2.2. Image numérique

Contrairement aux images obtenues à l'aide d'un appareil photo, ou dessinées sur du papier, les images manipulées par un ordinateur sont numériques (représentées par une série de bits).

L'image numérique est l'image dont la surface est divisée en éléments de tailles fixes appelés cellules ou pixels, ayant chacun comme caractéristique un niveau de gris ou de couleurs prélevé à l'emplacement correspondant dans l'image réelle, ou calculé à partir d'une description interne de la scène à représenter [GW 97].

La numérisation d'une image est la conversion de celle-ci de son état analogique (distribution continue d'intensités lumineuses dans un plan xOy) en une image numérique représentée par une matrice bidimensionnelle de valeurs numériques $f(x, y)$ où :

- x, y : Coordonnées cartésiennes d'un point de l'image.
- $f(x, y)$: Niveau de gris en ce point.

Pour des raisons de commodité de représentation pour l'affichage et l'adressage, les données images sont généralement rangées sous formes de tableau I de n lignes et p colonnes.

Chaque élément $I(x, y)$ représente un pixel de l'image et à sa valeur est associé un niveau de gris codé sur m bits (2^m niveaux de gris ; 0 = noir ; 2^m-1 = blanc). La valeur en chaque point exprime la mesure d'intensité lumineuse perçue par le capteur.

2.2.3. Caractéristiques d'une image numérique

L'image est un ensemble structuré d'informations caractérisé par les paramètres suivants:

2.2.3.1. Pixel

Contraction de l'expression anglaise " *picture éléments* ": Eléments d'image, le pixel est le plus petit point de l'image. C'est une entité calculable qui peut recevoir une structure et une quantification. Si le bit est la plus petite unité d'information que peut traiter un ordinateur, le pixel est le plus petit élément que peuvent manipuler les matériels et logiciels d'affichage ou d'impression [Had 97]. La lettre A, par exemple, peut être affichée comme un groupe de pixels (Figure12).

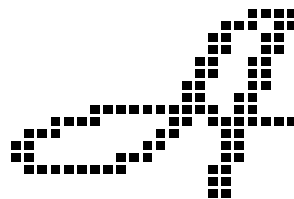


Figure .12 : La lettre A affichée sous forme d'un groupe de pixels.

La quantité d'information que véhicule chaque pixel donne des nuances entre images monochromes et images couleurs. Dans le cas d'une image monochrome, chaque pixel est codé sur un octet, et la taille mémoire nécessaire pour afficher une telle image est directement liée à la taille de l'image. Dans une image couleur (R.V.B.), un pixel peut être représenté sur trois octets : Un octet pour chacune des couleurs : Rouge (R), Vert (V) et Bleu (B).

2.2.3.2. Notions de voisinage

La notion de voisinage est souvent utilisée dans le traitement d'images. Soit un pixel P de coordonnées (i, j) . Le voisinage est défini comme étant l'ensemble des pixels qui l'entourent dans toutes les directions possibles (8 directions).

2.2.3.2.1. Définition d'un n-voisinage

On appelle un n-voisinage, l'ensemble des n pixels qui entourent le pixel central $p(i, j)$ dans toutes les directions possibles (8 directions).

2.2.3.2.2. Exemple d'un 8-voisinage

A l'exception des bords d'une image numérique, chaque point $A(x, y)$ est entouré de quatre voisins horizontaux et verticaux et de quatre voisins diagonaux.

La figure 13 illustre la notion de pixel et son voisinage

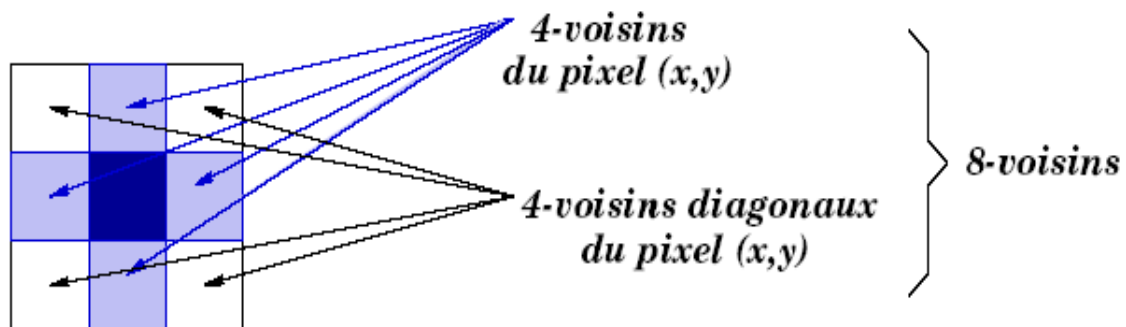


Figure .13 : Le voisinage d'un pixel.

2.2.3.3. Dimension [Encarta, 2005]

C'est la taille de l'image. Cette dernière se présente sous forme de matrice dont les éléments sont des valeurs numériques représentatives des intensités lumineuses (pixels). Le nombre de lignes de cette matrice multiplié par le nombre de colonnes nous donne le nombre total de pixels dans une image.

2.2.3.4. Résolution

C'est la clarté ou la finesse de détails atteinte par un moniteur ou une imprimante dans la production d'images. Sur les moniteurs d'ordinateurs, la résolution est exprimée en nombre de pixels par unité de mesure (pouce ou centimètre). On utilise aussi le mot résolution pour désigner le nombre total de pixels affichables horizontalement ou verticalement sur un moniteur; plus grand est ce nombre, meilleure est la résolution [M. KUNT, 1993].

2.2.3.5. Bruit

Un bruit (parasite) dans une image est considéré comme un phénomène de brusque variation de l'intensité d'un pixel par rapport à ses voisins, il provient de l'éclairage des dispositifs optiques et électroniques du capteur [GW 77].

2.2.4. Histogramme

L'histogramme des niveaux de gris ou des couleurs d'une image est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris (couleur) dans l'image. Il permet de donner un grand nombre d'information sur la distribution des niveaux de gris (couleur) et de voir entre quelles bornes est répartie la majorité des niveaux de gris (couleur) dans les cas d'une image trop claire ou d'une image trop foncée.

Il peut être utilisé pour améliorer la qualité d'une image (Rehaussement d'image) en introduisant quelques modifications, pour pouvoir extraire les informations utiles de celle-ci.

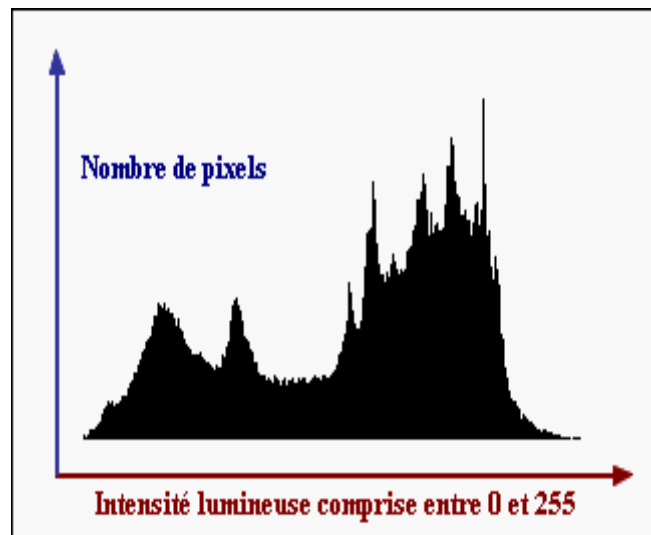


Figure .14 : Répartition des intensités lumineuses

La représentation graphique affiche la répartition des intensités lumineuses. En abscisse, il y a les intensités lumineuses, les plus foncées à gauche, les plus claires à droite. En ordonnée, on retrouve le nombre de pixels de chaque intensité lumineuse.

Un histogramme cumulé est un tableau donnant pour chaque valeur de niveau de gris le nombre de pixels ayant un niveau de gris inférieur ou égal à cette valeur.

2.2.5. Contours et textures

Les contours représentent la frontière entre les objets de l'image, ou la limite entre deux pixels dont les niveaux de gris représentent une différence significative. Les textures décrivent la structure de ceux-ci. L'extraction de contour consiste à identifier dans l'image les points qui séparent deux textures différentes [Kun 93].

2.2.6. Luminance

C'est le degré de luminosité des points de l'image. Elle est définie aussi comme étant le quotient de l'intensité lumineuse d'une surface par l'aire apparente de cette surface, pour un observateur lointain, le mot luminance est substitué au mot brillance, qui correspond à l'éclat d'un objet [GW 77]. Une bonne luminance se caractérise par :

- Des images lumineuses (brillantes).
- Un bon contraste : Il faut éviter les images où la gamme de contraste tend vers le blanc ou le noir; ces images entraînent des pertes de détails dans les zones sombres ou lumineuses.
- L'absence de parasites.

2.2.7. Contraste

C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image, plus précisément entre les régions sombres et les régions claires de cette image. Le contraste est défini en fonction des luminances de deux zones d'images [GW 77].

Si L_1 et L_2 sont les degrés de luminosité respectivement de deux zones voisines A_1 et A_2 d'une image, le contraste C est défini par le rapport suivant:

$$C = (L_1 - L_2) / (L_1 + L_2). \quad (\text{II.1})$$

2.2.8. Images à niveaux de gris

Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. La couleur du pixel peut prendre des valeurs allant du noir au blanc en passant par un nombre fini de niveaux intermédiaires. Donc pour représenter les images à niveaux de gris, on peut attribuer à chaque pixel de l'image une valeur correspondant à la quantité de lumière renvoyée. Cette valeur peut être comprise par exemple entre 0 et 255. Chaque pixel n'est donc plus représenté par un bit, mais par un octet. Pour cela, il faut que le matériel utilisé pour afficher l'image soit capable de produire les différents niveaux de gris correspondant [Encarta, 2005]

Le nombre de niveaux de gris dépend du nombre de bits utilisés pour décrire la " couleur " de chaque pixel de l'image. Plus ce nombre est important, plus les niveaux possibles sont nombreux.

2.2.9. Images bitmaps et images vectorielles

Les images appartiennent à deux grandes familles : Bitmap (image-bit) et vectorielle. Alors qu'une image vectorielle est décrite à l'aide de courbes et d'équations mathématiques, une image bitmap est constituée de pixels et se réduit donc à une matrice de points.

Si les images vectorielles peuvent être manipulées avec beaucoup de facilité, les modifications de taille, par exemple, apportées à une image bitmap ne sont pas sans incidence [Encarta, 2006].

2.3. Les systèmes de traitement d'images

Un système de traitement numérique d'images est composé de plusieurs étapes, comme indiqué sur la figure 15.

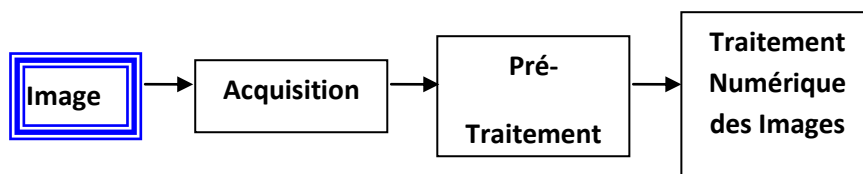


Figure. 15 : Schéma d'un système de traitement d'images.

2.3.1. Acquisition des données images

Les satellites Météosat d'ancienne génération collectent toutes les demi heures les images du disque terrestre dans trois canaux appelés visible (0,4-1,14 μm), infrarouge thermique (10,5-12,5 μm) et vapeur d'eau (5,1-7,1 μm).

Les satellites de nouvelle génération prennent des images tous les quart d'heures dans douze canaux, à savoir deux canaux visibles, un canal visible haute résolution, deux canaux vapeur d'eau et six canaux infrarouges.

Les images Météosat de l'ancienne génération sont disponibles selon trois formats qui sont des images à haute résolution, B2, et Wefax (Weather Fac Simile). Les images à haute résolution sont formées de 5000*5000 pixels pour le canal visible et de 2500*2500 pixel pour les canaux infrarouge et vapeur d'eau. Les images B2 sont obtenues par compression des images à haute résolution. Elles sont formées de 416*416 pixels pour tout le disque terrestre et elles sont alors stockées toutes les trois heures sur bandes magnétiques.

Les images Wefax résultent de la division des images à hautes résolution en plusieurs sous-formats. De telles images sont transmises aux S.D.U.S (Secondary Data User Stations) via Météosat.

En Algérie, les images Wefax sont reçues toutes les demi-heures à l'Office National de la Météorologie, à Dar El Beida(Alger). Ces images représentent l'Afrique du Nord, la mer Méditerranée, l'Europe et l'océan Atlantique.

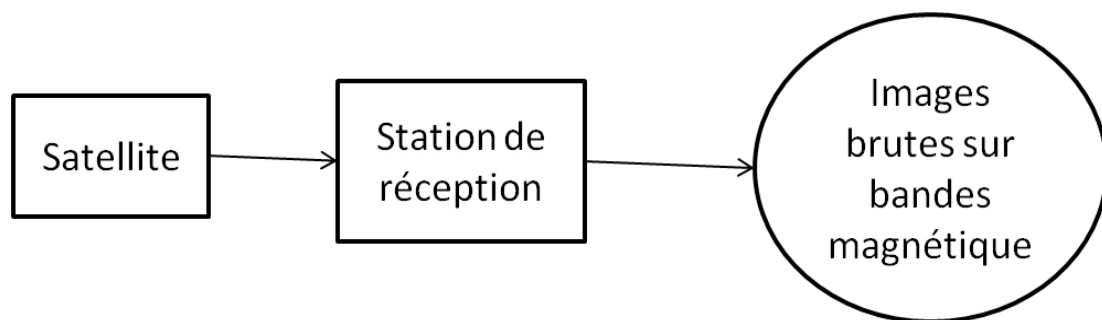


Figure. 16 : Acquisition des données images

2.3.2. Prétraitement numérique des images

Le prétraitement numérique des images a pour but d'améliorer la qualité de ces dernières après les dégradations qu'elles ont subies dues aux phénomènes physiques tels que :

1. roulis du satellite
2. tangage du satellite
3. mouvement de lacet
4. altitude trop élevée
5. vitesse trop rapide
6. augmentation de la vitesse

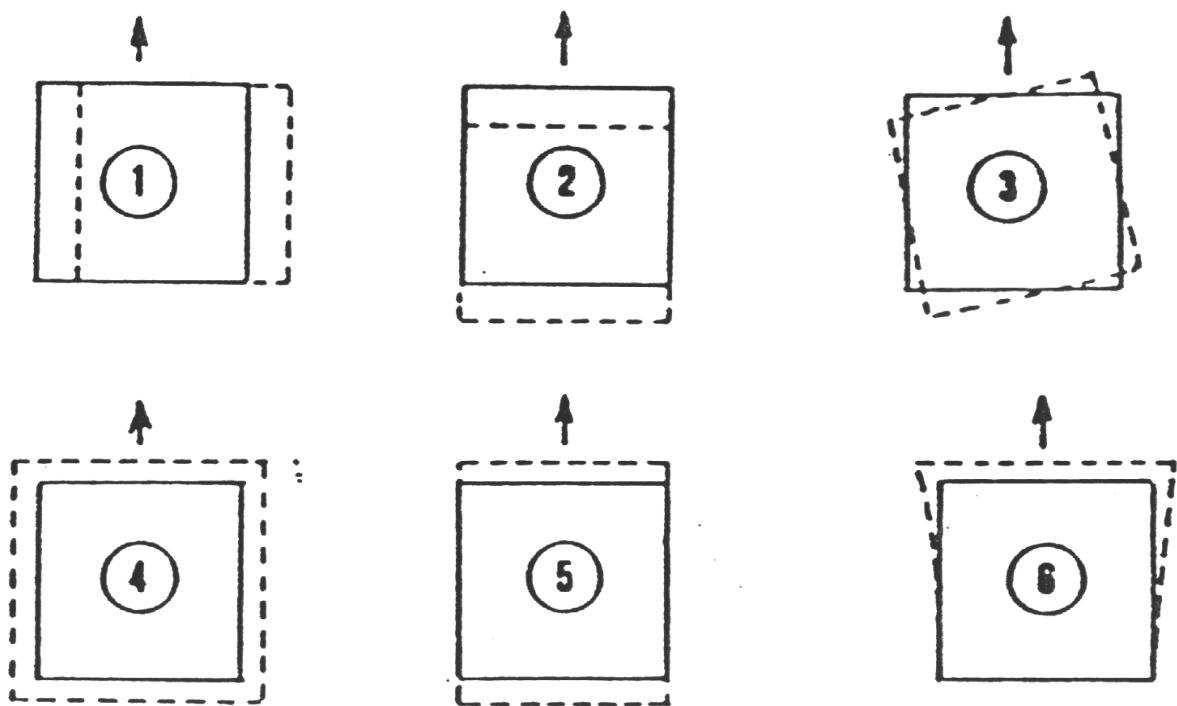


Figure .17 : Effets des variations de l'orbite d'un satellite ou de son attitude sur l'image (Distorsions géométriques). Source : Cassanet, 1984.

Le prétraitement consiste à faire plusieurs opérations qui sont principalement :

- La modification d'histogramme
- La réduction du bruit

2.3.2.1. La modification d'histogramme

L'histogramme est un outil très utile pour étudier la répartition des composantes d'une image mais il permet également de corriger le contraste. En outre sa modification n'altère pas les informations contenues dans l'image mais les rend plus ou moins visibles.

La modification d'un histogramme est généralement représentée sur une courbe (appelée *courbe tonale*) indiquant la modification globale des composantes de l'image avec en abscisse les valeurs initiales et en ordonnées les valeurs après modification. La courbe tonale correspond à une fonction de transfert définie par une table de transcodage appelé *look up table*, notée *LUT*. Ainsi la diagonale indique la courbe telle que les valeurs initiales sont égales aux valeurs finales, c'est-à-dire lorsque aucune modification n'a eu lieu. Les valeurs à gauche de la valeur moyenne sur l'axe des abscisses représentent les pixels "clairs" tandis que ceux à droite représentent les pixels foncés.

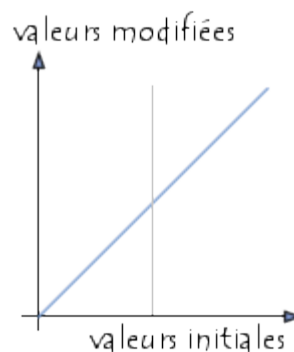


Figure .18 : La courbe tonale

Ainsi, si la courbe de modification de l'histogramme est située en dessous de la diagonale, les pixels auront des valeurs plus faibles et seront donc éclaircis. A l'inverse si la courbe est au dessus de la diagonale, les pixels seront assombris.

2.3.2.1.1. Egalisation de l'histogramme

L'égalisation d'histogramme a pour but d'harmoniser la répartition des niveaux de luminosité de l'image, de telle manière à tendre vers un même nombre de pixel pour chacun des niveaux de l'histogramme. Cette opération vise à augmenter les nuances dans l'image (figure19)

La courbe tonale correspondant à l'égalisation de l'histogramme dépend totalement de l'image. Toutefois la plupart des outils proposent généralement un outil permettant de faire cette opération automatiquement.

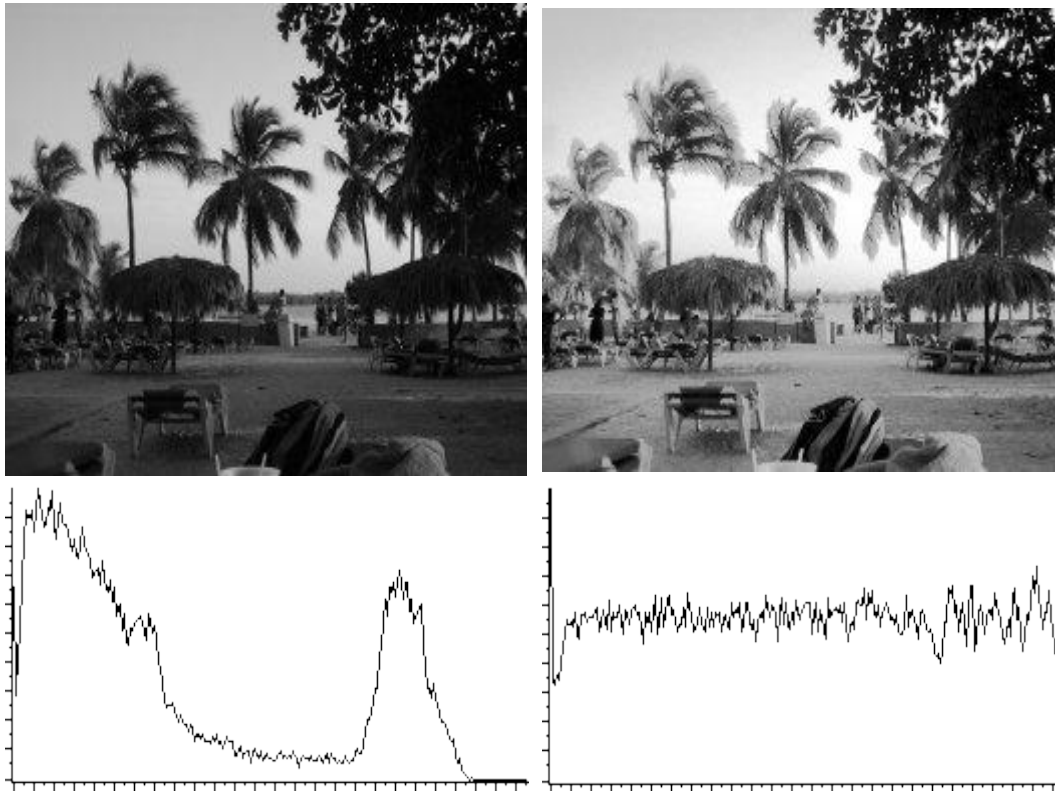


Figure .19 : Exemple d'égalisation d'histogramme

2.3.2.1.2. Étirement de l'histogramme

L'étirement d'histogramme (aussi appelé "**linéarisation d'histogramme**" ou "**expansion de la dynamique**") consiste à répartir les fréquences d'apparition des pixels sur la largeur de l'histogramme. Ainsi il s'agit d'une opération consistant à modifier l'histogramme de telle manière à répartir au mieux les intensités sur l'échelle des valeurs disponibles. Ceci revient à étendre l'histogramme afin que la valeur d'intensité la plus faible soit à zéro et que la plus haute soit à la valeur maximale (figure20).

De cette façon, si les valeurs de l'histogramme sont très proches les unes des autres, l'étirement va permettre de fournir une meilleure répartition afin de rendre les pixels clairs encore plus clairs et les pixels foncés proches du noir.

Il est ainsi possible d'augmenter le contraste d'une image. Par exemple une image trop foncée pourra devenir plus "visible". Toutefois cela ne donne pas toujours de bons résultats...

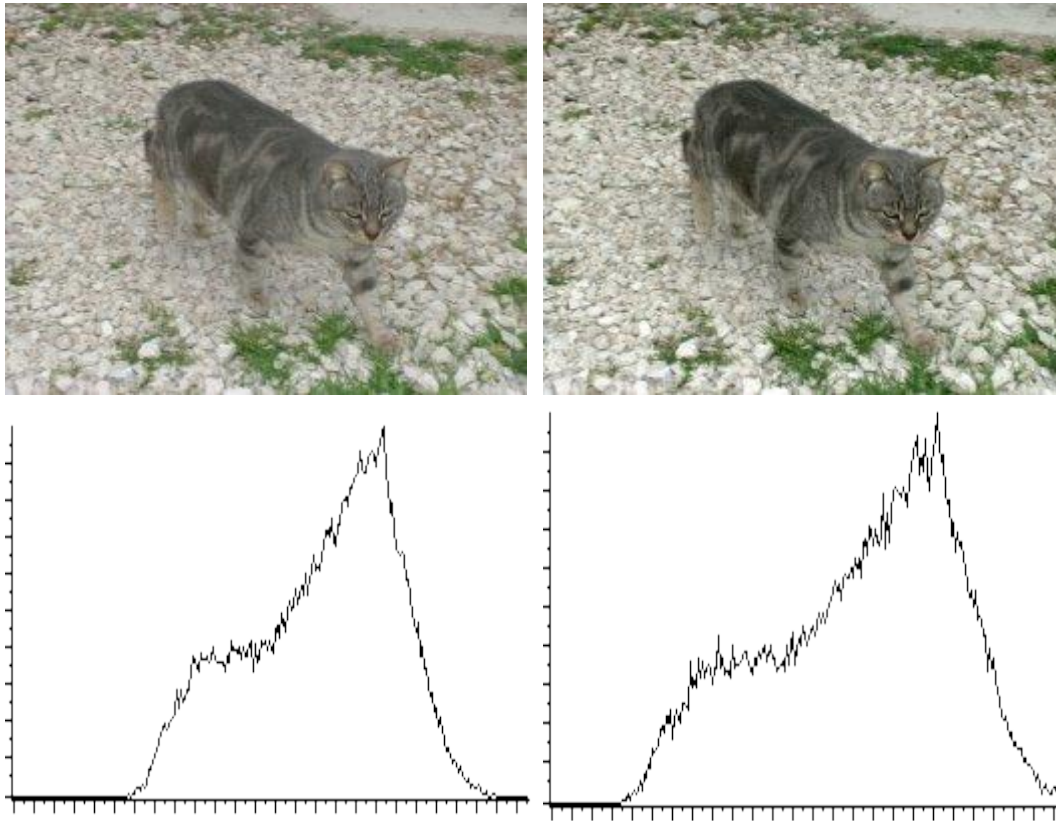


Figure .20 : Exemple d'étirement de l'histogramme

2.3.2.2. La réduction du bruit par filtrage

Le filtrage consiste à appliquer une transformation (appelée *filtre*) à tout ou partie d'une image numérique en appliquant un opérateur. On distingue généralement les types de filtres suivants :

2.3.2.2.1. Filtrage numérique

Pour améliorer la qualité visuelle de l'image, on doit éliminer les effets des bruits (parasites) en lui faisant subir un traitement appelé filtrage.

Le filtrage consiste à modifier la distribution fréquentielle des composantes d'un signal selon des spécifications données [And 87]. Le système linéaire utilisé est appelé filtre numérique.

Parmi ces systèmes, nous distinguons : Les filtres passe-bas (lissage), filtres passe-haut (accentuation), filtres passe-bande (différenciation) et filtres directionnels.

a) Filtre passe-bas (lissage)

Ce filtre n'affecte pas les composantes de basse fréquence dans les données d'une image, mais doit atténuer les composantes de haute fréquence. L'opération de lissage est souvent utilisée pour atténuer le bruit et les irrégularités de l'image.

Elle peut être répétée plusieurs fois, ce qui crée un effet de flou. En pratique, il faut choisir un compromis entre l'atténuation du bruit et la conservation des détails et contours significatifs.

b) Filtre passe-haut (Accentuation)

Le renforcement des contours et leur extraction s'obtiennent dans le domaine fréquentiel par l'application d'un filtre passe-haut.

Le filtre digital passe-haut a les caractéristiques inverses du filtre passe-bas. Ce filtre n'affecte pas les composantes de haute fréquence d'un signal, mais doit atténuer les composantes de basse fréquence.

c) Filtre passe bande (Différenciation)

Cette opération est une dérivée du filtre passe-bas. Elle consiste à éliminer la redondance d'information entre l'image originale et l'image obtenue par filtrage passe-bas. Seule la différence entre l'image source et l'image traitée est conservée.

2.3.2.2.2. Filtre directionnel

Dans certains cas, on cherche à faire apparaître des détails de l'image dans une direction bien déterminée. Pour cela, on utilise des filtres qui opèrent suivant des directions (horizontales, verticales et diagonales).

2.4. Discussion

Une fois l'image acquise, celle-ci subit plusieurs opérations qu'on appelle « **PRETRAITEMENT** ». L'objectif de cette étape finalement est de préparer l'image pour l'étape suivante, c'est-à-dire la « **SEGMENTATION** ».

Chapitre 3 : Approche de segmentation d'images

3.1. Préambule

Après acquisition et prétraitement de l'image, celle-ci est segmentée afin d'offrir à l'expert un complément d'informations (quantifiées) lui permettant d'étayer son diagnostic.

Dans ce chapitre, nous passons en revue les différentes approches de segmentation.

3.2. Segmentation d'image

En traitement d'image, la segmentation est un procédé qui a pour but de rassembler les pixels de l'image étudiée en régions selon des critères prédéfinis. Un traitement visant à extraire uniquement deux régions de l'image initiale peut être vu comme une binarisation.

Si l'homme est actuellement capable de différencier, dans une image quelconque, les objets la constituant, c'est parce qu'il est capable de comprendre les mécanismes, les relations liant les divers objets de la scène. Les algorithmes de haut niveau capables d'arriver à un tel résultat ne sont pas encore d'actualité.

Nous pouvons adopter la définition suivante pour la segmentation :

"La segmentation est un traitement de bas niveau qui consiste à créer une partition de l'image I en sous-ensembles R_i , appelés *régions* tels qu'aucune région ne soit vide, l'intersection entre deux régions soit vide et l'ensemble des régions recouvre toute l'image. Une *région* est un ensemble de pixels connexes ayant des propriétés communes qui les différencient des pixels des régions voisines." [Cocquerez et Philipp, 1995].

$$1) \bigcup_{i=1}^n R_i = I$$

$$2) R_i \cap R_j = \Phi$$

3) Les sous ensembles R_i , $i=1, \dots, n$ sont connexes

4) Il existe un prédicat P tel que : $P(R_i) = \text{vrai}, \forall i=1, \dots, n$

5) $P(R_i \cup R_j) = \text{faux}, \forall (i, j), i \neq j$ et R_i, R_j sont contiguës

Où P désigne un prédicat défini sur l'ensemble des points de R_i et Φ un ensemble vide.

3.3. Approches de segmentation d'images

Dans l'objectif d'analyser une image, la segmentation est alors une étape primordiale. On regroupe de façon usuelle les méthodes de segmentation en 4 groupes [Cocquerez et Philipp, 1995] [Nikolaidis et Pitas, 2001] [Trémeau et al, 2004] [Maitre, 2003] basés respectivement sur :

- une approche globale de l'image.
- la recherche de « frontières ».
- la recherche de « régions ».
- la coopération entre les trois premières.

Ces méthodes permettent de segmenter l'image en régions homogènes. Le résultat correspond à un partitionnement de l'image ; chaque pixel est en effet étiqueté de façon à indiquer son appartenance à telle ou telle région. On peut alors l'interpréter comme une classification des pixels en n classes (régions).

3.3.1. Approche globale de l'image (pixellaire)

Le principe consiste à regrouper les pixels selon leurs attributs (intensité, contraste, vecteur moment) sans tenir compte de leur localisation au sein de l'image. Cela permet de construire des classes de pixels ; les pixels adjacents, appartenant à une même classe, forment alors des régions. Parmi les approches pixellaires, on distingue les méthodes par seuillage, basées uniquement sur un seul attribut (souvent l'intensité du pixel), des méthodes permettant une classification multi attributs (par exemple l'intensité du pixel et un calcul de distances). L'objectif consiste à affecter à chaque pixel de l'image une étiquette ei indiquant la classe (région) i la plus proche (mesure de distance entre le pixel et le centre de gravité de la classe).

3.3.1.1. Les méthodes à seuils

Le seuillage d'histogramme (thresholding) est l'une des méthodes de segmentation les plus simples à implémenter ; cette approche va séparer les éléments d'une image en se basant uniquement sur l'intensité de niveaux de gris des éléments la constituant. Elle consiste à repérer les modes de l'histogramme (zones de forte densité) et rechercher les frontières entre ces modes dans les zones de faible densité. Cette méthode est donc basée sur l'hypothèse forte qu'à chaque mode de l'histogramme correspond une région. Si un seuillage simple est utilisé, on obtient une séparation de l'histogramme en deux milieux uniquement. Pour les cas plus complexes d'histogrammes présentant plus de deux classes, un seuillage multiple devient nécessaire (figure 21 et 22).

Ainsi, chaque pixel de l'image est classé selon son niveau de gris et les seuils prédéfinis. Cependant, il arrive souvent d'avoir à traiter des images représentant des objets d'intensités homogènes uniquement localement. On peut alors recourir à un seuillage non uniforme de l'image. Des seuillages adaptatifs seront alors appliqués sur différentes zones de l'image.

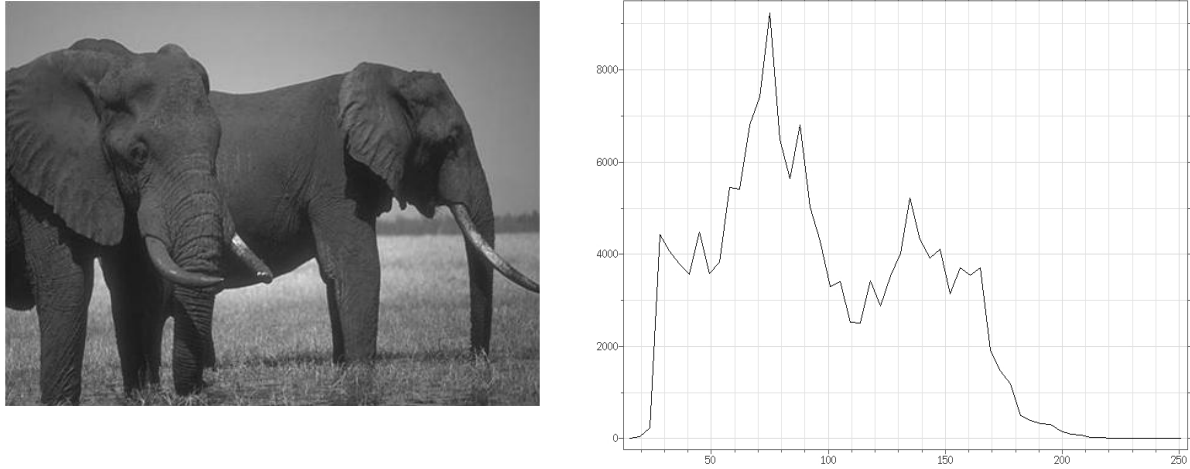


Figure. 21: A gauche: une image "réelle". A droite: histogramme des niveaux de gris.

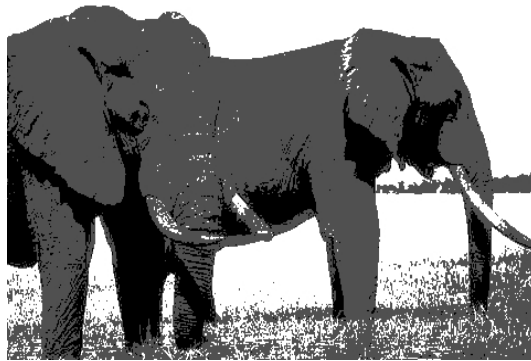


Figure. 22 : Segmentation de l'image précédente à l'aide de 2 seuils: 50 et 110.

Ces méthodes ont fait l'objet de nombreuses recherches dans l'estimation d'un seuil optimal [Ridler et Calvard, 1978] [Otsu, 1979] [Kapur et al, 1985] [Glasbey, 1993] [Sankur et Sezgin, 2004]. Cependant, elles ne sont utilisables que dans le cas d'images peu bruitées, constituées d'objets d'intensités homogènes et significativement différentes d'un objet à l'autre.

3.3.1.2. La classification (clustering)

Cette méthode consiste à regrouper et à classer les pixels d'une image en classes en fonction de leurs propriétés. A chaque point de l'image est associé un vecteur d'attributs. La classification est alors effectuée sur ces vecteurs d'attributs de façon à aboutir à un nombre restreint de régions homogènes au sein de l'image. Il existe deux grandes tendances : la classification supervisée, basée sur l'apprentissage de propriétés discriminantes sur un échantillon de données déjà classées, et la classification non supervisée basée sur une mesure de distance entre les vecteurs d'attributs. Nous présentons ici trois méthodes de classification qui nous paraissent être les plus utilisées :

A. Les k-plus-proches-voisins

La méthode des k plus proches voisins (*k nearest neighbours*) est une méthode supervisée se basant sur un principe très simple. On compare chaque vecteur X_i à ceux de la base d'apprentissage, pour trouver ses k plus proches voisins du point de vue colorimétrique (le critère de segmentation est la couleur du pixel). On compte ensuite le nombre d'occurrences de chaque classe dans la liste des voisins, et on affecte au vecteur le label de la classe qui apparaît le plus souvent.

Idée du fonctionnement de la méthode des k plus proches voisins ($k=5$). Parmi les 5 plus proches voisins du point noir au centre, deux points appartiennent à la classe rouge, et trois à la classe bleue. C'est donc la classe bleue qui sera affectée au point noir (figure 23).

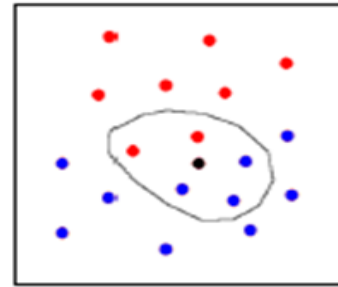


Figure. 23 : exemple *k nearest neighbours*

B. Les k-moyennes

La méthode des k -moyennes (ou *k-means*) est basée sur un algorithme itératif. Elle consiste dans un premier temps à découper l'image en k zones (de façon aléatoire ou selon une heuristique) représentant des classes de départ. On calcule ensuite le vecteur moyen de chacune des classes, et on replace chaque pixel de l'image dans la classe dont le vecteur moyen est le plus proche. On répète l'opération jusqu'à un nombre maximal d'itérations, ou jusqu'à ce que les vecteurs moyens recalculés ne varient plus de manière significative entre deux itérations.

Cette méthode, sensible à l'initialisation des centres de gravité (risque de solution locale pas forcément optimale) n'est de plus pas robuste pour l'analyse d'images présentant des régions de formes quelconques (la frontière entre deux régions adjacentes correspond à un segment, d'où la limitation de forme, dont chaque point est équidistant des deux centres de gravité des deux régions).

Quelques variantes de cet algorithme existent :

- Une généralisation sous le nom de nuée dynamique

Les différents groupes ne sont plus représentés par leurs centres de gravité uniquement, mais par leurs "noyaux" [DID71]. Un noyau peut être un ensemble de q points (les plus centraux), un axe principal ou un plan principal. Il faut donc disposer d'une fonction qui, à un ensemble donné, associe son noyau. Il faut ensuite réaffecter les points aux différents noyaux. On itère ensuite les deux phases : affectation, représentation, jusqu'à convergence du critère choisi. La partition finale dépend cependant de la configuration des noyaux de départ.

– La méthode des « k-moyennes floues », considérant qu'un pixel peut appartenir à différentes classes avec des degrés d'appartenance différents compris dans l'intervalle $[0, 1]$, est une amélioration des k-moyennes.

C. Réseaux de neurones

Méthode supervisée nécessitant une phase contraignante d'apprentissage, les réseaux de neurones sont capables d'établir des relations entre les données en entrée du réseau et le résultat en sortie. Un réseau particulier peut par exemple retourner la classe à laquelle appartient le pixel à partir de son niveau de gris et d'une connaissance du voisinage [Duda et al, 2001]. Ce système bien que fournissant de manière automatique un résultat reste très difficile à mettre en place. Le choix de l'architecture du réseau tout comme la taille de l'échantillon initial indispensable à l'apprentissage (risque de sous et sur apprentissage) restent aujourd'hui des paramètres non déterminés analytiquement.

3.3.2. Approche région

L'objectif de ces méthodes consiste toujours à partitionner l'image traitée en régions homogènes ; chaque objet de l'image pouvant être ainsi constitué d'un ensemble de régions. Dans le but de produire des régions volumineuses et afin d'éviter une division parcellaire des régions, un critère de proximité géographique peut être ajouté au critère d'homogénéité. Au final, chaque pixel de l'image reçoit une étiquette lui indiquant son appartenance à telle ou telle région. On obtient ainsi une carte des régions de l'image.

On distingue deux familles d'algorithmes pour l'approche région: les méthodes de *croissance de régions* qui agrègent les pixels voisins (méthodes ascendantes [Zhu et Yuille, 1996]) selon le critère d'homogénéité (intensité, vecteur d'attributs) ; les méthodes qui *fusionnent ou divisent* les régions en fonction du critère choisi (méthodes dites descendantes).

3.3.2.1. La croissance de région

La croissance s'effectue à partir de pixels initiaux appelés « germes ». Ces germes peuvent être sélectionnés de façon aléatoire ou automatique [Cocquerez et Philipp 1995]. Lors d'une itération du processus, les pixels adjacents à la région sont étudiés. S'ils vérifient les conditions d'homogénéité (critère défini au préalable), le pixel sera alors agrégé dans la région. Les pixels non intégrés aux régions peuvent générer eux-mêmes de nouvelles régions ou être quand même assimilés à la région la plus proche (cas du bruit dans une image par exemple). Généralement, une mesure de similarité peut être évaluée par un calcul de distance entre les attributs du pixel candidat et ceux de la région. Lorsqu'une région intègre un nouvel élément, ses attributs sont alors remis à jour.

La croissance de région s'interrompt lorsque tous les pixels adjacents aux régions ont été affectés. L'approche demeure efficace lorsque les paramètres de critères d'homogénéité (intensité et spatial), de choix de germes, de choix du parcours des pixels candidats, de seuils, sont bien choisis. En effet, la méthode reste très sensible à la variation d'un de ces paramètres et le résultat final en est fortement dépendant. Cette méthode est donc bien adaptée aux séquences d'images présentant de faibles variations comme par exemple les images d'une acquisition vidéo. Le choix des paramètres est alors effectué sur la première image, puis conservé pour l'ensemble des images suivantes [Zhang et al, 2004] [Lezoray, 2000].

3.3.2.2. Les méthodes de décomposition et fusion (« Splitting and Merging »)

Le principe consiste en une alternance de phases de division et de fusion de régions jusqu'à optimiser un critère d'homogénéité choisi préalablement [Yang, 1988]. Pour l'étape de fusion, on recherche dans les couples de régions possibles (régions adjacentes quasi similaires), ceux candidats à un possible regroupement. Chaque couple retenu est noté en fonction de l'impact qu'aurait sa fusion sur le critère d'homogénéité global. Les couples les mieux notés sont alors fusionnés. L'étape de décomposition (division) agit de façon opposée ; les régions les moins homogènes sont alors divisées en régions plus petites. Le processus de division peut, dans le cas extrême, aboutir à un maillage de l'image sous forme de pixels indépendants. Le résultat final est obtenu lorsque la condition d'arrêt prédéfinie est atteinte (nombre de régions, contraste) ou lorsque les notes attribuées aux couples candidats à la fusion n'évoluent plus significativement. Dans [Maes, 1998], l'image est d'abord partitionnée en utilisant les lignes de partage des eaux avant la fusion des régions similaires ainsi obtenues. Deux des méthodes de décomposition et fusion de régions les plus utilisées reposent sur le diagramme de Voronoï [Chassery et Melkemi, 1991] et l'utilisation d'un arbre quaternaire.

A. Diagramme de Voronoï

L'utilisation du diagramme de Voronoï permet un partitionnement de l'image en polygones. On se base sur le fait que la frontière entre les cellules de Voronoï de deux germes distincts se situe forcément sur la médiatrice qui sépare ces deux germes. En effet, les points de cette médiatrice sont équidistants des deux germes donc on ne peut pas affirmer qu'il se situent dans l'une ou l'autre cellule de Voronoï. Pour un ensemble de germes, le diagramme de Voronoï se construit donc en déterminant les médiatrices de chaque couple de germes. Un point d'une médiatrice appartient alors à une frontière de Voronoï s'il est équidistant d'au moins deux germes et qu'il n'existe pas de distance plus faible entre ce point et un autre germe de l'ensemble (figure 24).



Figure. 24 : cellules de Voronoï

B. Arbre quaternaire (« quadtree »)

Le principe consiste à diviser l'image initiale en régions rectangulaires répondant toutes au critère d'homogénéité avant d'appliquer la phase de fusion. Partant de l'image comme région initiale, on construit l'arbre en subdivisant en quatre la région si elle ne répond pas au critère d'homogénéité. On réitère alors l'opération sur les 4 régions filles si besoin. Chaque nœud de l'arbre contient alors exactement quatre nœuds fils. Une fois l'arbre quaternaire établi, certaines feuilles de l'arbre ont des caractéristiques similaires ; elles sont alors regroupées ensemble durant la phase de fusion.

Cette méthode, bien que plus rapide dans le traitement des données, fournit un résultat présentant une approximation grossière des frontières (en marches d'escalier).

En conclusion, l'approche région décompose bien l'image initiale en régions aux contours fermés répondant au critère d'homogénéité souhaité. Cependant, ces méthodes restent sensibles à beaucoup de paramètres comme le sens de parcours des diverses régions ou encore l'initialisation des germes. Cette approche propose de plus une mauvaise gestion, erreurs d'affectation, des pixels placés à la « frontière » d'au moins deux régions.

3.3.3. Approche contour

Duales des approches région, les approches contour ne cherchent plus à trouver les régions elles-mêmes mais leurs frontières. Essentiellement basées sur des mesures de gradients au sein de l'image, elles consistent en une étude locale de recherche de discontinuités [Cocquerez et Philipp, 1995]. Elles exploitent le fait qu'il existe une transition décelable entre deux régions adjacentes. Les contours extraits via les calculs des dérivées première et seconde (nous permet tant de détecter les zones de forte variation) ne sont généralement pas fermés et /ou continus. Il est donc souvent nécessaire d'associer une méthode de suivi et /ou de fermeture des contours [Pratt, 2001] selon le résultat escompté.

On discerne trois grandes familles d'approches :

3.3.3.1. Les méthodes de calculs de gradients discrets

L'utilisation des filtres tels que ceux de Sobel, Prewitt ou encore Roberts permet de calculer les gradients locaux en tout point de l'image. Ils permettent de discrétiser le calcul des dérivées. Ces méthodes, bien que rapides à implémenter, ne sont malheureusement pas robustes au bruit.

3.3.3.2. Les détecteurs de contour

On peut citer les détecteurs de Canny [Canny, 1986], Deriche [Deriche,1987], Marr-Hildreth [Marr et Hildreth, 1980] ou celui plus récent de Bao[Bao et al ., 2005] . Une fois la norme et la direction du gradient calculées en chaque pixel de l'image, ces méthodes extraient des contours d'un seul pixel d'épaisseur en sélectionnant les maxima locaux des normes des gradients. De plus, l'utilisation d'une méthode de simple ou multi seuillage, permet de supprimer les pixels isolés et au contraire de prolonger certaines portions de contours. Ces méthodes de seuillage ne sont pas parfaites et le résultat final correspond souvent à un ensemble de contours non fermés, ne délimitant pas des régions. Pour les opérateurs de Canny et de Deriche, une variable supplémentaire permet d'ajuster la sensibilité de la détection au détriment de la précision spatiale du contour et *vice versa*. On peut de plus noter que la détection de contours dans les zones à forts gradients ne correspond pas forcément à un objet. Dans ce cas, un post - traitement peut s'avérer efficace.

Ces méthodes, de mise en œuvre simple, donnent de bons résultats pour l'analyse d'image représentant des objets *non texturés, fortement contrastés, aux contours marqués*.

3.3.3.3. Les modèles déformables

Les modèles déformables, introduits par Kass et Terzopolous [Kass et al ., 1987] [Terzopolous et al ., 1998] sont aussi connus sous les noms de « snakes » ou « contours actifs». Un contour actif agit comme un élastique. Initialisé proche du contour à trouver, il modifie sa forme de façon à venir épouser celle de la frontière recherchée. Différents types de forces lui sont appliqués de façon à induire ce comportement. Mentionnons principalement : les forces dites « internes », qui contrôlent la régularité de la courbe ou sur face recherchée [Nikolaidis et Pitas, 2001], et les forces « externes » liées aux attributs de l'image.

Ces méthodes offrent une alternative aux méthodes citées précédemment.

Les modèles déformables sont en effet peu sensibles au bruit et gèrent de façon efficace les contours irréguliers. De plus, les modèles déformables appartenant au domaine continu, les contours obtenus ont une précision supérieure à la résolution de l'image étudiée. Ces méthodes sont beaucoup employées dans l'imagerie médicale [Delingette et Montagnat , 2001] où la comparaison entre un modèle témoin et celui issu d'un modèle déformable sur une image (2D comme 3D) renseigne l'expert sur une possible anomalie. D'autres approches consistent en un modèle déformable géométrique [Malladi et al., 1995] ou un modèle fondé sur les ensembles de niveaux [Osher et Sethian, 1988] ; le contour actif est alors défini comme une courbe de niveau(ensemble de points de valeurs identiques) [Dufour et al . , 2005].

L'inconvénient majeur de ces méthodes réside dans l'initialisation du contour actif et le choix des poids influençant l'impact des forces en présence (internes et externes). Ces méthodes nécessitent donc d'avoir une connaissance a priori, de l'environnement étudié et de l'objet recherché. C'est une méthode de segmentation un peu particulière correspondant plus à l'extraction d'objets.

En conclusion, ces méthodes de *détection de contours* permettent d'obtenir au final une carte des divers contours présents dans l'image. Bien souvent, ces contours ne sont ni fermés, ni continus. On a alors recours à des opérations de *fermetures morphologiques* ou aux méthodes de *suivi de contours* ; ces approches permettent d'améliorer le résultat.

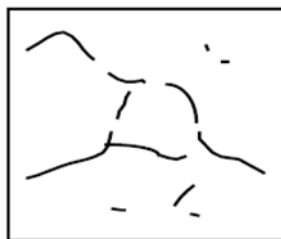


Figure. 25 : Points contour

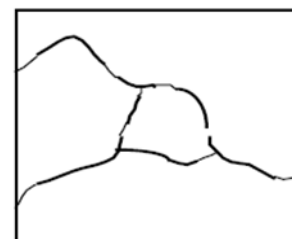


Figure. 26 : Fermeture des contours

3.3.4. Approche coopérative

Dans cette catégorie, on compte les approches hybrides ou mixtes, elles consistent à combiner les résultats de diverses méthodes afin d'en ajouter leurs avantages. Globalement, une approche contour permet la localisation des frontières, des contours, non continus donc difficilement utilisables. En y joignant une approche région dont les caractéristiques sont l'obtention de zones fermées et homogènes, on peut ainsi pallier les faiblesses de chacune des techniques: la faible précision du contour (approche région) et l'obtention de régions non fermées (approche contour).

On distingue différentes catégories de méthodes mixtes :

3.3.4.1. Par fusion de résultats obtenus avec diverses méthodes

Citons l'exemple d'une coopération entre une méthode basée croissance de régions et une méthode par modèle déformable. Dans [Zhu et Yuille, 1996], la compétition entre régions fait se développer une région de couleur homogène tout en limitant les contours irréguliers.

3.3.4.2. Par utilisations successives des approches contour et région

La méthode région va alors utiliser la carte de contours obtenue via l'application d'une approche contour. Elle permet d'accroître la précision des frontières entre régions. Un exemple de cette approche peut être l'utilisation d'une approche par croissance de régions en forçant les frontières à épouser la carte des contours obtenue par une des approches contour explicitées précédemment.

3.3.4.3. Par utilisation simultanée de méthodes basées contour et région

Le résultat est alors construit de façon dynamique au cours du processus de segmentation. La méthode développée dans [Pavlidis et Liow, 1990] propose une amélioration de la méthode de division-fusion liée à l'arbre quaternaire en y ajoutant une méthode similaire aux modèles déformables. Les deux premières phases de l'algorithme sont en effet celles de la division- fusion : création de l'arbre quaternaire sur un critère d'homogénéité puis fusion des régions voisines selon ce même critère. La troisième phase correspond à l'utilisation d'un modèle déformable tenant compte de la norme du gradient local et de la courbure du contour. Cette méthode propose l'avantage de lisser les contours obtenus par la simple application de la méthode de division-fusion du « quadtree » mais reste cependant fortement liée à l'arbre quaternaire et nécessite le réglage de nombreux paramètres.

3.4. Méthodes de segmentation d'images texturées

La texture est une caractéristique importante de la surface et de la structure interne d'un objet. Son analyse est essentielle dans l'interprétation automatique d'une scène. Elle repose principalement sur la détermination de mesures ou d'attributs de texture suffisamment pertinents et discriminants, pouvant permettre de caractériser efficacement la texture et de la différencier aisément entre plusieurs autres.

La plupart des méthodes de segmentation étudiées précédemment sont applicables à la segmentation d'images texturées. A chaque pixel est alors associé un vecteur d'attributs traduisant les propriétés de la texture de façon locale (voisinage). La phase de segmentation, correspondant à la détermination des diverses frontières, régions, s'effectue alors par comparaison de ces différents vecteurs d'attributs. Cette étape s'effectue via des mesures de distances entre les vecteurs d'attributs et non plus uniquement l'intensité du niveau de gris du pixel.

D'autres méthodes de segmentation plus spécifiques permettent l'analyse des images texturées. L'objectif de telles approches consiste à segmenter l'image en objets selon leurs textures.

Beaucoup de travaux [Tuceryan et Jain, 1993] se sont intéressés à la segmentation d'images texturées et à leur caractérisation. On peut regrouper les différentes approches en trois grandes catégories :

- Les approches statistiques,
- Les approches structurelles,
- Les approches paramétriques.

3.4.1. Les approches statistiques

Cherchant à estimer les paramètres de la texture à segmenter, le modèle de la texture est généralement assimilé à un vecteur d'attributs, un ensemble de nombres, décrivant au mieux la texture.

On distingue les méthodes basées sur :

- L'utilisation de la matrice de cooccurrences [Haralick et al . , 1973]
Beaucoup d'applications visant à classer des images texturées utilisent des critères dérivés de la matrice de cooccurrences (énergie, entropie, contraste). Ces méthodes donnent de bons résultats mais nécessitent beaucoup de temps de calcul. [Argenty et al . , 1990] proposent alors un algorithme permettant de calculer plus rapidement les matrices de cooccurrences.
- Le calcul du nombre de pixels partageant les mêmes attributs dans toutes les directions de l'espace ;
Cette méthode a été utilisée par [Galloway, 1975] pour classer des images de terrains.
- L'étude des variations d'énergie au sein de la texture [Laws, 1980] ;
Dans [Laws, 1980], l'auteur utilise 9 masques de convolution différents sur toute l'image. Chaque pixel se voit alors affecter un vecteur d'attributs composé de 9 mesures différentes d'énergie. C'est par comparaison de ces vecteurs que sont extraites les différentes régions (selon un critère d'homogénéité).
- La répétition des structures de base ;
Il existe beaucoup d'approches centrées sur l'étude, par exemple, de la granulométrie des matériaux [Dougherty et al, 1989].
- L'évolution en fonction de l'échelle d'observation
Le principe des ondelettes ou simplement le modèle de pyramides de décomposition (pyramide Gaussienne, Laplacienne...) peuvent être utilisés pour la classification de texture [Mallat , 1989] [Chang et Kuo, 1993]. Une approche multi échelles utilisant des filtres de Gabor , pour l'extraction des primitives de base, constitue un autre exemple de segmentation non supervisée de texture [Puzicha et al . , 1996].
- La redondance spatiale des éléments
Déterminées à partir d'une fonction d'auto-corrélation ou de l'application d'une transformée (type Fourier ou Hadamard) [Sonka et al., 1998], les fréquences d'apparition peuvent aboutir à une distribution représentant un modèle de la texture. La distribution de Wigner donne de bons résultats dans la modélisation de textures synthétiques et celles de Brodatz [Reed et Wechsler, 1990] .
- La redondance des contours au sein de la texture
Cet te méthode est facile à mettre en place mais le résultat est évidemment dépendant du détecteur de contour choisi. Une méthode de classification de textures robuste au bruit, basée sur le détecteur de contours de Canny, est proposée dans [Kjell et Wang, 1991].

3.4.2. Les approches structurelles

Beaucoup moins répandues que les approches statistiques, ces méthodes visent à extraire les primitives de base constituant la texture et un ensemble de règles permet tant leur synthèse. Un exemple peut être la description de textures par les fractales [Chaudhuri et al ., 1993] . Introduites par [Pentland,1984], ces approches utilisent la corrélation existant entre l'irrégularité de la texture et sa dimension fractale.

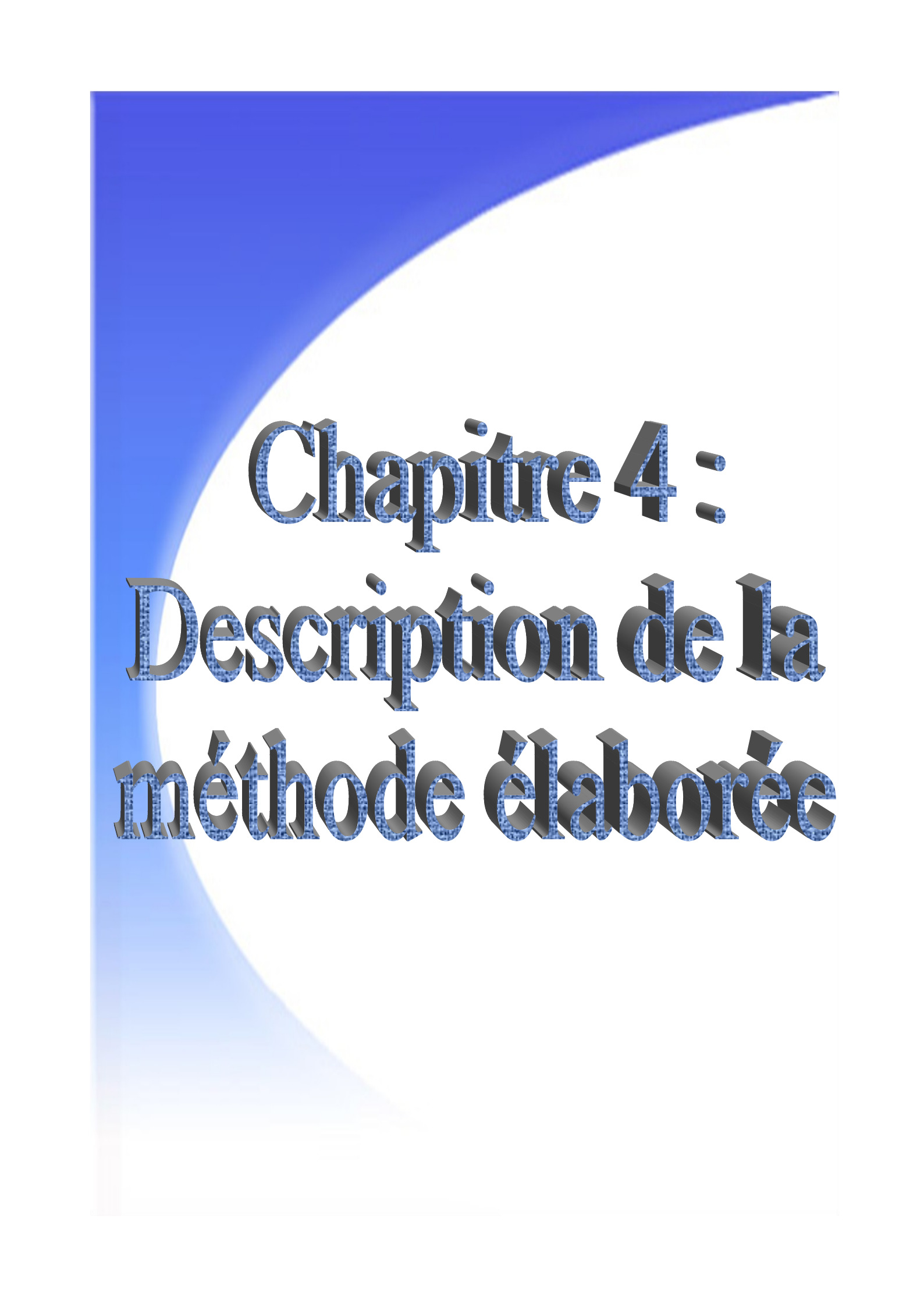
3.4.3. Les approches paramétriques

Basées sur la certitude de l'existence d'un modèle de la texture, ces approches vont chercher à déterminer les paramètres de ce modèle. Ces méthodes présentent l'avantage de pouvoir, après estimation du modèle, synthétiser cette même texture. L'image est alors modélisée comme une distribution de Gibbs ou un champ aléatoire de Markov [Raghu et egnanarayana, 1996] [Schroeter et al ,1998]. Issues des mécanismes de la distribution de Gibbs et de la théorie des probabilités de Markov, les MRF (Markov Random Field) permettent de générer aléatoirement des textures régulières ou non (fortement structurées) [Picard, 1991]. Une approche particulière de ces champs de Markov aléatoires, est la GMRF (pour Gaussian MRF). Proposée par [Chellappa et Jain, 1993], elle prend en compte le fait que les niveaux de gris des pixels de l'image suivent globalement une distribution Gaussienne. C'est cette approche qui est la plus utilisée actuellement pour modéliser les textures naturelles ou synthétiques. Son efficacité sur des images synthétisées à partir des textures de Brodatz a été démontrée dans [Manjunath et Chellappa, 1991].

3.5. Discussion

Malgré la diversité des méthodes de segmentation, il n'existe toujours pas une méthode qui permettrait de segmenter tous les types d'images.

Nous proposons dans le prochain chapitre une méthode de segmentation en utilisant une technique de codage basée sur la texture et l'altitude.



Chapitre 4 :

Description de la méthode élaborée

4.1. Préambule

Nous présentons dans ce chapitre une méthode de segmentation basée sur la texture et l'altitude des objets présents dans l'image. Cette méthode utilise deux codages, le premier sert à discriminer la texture des objets et le deuxième à raccorder la texture à l'altitude.

4.2. Principe de codage d'une texture à niveaux de gris [Ameur, 2001]

Le codage consiste à affecter une valeur de code à chaque pixel de l'image, et non un niveau de gris. En effet, l'image d'origine représentée dans l'espace de départ, est transformée en une image codée dans un espace intermédiaire de façon que l'information texturale soit mise en évidence. L'image symbolique obtenue dans l'espace intermédiaire permet ensuite d'extraire les caractéristiques de la texture (figure 27).

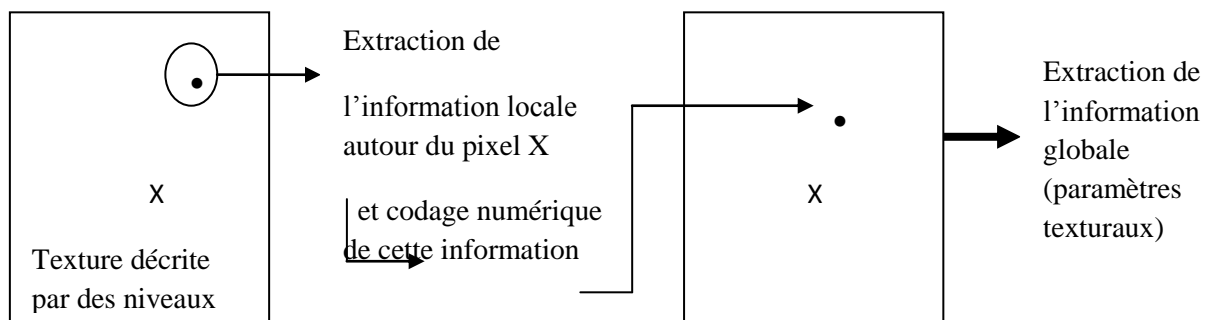


Figure. 27 : Principe de codage d'une texture à niveaux de gris

On considère tout d'abord une information locale que l'on code pour ensuite l'exploiter globalement à partir de l'image codée. L'exploitation globale consiste à étudier l'agencement spatial des informations locales dans le but d'extraire les caractéristiques de la texture originelle. Le but du codage est double. Il doit mettre en évidence l'information texturale recherchée, mais aussi supprimer l'information superflue de façon à diminuer la quantité de données à analyser et donc diminuer les temps de calculs.

4.3. Méthode des rangs

Pour caractériser la texture, l'image est, d'abord parcourue par une fenêtre (Ω) centrée successivement sur chacun de ses pixels. Ensuite, les vecteurs de rangs et leur fréquence d'apparition sont calculés sur cette fenêtre et affectés au pixel analysé.

Considérons un pixel donné de l'image et ses quatre voisins. L'image est balayée de gauche à droite et de haut en bas. Un vecteur de rangs est obtenu en attribuant, d'abord, une étiquette à la position de chacun des pixels de ce voisinage et en choisissant une direction selon laquelle ces pixels seront parcourus, puis traités. Suivant le balayage de l'image ainsi défini, les étiquettes sont 0, 1, 2 et 3 pour un 4-voisinage. Ces étiquettes sont classées dans l'ordre croissant des niveaux de gris et dans l'ordre d'apparition des pixels. L'ensemble de ces étiquettes ainsi classées forme, par définition, le vecteur de rangs $[r_0 \ r_1 \ r_2 \ r_3]$. La figure 28 illustre les étapes de construction d'un vecteur de rangs

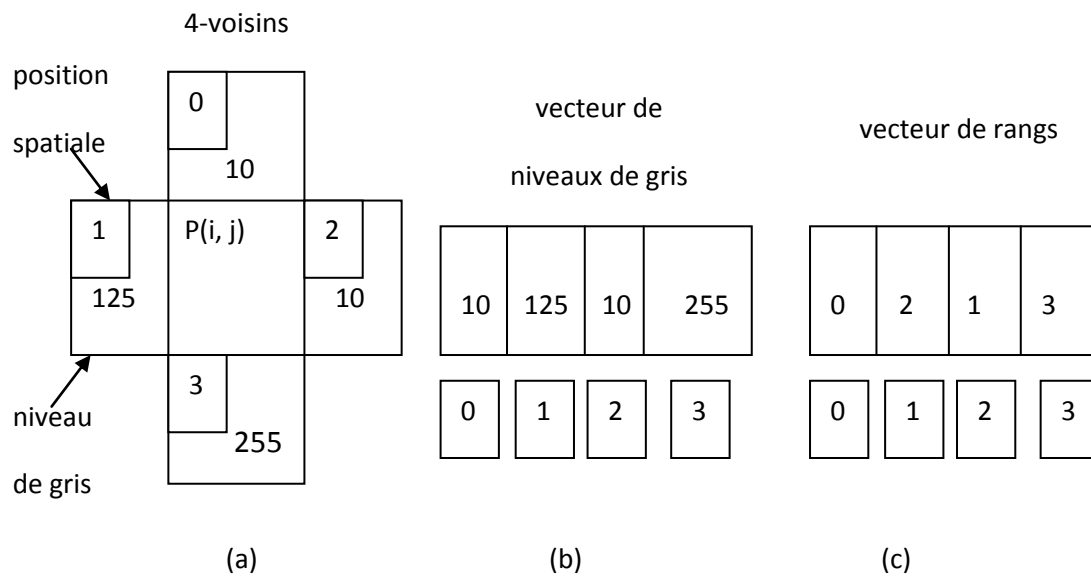


Figure .28 : Etapes de construction d'un vecteur de rang.

Ce vecteur est ensuite codé dans une base quaternaire selon la relation suivante:

$$V_r(i, j) = r_0 * 4^0 + r_1 * 4^1 + r_2 * 4^2 + r_3 * 4^3 \quad (IV.1)$$

Avec $0 \leq V_r(i, j) \leq 255$

Le code du vecteur de rangs $[0 \ 2 \ 1 \ 3]$ vaut: $0 \times 4^0 + 2 \times 4^1 + 1 \times 4^2 + 3 \times 4^3 = 216$.

Soit N_m , le rang caractérisant cette fenêtre. Chaque motif engendrant des vecteurs de rangs, est désigné par $p = 0, 1, \dots, N_m - 1$. Soit $F(p)$, la fréquence d'apparition du motif p , c_p le code de $p^{\text{ième}}$ vecteur de rangs et C , l'ensemble des valeurs des codes possibles. La somme de toutes les fréquences possibles est évidemment égale à l'unité. La figure 29 illustre la méthode de calcul de $F(p)$

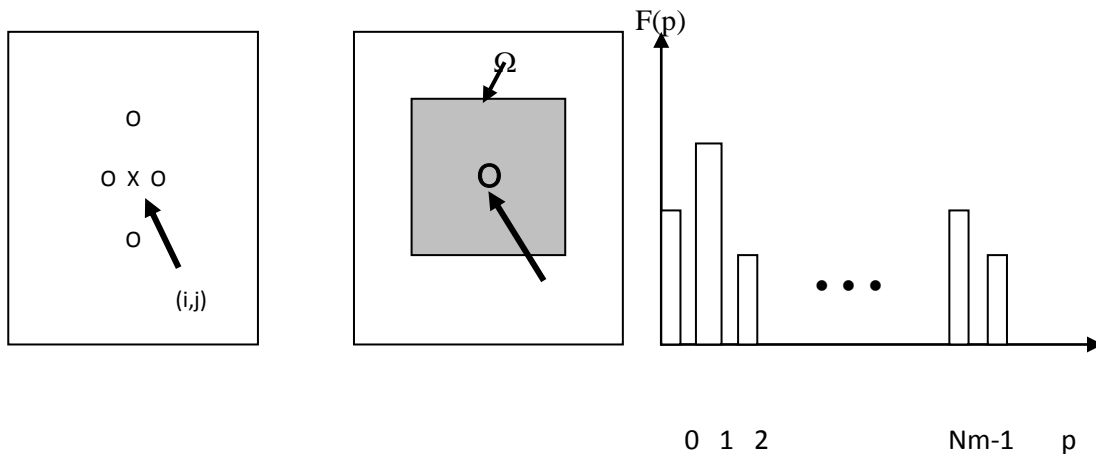


Figure. 29 : Calcul des fréquences des vecteurs de rangs.

Il existe deux méthodes de vecteurs de rangs en faisant respectivement $N_m = 24$ et $N_m = 75$.

- **La méthode de rang 24 :** Appelée aussi méthode des rangs distincts, elle fait intervenir un vecteur de rangs où toutes les composantes sont différentes. Pour ce faire, on considère un 4-voisinage et on affecte aux voisins de chaque pixel a_{ij} , une position spatiale k allant de 0 à 3. Soit f_q (avec $q = 0, \dots, 3$), les niveaux de gris des quatre pixels voisins. Le vecteur des niveaux de gris de ces pixels est alors défini par :

$$V(i,j) = [f(i-1,j) \ f(i,j-1) \ f(i,j+1) \ f(i+1,j)]^T \quad (IV.2)$$

où $f(i,j)$ est le niveau de gris du pixel a_{ij} .

Ensuite, on ordonne f_q dans un ordre croissant. En utilisant les indices de position spatiale, on peut représenter le vecteur des niveaux de gris par :

$$V(i,j) = [f_0 \ f_1 \ f_2 \ f_3]^T \quad (IV.3)$$

Chapitre 4 : Description de la méthode élaborée

Pour chaque vecteur de niveaux de gris, on obtient un vecteur de rangs défini par :

$$R(i,j) = [r_0 \ r_1 \ r_2 \ r_3]^T \quad (IV.4)$$

où r_q (avec $q=0,\dots,3$) est le rang de niveau de gris f_q dans $V(i,j)$ et $0 \leq r_q \leq 3$.

Les différents vecteurs de rangs ainsi obtenus, correspondent à différents motifs. Pour les discriminer, nous définissons un code pour chaque vecteur de rangs à l'aide de l'équation(IV.1)

La table5 et 6 montrent respectivement les différentes combinaisons de codes possibles pour les deux types de vecteur. Dans ces figures, $Comb_i$ est le numéro de la combinaison du code, $V_r(i)$ est la valeur du code, $[r_0 \ r_1 \ r_2 \ r_3]$ le vecteur de rangs.

$Comb_i$	$V_r(i)$	$[r_0 \ r_1 \ r_2 \ r_3]$	$Comb_i$	$V_r(i)$	$[r_0 \ r_1 \ r_2 \ r_3]$
0	27	[3 2 1 0]	12	135	[3 1 0 2]
1	30	[2 3 1 0]	13	141	[1 3 0 2]
2	39	[3 1 2 0]	14	147	[3 0 1 2]
3	45	[1 3 2 0]	15	156	[0 3 1 2]
4	54	[2 1 3 0]	16	177	[1 0 3 2]
5	57	[1 2 3 0]	17	180	[0 1 3 2]
6	75	[3 2 0 1]	18	198	[2 1 0 3]
7	78	[2 3 0 1]	19	201	[1 2 0 3]
8	99	[3 0 2 1]	20	210	[2 0 1 3]
9	108	[0 3 2 1]	21	216	[0 2 1 3]
10	114	[2 0 3 1]	22	225	[1 0 2 3]
11	120	[0 2 3 1]	23	228	[0 1 2 3]

Table.6: Codage des vecteurs de rangs distincts (rang24).

- **La méthode de rang 75 :** Appelée aussi méthode des rangs généraux, elle est basée sur un vecteur de rangs plus précis car il distingue si les niveaux de gris sont égaux ou différents. Son principe est identique à celui de la méthode de rang 24, sauf qu'on doit tenir compte de la condition suivante : Si $f_{q,k} = f_{q,k'}$, alors on aura : $r_{q,k} = r_{q,k'}$.

Chapitre 4 : Description de la méthode élaborée

$Comb_i$	$V_r(i)$	$[r_0 r_1 r_2 r_3]$	$Comb_i$	$V_r(i)$	$[r_0 r_1 r_2 r_3]$	$Comb_i$	$V_r(i)$	$[r_0 r_1 r_2 r_3]$
0	0	[0000]	25	57	[1230]	50	120	[0231]
1	1	[1000]	26	64	[0001]	51	129	[1002]
2	4	[0100]	27	65	[1001]	52	132	[0102]
3	5	[1100]	28	66	[2001]	53	133	[1102]
4	6	[2100]	29	68	[0101]	54	134	[2102]
5	9	[1200]	30	69	[1101]	55	135	[3102]
6	16	[0010]	31	70	[2101]	56	137	[1202]
7	17	[1010]	32	72	[0201]	57	141	[1302]
8	18	[2010]	33	73	[1201]	58	144	[0012]
9	20	[0110]	34	74	[2201]	59	145	[1012]
10	21	[1110]	35	75	[3201]	60	146	[2012]
11	22	[2110]	36	78	[2301]	61	147	[3012]
12	24	[0210]	37	80	[0011]	62	148	[0112]
13	25	[1210]	38	81	[1011]	63	152	[0212]
14	26	[2210]	39	82	[2011]	64	156	[0312]
15	27	[3210]	40	84	[0111]	65	161	[1022]
16	30	[2310]	41	88	[0211]	66	164	[0122]
17	33	[1020]	42	96	[0021]	67	177	[1032]
18	36	[0120]	43	97	[1021]	68	180	[0132]
19	37	[1120]	44	98	[2021]	69	198	[2103]
20	38	[2120]	45	99	[3021]	70	201	[1203]
21	39	[3120]	46	100	[0121]	71	210	[2013]
22	41	[1220]	47	104	[0221]	72	216	[0213]
23	45	[1320]	48	108	[0321]	73	225	[1023]
24	54	[2130]	49	114	[2031]	74	228	[0123]

Table. 7: Codage des vecteurs de rangs généraux (rang75).

L'algorithme des vecteurs de rangs se déroule alors de la façon suivante:

DEBUT

ETAPE 0 : Initialisation

- Acquisition de la taille de l'image (nombre de lignes et nombre de colonnes).
- Choix de la taille de Ω , fenêtre dans laquelle on calcule les fréquences de vecteurs de rangs.
- Définition du nombre de classes N_c .

ETAPE1 : Calcul des caractéristiques de textures

- Détermination des vecteurs de rangs $V_r(i, j)$ pour chaque pixel pour un voisinage donné.
- Codage des vecteurs de rangs selon méthode choisie (rangs 24 ou 75)
- Evaluation des fréquences d'apparition des vecteurs de rangs dans chaque fenêtre (Ω), centrée en (i, j) .

ETAPE2: Classification des pixels dans N_c classes en utilisant l'algorithme des

K-Means.

ETAPE3 : Enregistrement du résultat dans une image en N_c niveaux de gris.

FIN.

Afin d'évaluer les performances de cette approche, nous avons appliqué celle-ci à l'une des images de l'album de Brodatz. L'image choisie est représentée par la figure 30. Elle est de taille 256*256 en 256 niveaux de gris. Elle est constituée de trois textures naturelles confinées dans quatre surfaces carrées dont les frontières sont très difficiles à discriminer.

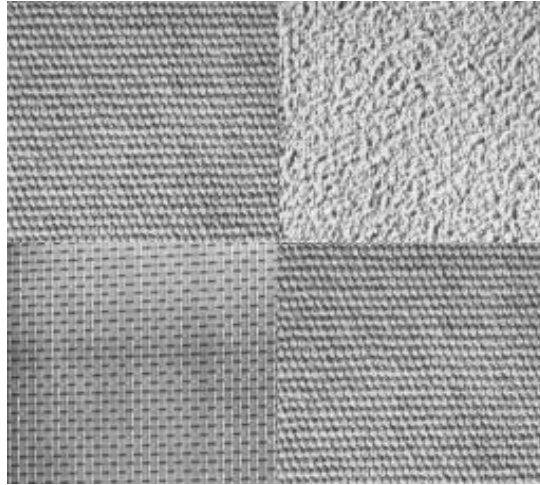


Figure. 30. Image originale.

Comme le montre les figures 31 et 32, l'algorithme des vecteurs de rangs restitue mieux l'image de la figure 30 (image originale).

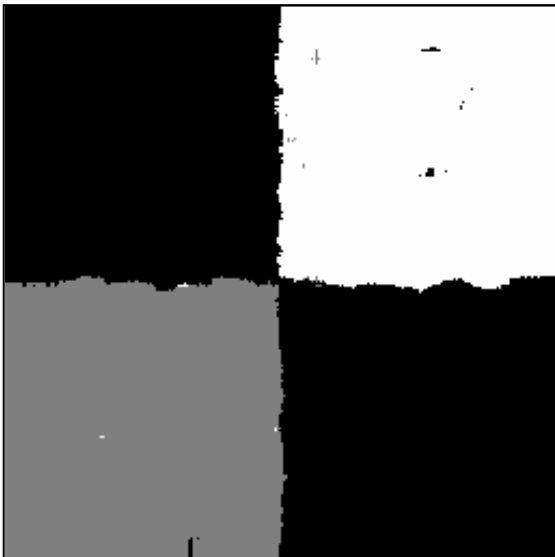


Figure. 31 : Résultats avec les rangs 24

PBC = 98,65 %



Figure. 32 : Résultats avec les rangs 75 :

PBC = 98,9 %

4.4. Analyse des images Météosat

Dans les images Météosat, l'amplitude des niveaux de gris (brillance) des pixels peut nous renseigner sur la disposition verticale des objets la constituant. On parle alors d'*altitude* (table8).

« L'**altitude** est l'élévation verticale d'un lieu ou d'un objet par rapport à un niveau de base » [wikipédia.].

Dans les images visibles, la brillance des nuages diffère selon leur morphologie, et l'augmentation de leur épaisseur se traduit par une évolution de leur teinte du gris vers le blanc. Dans les images infrarouges, la brillance des nuages est d'autant plus forte que la température de leur partie supérieure est plus basse. Dans les images de vapeur d'eau, une région chargée d'humidité paraît plus blanche alors qu'elle est noire lorsqu'elle devient sèche.

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 .8 : Niveau de brillance en fonction du type d'objet figurant dans les images visibles de Météosat.

Nous avons appliqué le codage rangs24 sur une image Météosat dans le canal visible de taille 512*512 avec 256 niveaux de gris.

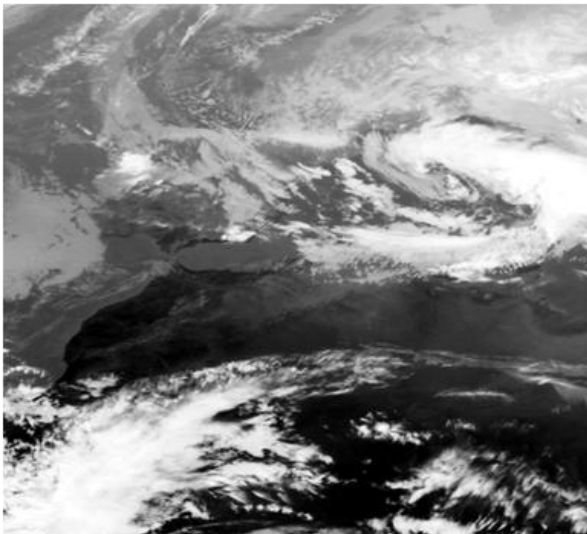


Figure .33 : image Météosat dans le canal visible



Figure .34 : codage rangs24

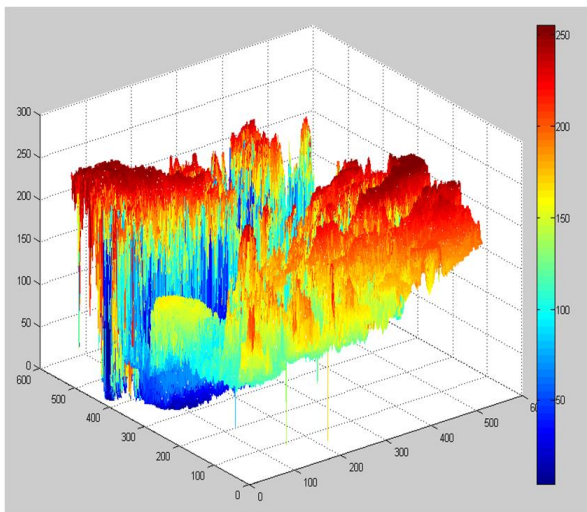


Figure .35 : image météoat dans le canal visible 3D

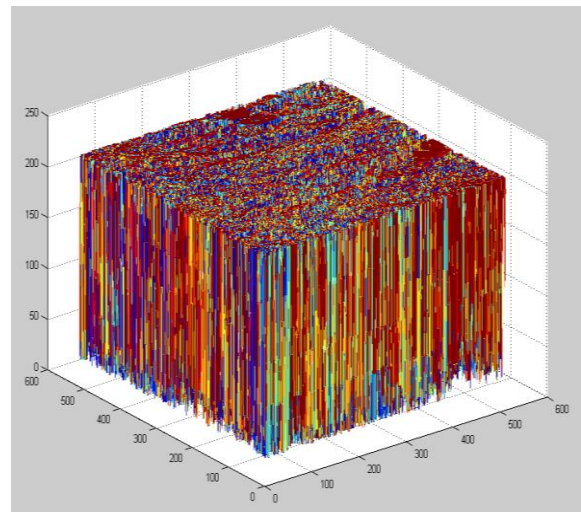


Figure .36 : codage rangs24 3D

La méthode des rangs24 permet effectivement une bonne caractérisation de la texture (figure34), cependant elle ne permet pas de distinguer entre les différents objets de l'image.

Dans la figure36, la texture des objets constituant l'image est certes présente, mais on ne peut dire avec certitude à quel objet elle appartient, car on perd l'altitude des objets.

Afin de remédier à ce problème, nous avons élaboré une méthode de codage basée sur la discrimination de la texture et l'altitude des objets.

4.5. Description de la méthode

Cette méthode consiste à décrire les objets de l'image, chaque pixel sera remplacé par un code qui correspond à une texture et une altitude.

- Etape 1 :

Dans cette étape, nous utiliserons la méthode des rangs24 pour discriminer la texture des différents objets de l'image, puis nous réduirons le nombre de code, nous passerons de 24 à 6 codes.

Codes rang24	Nouveau code
27 30 39 45	0
54 57 75 78	1
99 108 114 120	2
135 141 147 156	3
177 180 198 201	4
210 216 225 228	5

Table.9 : passage de 24 à 6codes

Nous avons appliqué ces deux codages sur l'image de la figure33, les résultats sont respectivement donnés par les figures 37 et 38.

La figure 38 montre que l'information texturale reste toujours présente malgré le passage de 24 à 6 codes.



Figure. 37 : codage rang24



Figure.38 : passage à 6 codes

- Etape 2 :

Cette étape consiste à donner aux objets composant l'image, une altitude en fonction de l'amplitude des niveaux de gris composant l'objet. Les différents codes sont donnés dans la table 10.

Amplitude des niveaux de gris	Altitude
[0 1 230 32[0
[32 33 3463 64[1
[64 65 66.....95 96[2
[96 97 98127 128[3
[128 129 130159 160[4
[160 161 162..... 191 192[5
[192 193 194..... 223 224[6
[224 225 226..... 254 255]	7

Table. 10 : Répartition des altitudes en fonction des amplitudes

Nous prenons comme exemple l'image de la figure 33, sur laquelle nous avons appliqué cette étape ; les résultats sont donnés par la figure 39.

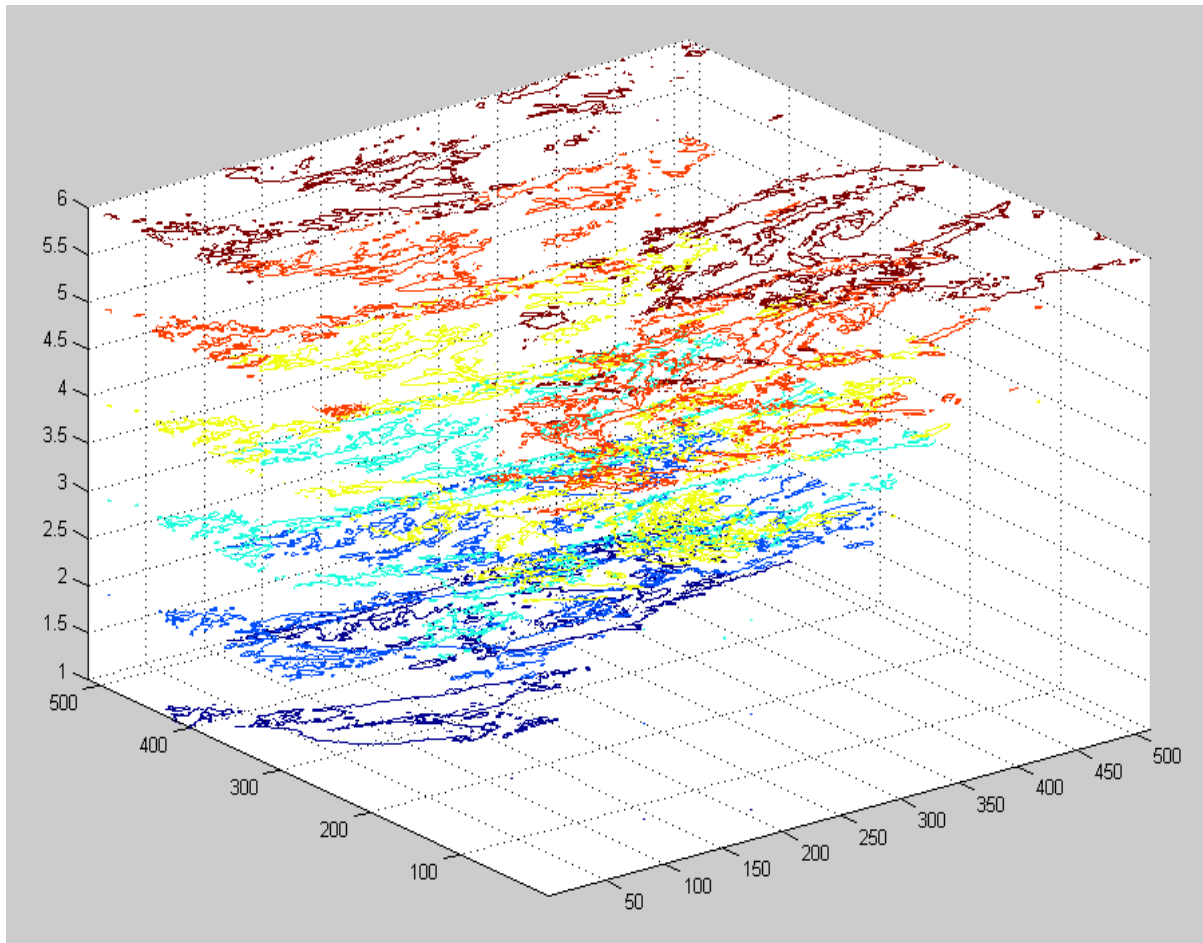


Figure .39 : répartition des objets en fonction de leurs altitudes.

On remarque sur la figure 39 que les altitudes (1 ;2) correspondent à la mer ,l'altitude3 correspond à la terre ; les altitudes (4 ;5 ;6) correspondent aux différents nuages.

- Etape 3 :

Cette étape consiste à rassembler les données tirées des deux étapes précédentes, la correspondance entre les codes et (altitude, texture) est donnée dans la figure 40.

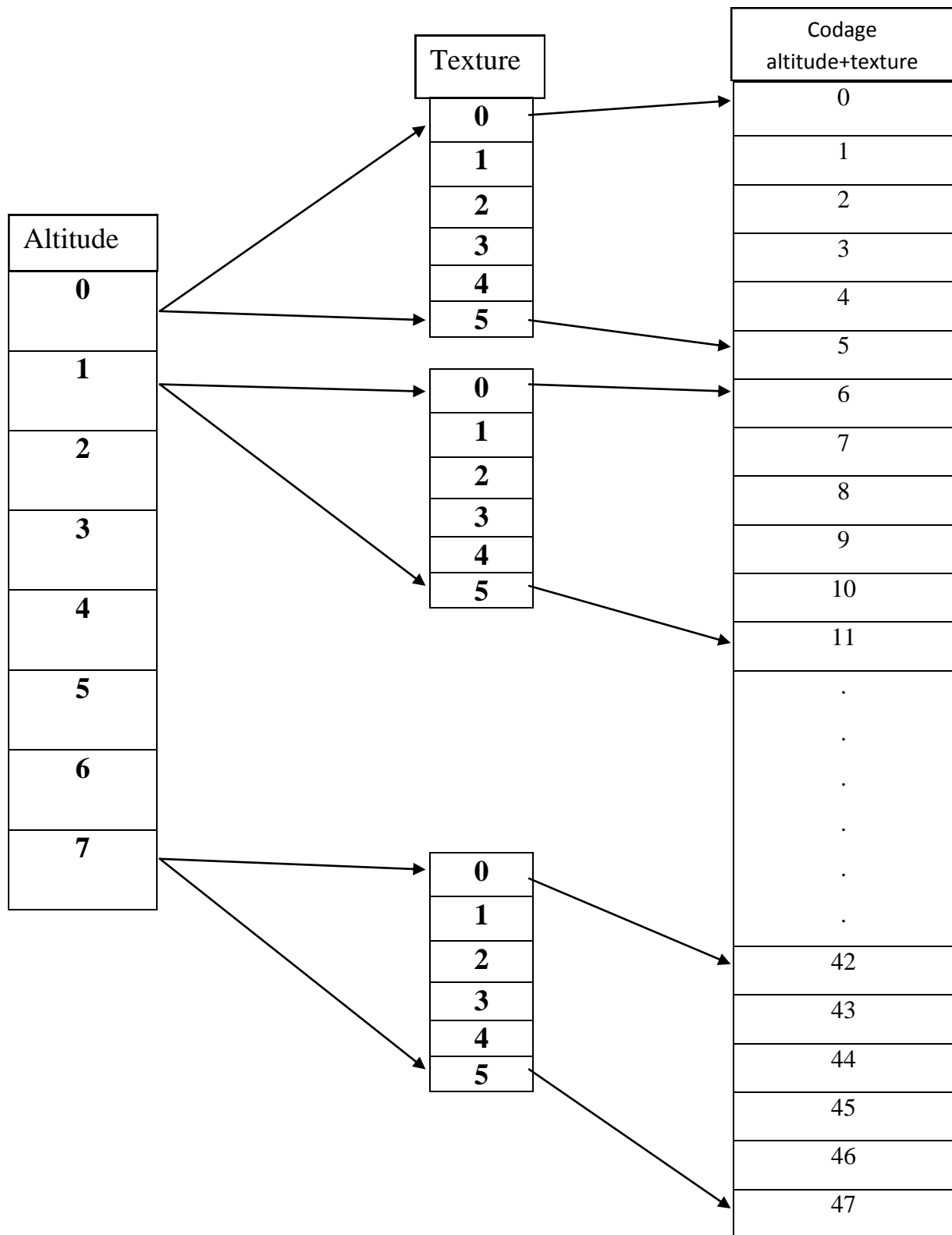


Figure .40: codage (altitude, texture)

Chapitre 4 : Description de la méthode élaborée

Le principe de codage est simple : pour un pixel donné (Px), de texture (Tx) et d'altitude (Ax), le code lui correspondant (Cx) est donné par la formule (IV.5)

$$C_x = 6 * A_t + T_x \quad (IV.5)$$

Exemple 1 : pour un pixel dont l'altitude $A_t=1$, et la texture $T_x=5$, le code lui correspondant sera :

$$C_x = 6 * (1) + (5) = 11 \quad (\text{voire figure 40})$$

Exemple 2 : pour l'image de la figure 33, le résultat est donné dans les figures 41 et 42.

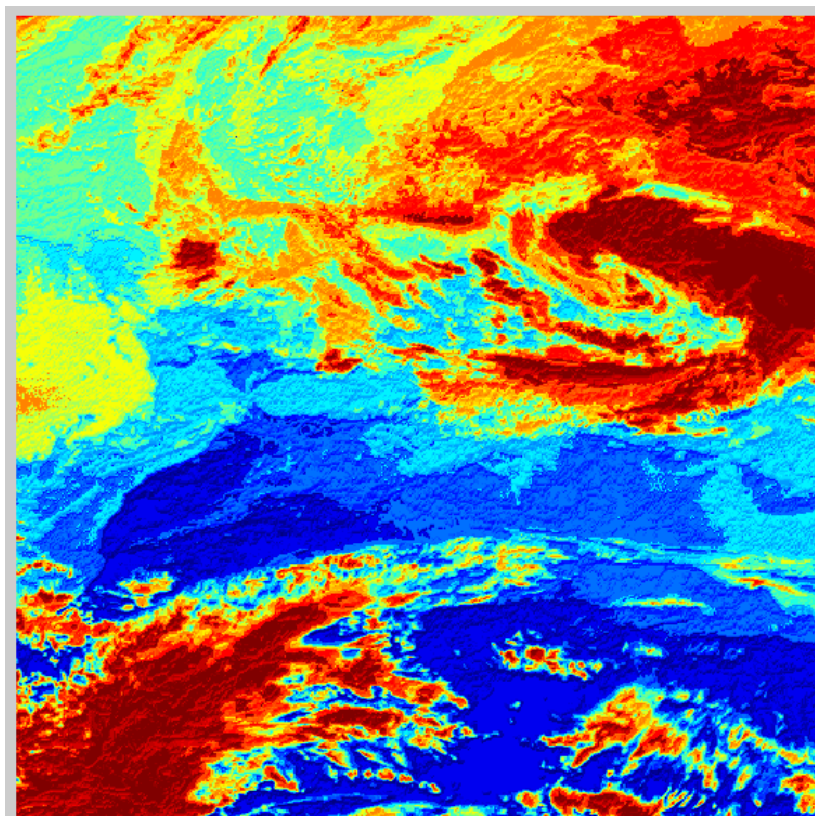


Figure. 41 : résultat du codage (Altitude ,texture)

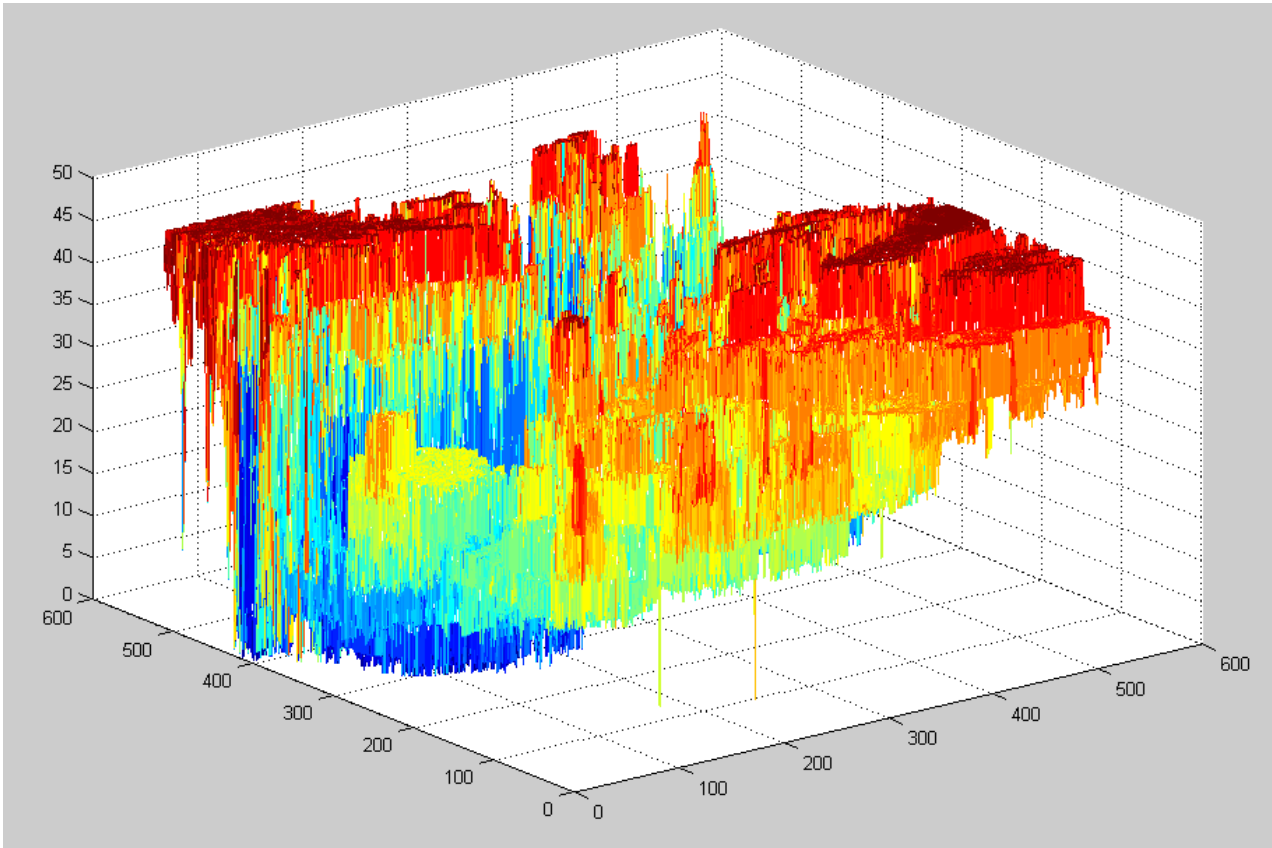


Figure .42 : résultat du codage (Altitude, texture) (3D)

En comparant la figure 41 avec la figure 38, on remarque que la texture présente dans les deux images est la même. On peut donc dire que cette méthode permet de discriminer la texture.

En comparant la figure 42 avec la figure 35, on remarque que l'altitude des deux images est presque pareille, la différence est due à la texture, On peut donc dire que cette méthode permet de séparer les objets.

4.6. Discussion

Dans ce chapitre, nous avons démontré que cette méthode peut non seulement discriminer la texture ; mais aussi reconnaître les objets propriétaires de cette texture, à l'inverse de la méthode des rangs²⁴.

Afin de mieux apprécier cette méthode, le prochain chapitre sera consacré à son évaluation ainsi qu'à l'interprétation des résultats.

Chapitre 5 : Tests et résultats

5.1. Préambule

Dans ce chapitre, nous exposerons les résultats obtenus en appliquant la méthode basée sur le codage « altitude, texture ».

Les images utilisées pour notre test proviennent du satellite météosat, téléchargées du site [www.eumetsat.int].

5.2. Résultats

◆ Image1

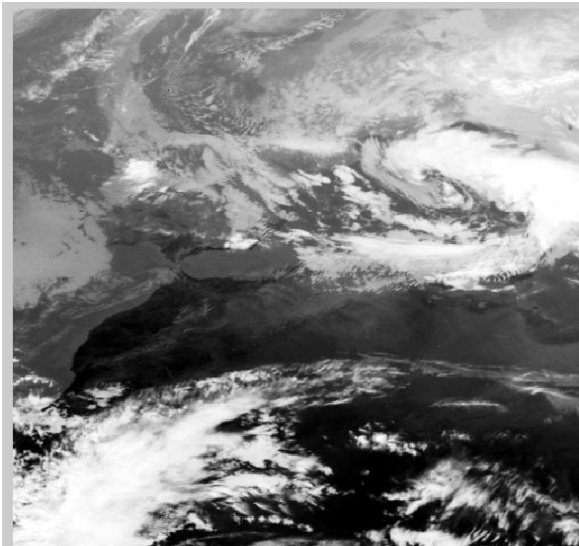


Figure. 43 : Image originale dans le canal visible

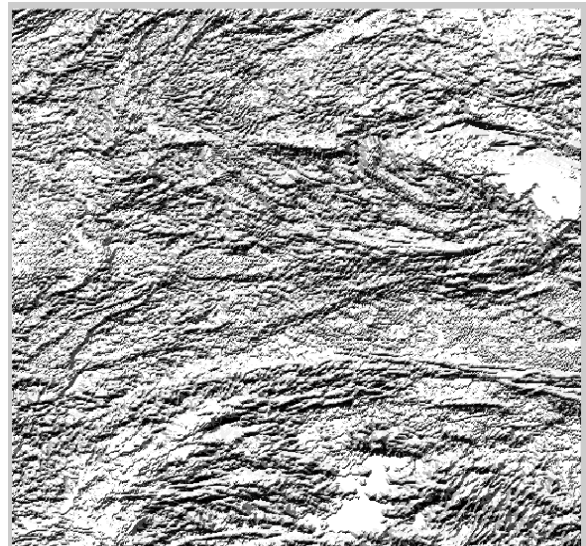


Figure. 44 : Image codée avec la méthode rang24

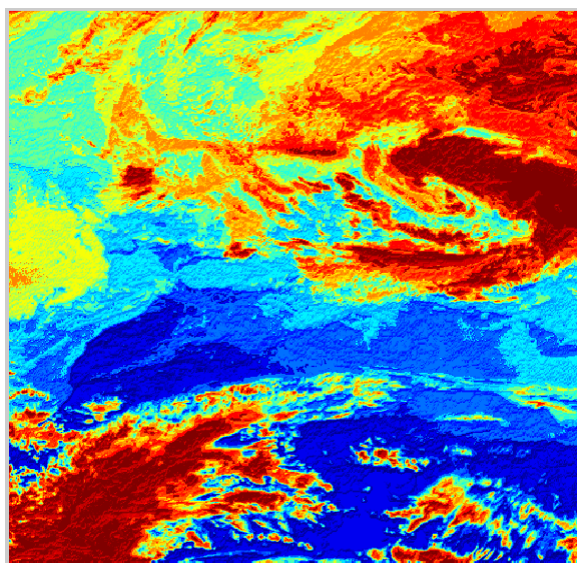


Figure. 45 : Résultats obtenus avec la méthode de codage (altitude, texture)

Nous pouvons, à partir du résultat, sélectionner les objets qui nous intéressent.

Exemple : les nuages

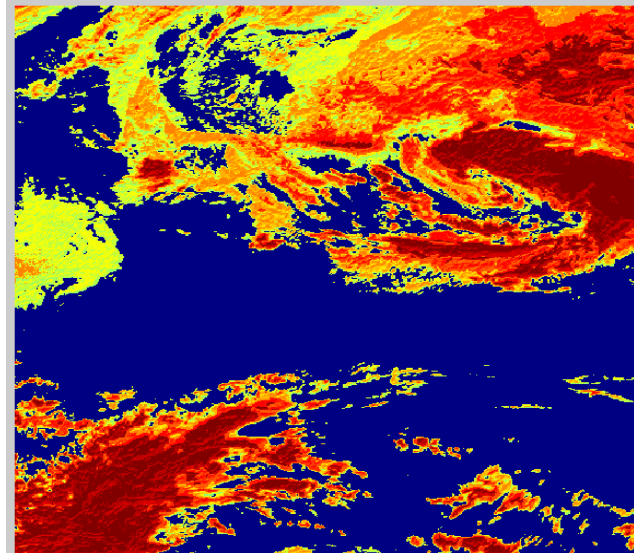


Figure. 46 : *affichage des objets (nuages) sélectionnés*

Comme nous pouvons sélectionner un objet bien précis.

Exemple : un nuage

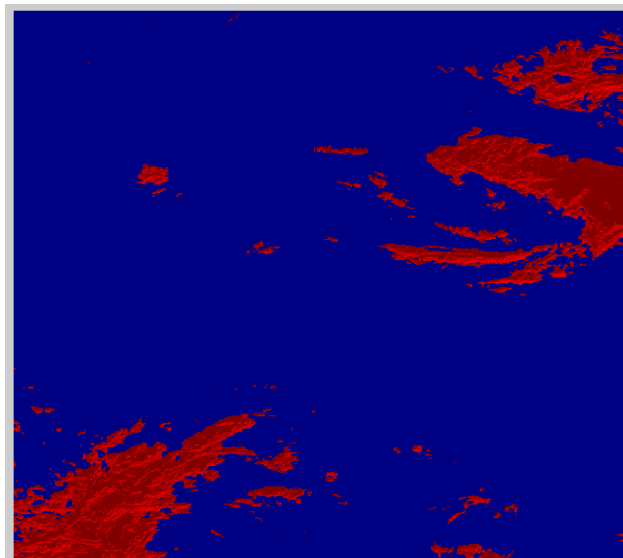


Figure. 47 : *affichage d'un objet (nuage) sélectionné*

◆ Image2

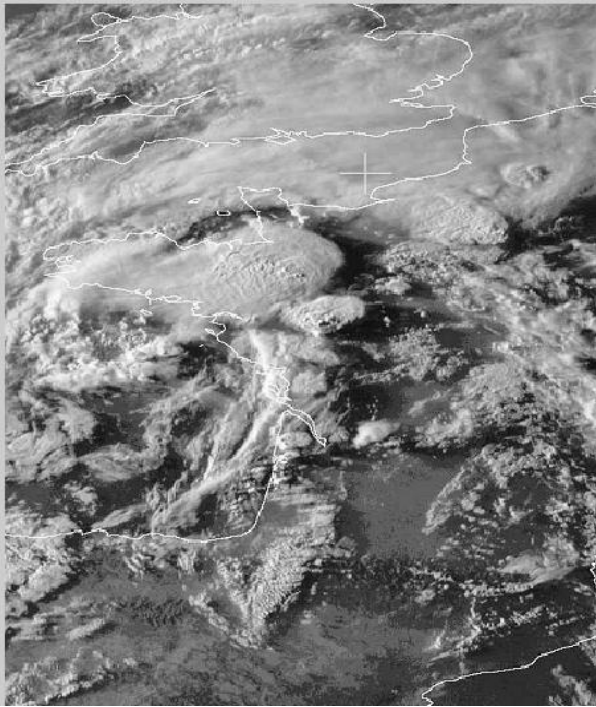


Figure. 48 : Image originale dans le canal visible



Figure. 49 : Image codée avec la méthode rang24

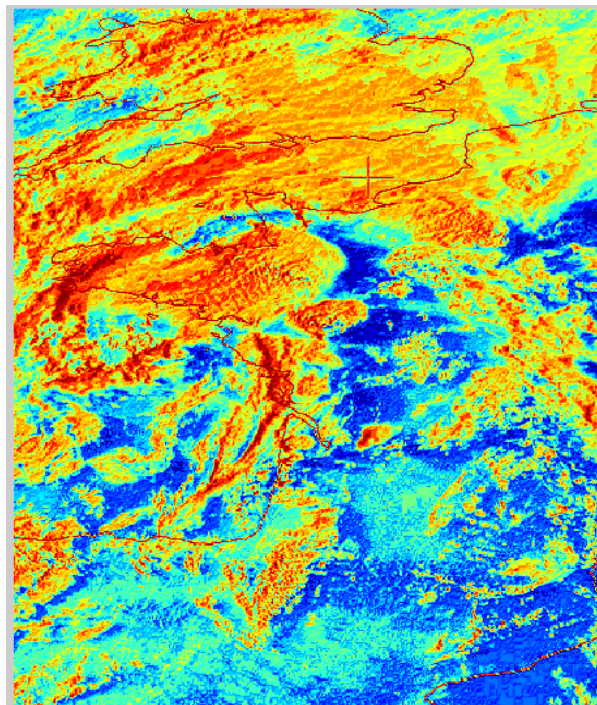


Figure. 50 : Résultats obtenus avec la méthode de codage (altitude, texture)

◆ **Image3** MET9 IR039 2012-05-18 02 :00 UTC

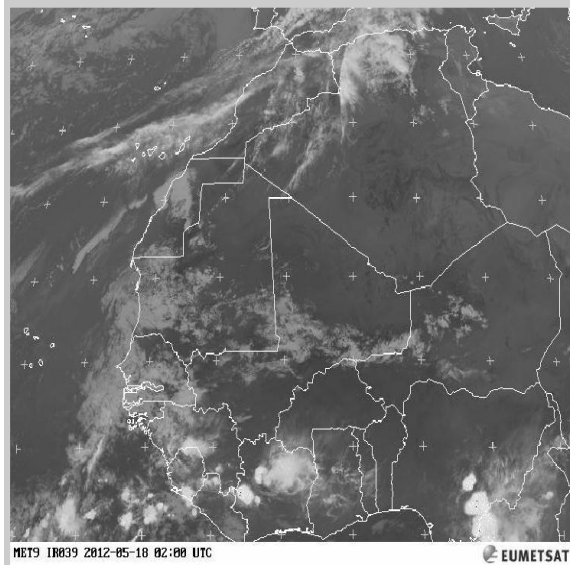


Fig . 51 : Image originale dans le canal IR

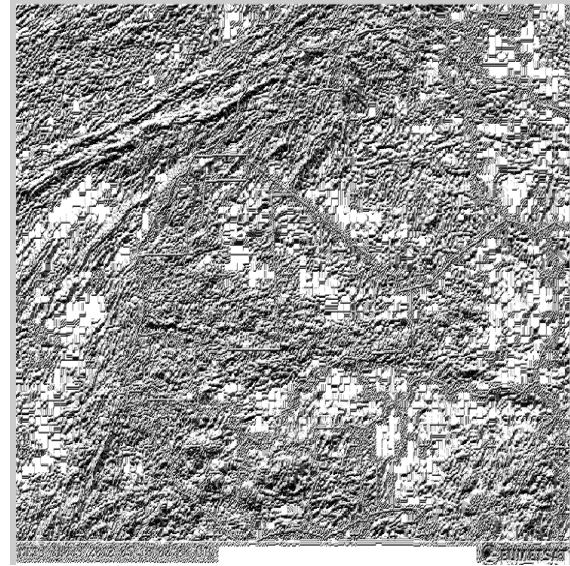


Figure. 52 : Image codée avec la méthode rang24

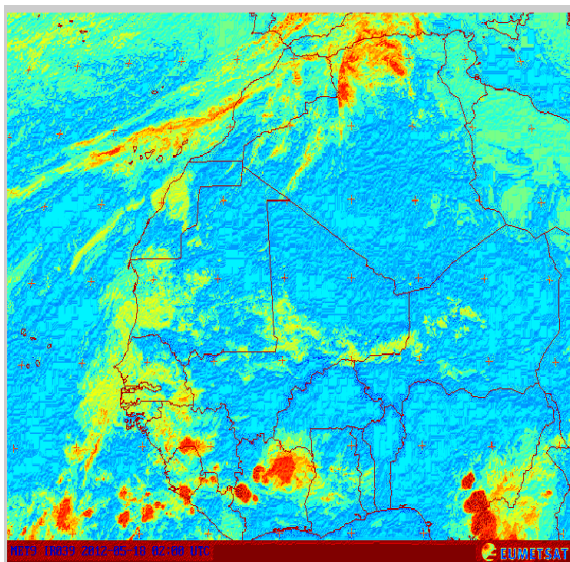


Figure. 53: Résultats obtenus avec la méthode de codage (altitude, texture)

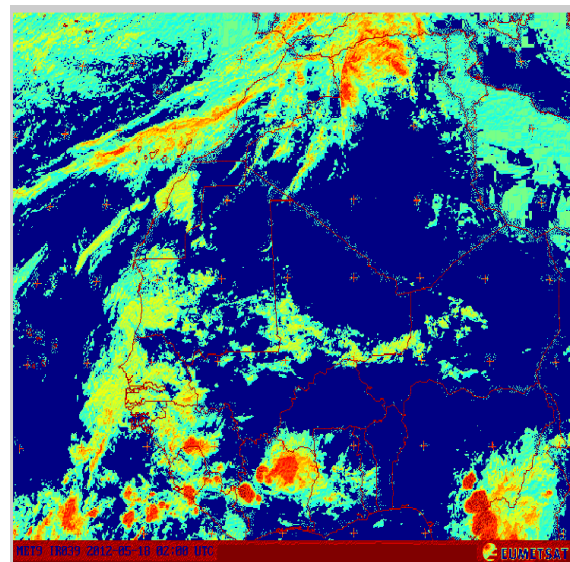


Figure. 54 : affichage des objets (nuages) sélectionnés

◆ **Image4** MET9 IR039 2012-4-25 21 :00 UTC

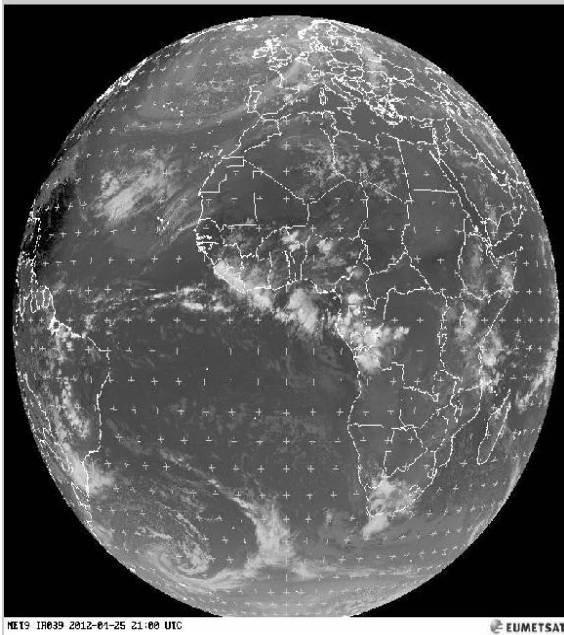


Figure. 55 : Image originale dans le canal IR

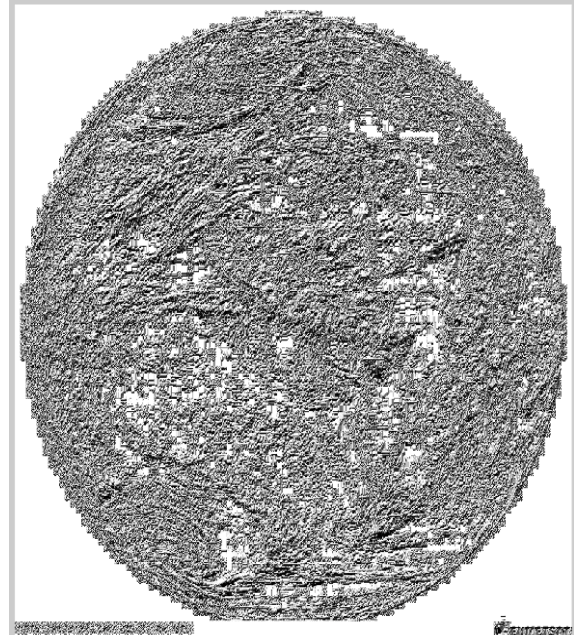


Figure. 56 : Image codée avec la méthode rang24

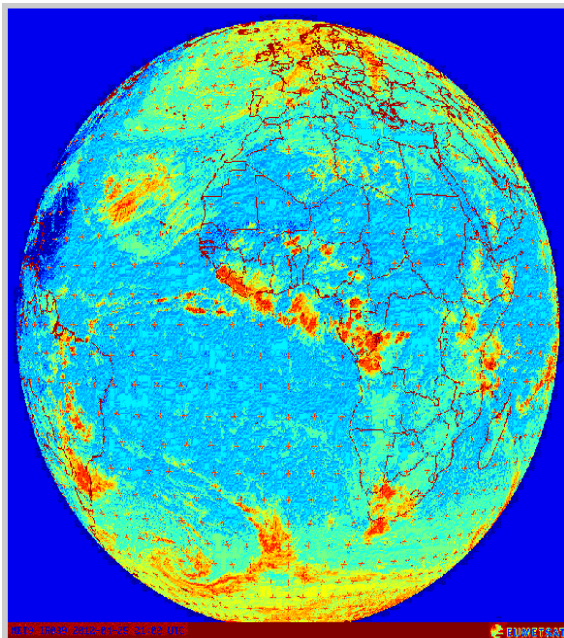


Figure. 57 : Résultats obtenus avec la méthode de codage (altitude, texture)

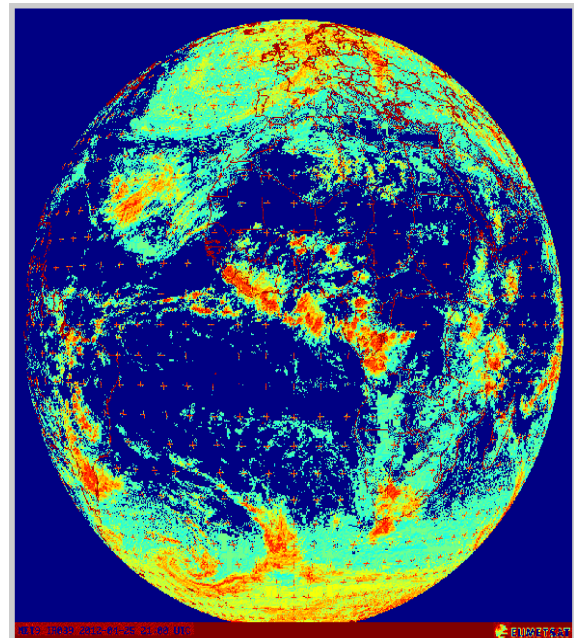


Figure. 58 : affichage des objets (nuages) sélectionnés

◆ **Image5** MET9 WV062 2012-4-25 21 :00 UTC

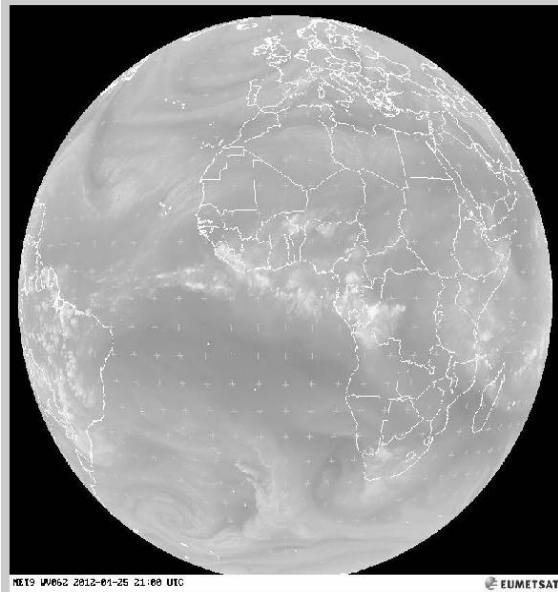


Figure. 59 : Image originale dans le canal Vapeur d'eau

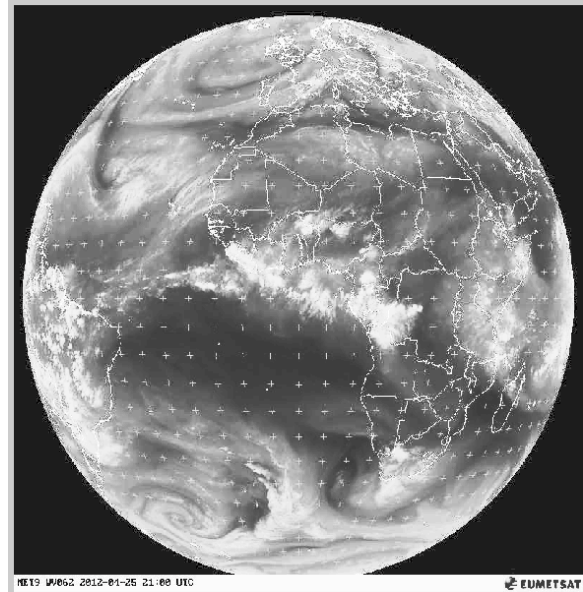


Figure. 60 : Image après prétraitement par égalisation d'histogramme

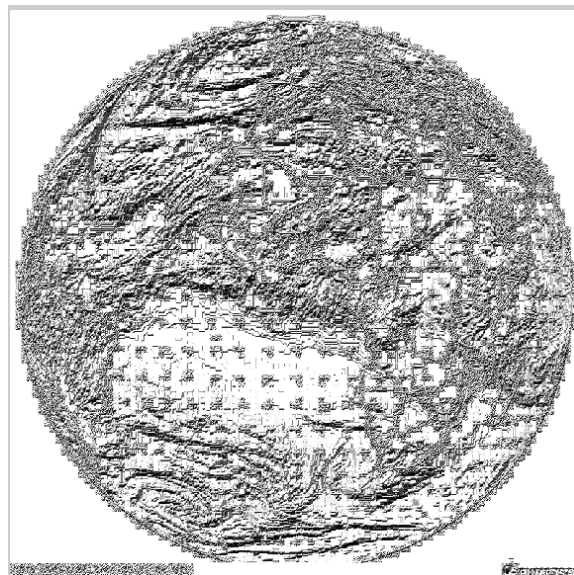


Figure. 61 : Image codée avec la méthode Rang24

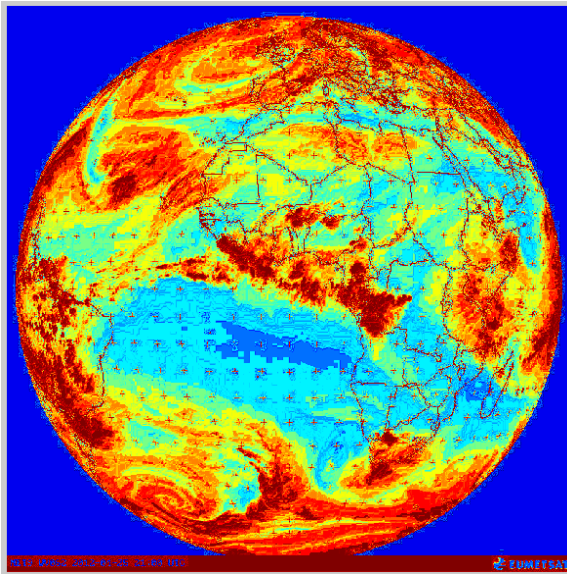


Figure. 62 : Résultats obtenus avec la méthode de codage (altitude, texture)

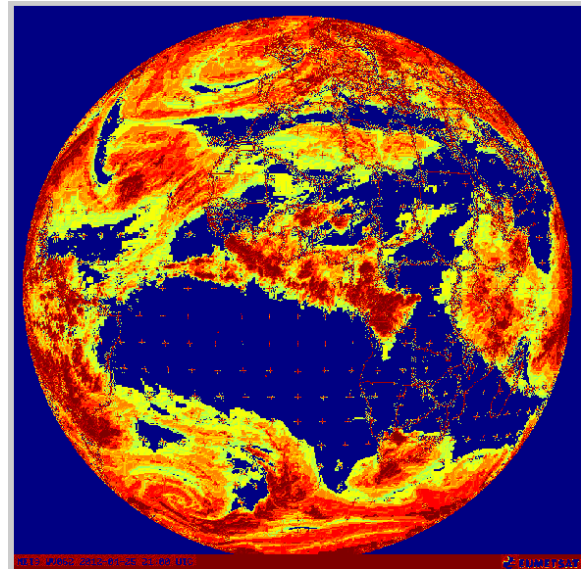


Figure. 63 : affichage des objets (nuages) sélectionnés

5.3. Interprétation

La méthode rang24 permet effectivement de discriminer la texture. Cependant, dans certains cas, baser son analyse uniquement sur la texture peut nous induire en erreur.

Prenons l'exemple de l'image (1), figure44, on remarque deux zones blanches, indiquant la même texture, et ainsi le même objet. En réalité ce sont deux objets différents : l'un correspond à un nuage et l'autre à la mer.

La méthode de codage (altitude, texture) répond justement à ce genre de problème, ceci en incluant dans son analyse l'altitude des objets. Ce qui nous permettra par la suite de séparer les objets tout en gardant l'information texturale. Exemple figure 46 et 47.

Dans certains cas, l'œil humain peut induire en erreur tant la ressemblance entre les objets est frappante exemple dans l'image2, figure48, les nuages sont indissociables à l'œil nu.

Dans l'image 3, figure51, le nuage au dessus de la Tunisie et la Libye n'est presque pas visible. Cela est du à l'altitude du nuage qui est assez basse.

Les résultats obtenus sont assez satisfaisants, on distingue les différents nuages ainsi que leurs textures.

5.4. Discussion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les résultats obtenus par la méthode rang24 et la méthode de codage (altitude, texture). Les résultats obtenus démontrent l'efficacité de notre méthode.

Afin de déterminer le type des nuages, les experts en météorologie se basent sur leurs altitudes et leurs textures. Notre méthode présente l'avantage de mettre en avant ces deux informations. Il n'en demeure pas moins que l'interprétation des résultats relève du ressort des experts en météorologie.



Conclusion

Conclusion

Dans ce mémoire, nous avons présenté une nouvelle méthode de segmentation basée sur le codage en utilisant la texture et l'altitude des objets constituant l'image.

A l'origine, l'objectif de ce travail était de développer la méthode des rangs 24 en exploitant d'autres voisinages. En l'appliquant sur les images Météosat, nous nous sommes vite rendu compte de ses limites. Ce sont ces mêmes limites qui nous ont donc poussé à entreprendre des recherches et à exploiter d'autres horizons. Encore une fois, ce fut pour nous une chance de repousser nos limites et de permettre une avancée dans le domaine du traitement d'image.

Pour mieux comprendre l'origine du problème, nous nous sommes intéressés à la composition de l'image Météosat. Nous avons constaté que deux objets pouvaient avoir la même texture et ce qui les différenciait était l'altitude. La méthode que nous avons élaborée permet de régler ce problème et ce, en combinant texture et altitude.

L'efficacité de cette méthode a été démontrée dans le chapitre 5. Les résultats ont été donnés et commentés

A l'issue de ce mémoire, des perspectives en ressortent :

- Adopter le choix des altitudes en fonction de l'image,
- Utiliser d'autres méthodes pour extraire la texture,
- Elaborer une méthode basée sur l'apprentissage afin d'identifier les nuages et ce à partir des résultats obtenus.



Bibliographie

Bibliographie

Ameur.Z, 2001 : « Nouvelle approche de segmentation des images texturées », thèse de Magister, UMMTO, Juillet 2001.

Ameur.Z, 2005 : « Codage des images en vue d'une segmentation de haut niveau », thèse de doctorat, UMMTO, Septembre 2005.

André.M, 1987 : « Introduction aux techniques de traitement d'images », Eyrolles, 1987.

Argenty.F, Alparone.L, and Benelli.G, 1990 : "Fast Algorithms for Texture Analysis using Co-occurrence Matrices," in IEE Proceedings, Part F: Radar and Signal Processing, vol. 137(6), pp. 443-448, 1990.

Bao.P, Zhang.L et Wu.X, 2005 : « Canny edge detection enhancement by scale multiplication ». IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 27(9):1485–1490, 2005.

Canny, 1986 : "A computational approach to edge detection", IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 8, n°6, p. 679-698, novembre 1986.

Chassery.J.M et Melkemi.M, 1991 : « Diagramme de Voronoï appliqué à la segmentation d'images et à la détection d'événements en imagerie multisources ». Traitement du signal, 8(3) :155–164, 1991.

Chaudhuri.B, Sarkar.N, and Kundu.P, 1993 : « Improved Fractal Geometry Based Texture Segmentation Technique », IEE Proceedings, Part E, vol. 140, pp. 233-241, 1993.

Chellappa.R, et Jain A.K, Editors, 1993 : « Markov Random Fields: Theory and Application », Academic Press, San Diego, 1993.

Chuang.G. C.-H and Kuo.C.-C. J, 1996 : "Wavelet descriptor of planar curves: Theory and applications," IEEE Trans. Image Processing, vol. 5, pp. 56–70, 1996.

Cocquerez .J.-P et Philipp.S, 1995 : « Analyse d'Images : filtrage et segmentation ». Masson, 1995.

Delingette.H et Montagnat.J, 2001 : "Shape and topology constraints on parametric active contours" Computer Vision and Image Understanding, 83(2):359–369, 2001.

Deriche.R, 1987 : “Using Canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector”, *International Journal of Computer Vision*, p. 167-187, 1987.

Diday.E, 1971 : “La méthode des nuées dynamiques”, *Revue de Statistique Appliquée*, vol. 19, n. 2, pp. 19-34, 1971.

Dougherty.E, Kraus.E and Pelz.J, 1989 : “Image Segmentation by Local Morphological Granulometries,” in *Proceedings of IGARSS'89 and Canadian Symposium on Remote Sensing*, pp. 1220-1223, 1989.

Duda.R. O, Hart.P. E et Stork, D. G, 2001 : *Pattern Classification*. Wiley Interscience, 2001.

Dufour.A, Shinin.V, Tajbakhsh.S, Guillen-Aghion.N, Olivo-Marin.J.C et Zimmer.C, 2005 : “Segmenting and tracking fluorescent cells in dynamic 3-D microscopy with coupled active surfaces”. *IEEE Trans. on Image Processing*, 14(9):1396–1410, 2005.

Galloway.M, 1975 : “Texture Classification using Grey Level Run Length,” *Computer Graphics and Image Processing*, vol. 4, pp. 172-179, 1975.

Glasbey, 1993 : “An analysis of histogram-based thresholding algorithms”. *CVCGIP: Graphical Models and Image Processing*, 55(6) : 532-537, 1993.

GONZALES. R.C. et WINTZ.P, 1997 : « *Digital Image Processing* », Addition Wesley_», 1997.

HADALLAH.M, 1997 : " Codage des images fixes par une méthode hybride basée sur la QV et les approximations fractales ", PFE USTHB, 1997.

Haralick.R, Shanmugan.K et Dinstein.I, 1973 : “Textual features for image classification”. *IEEE Transactions on system, Man, and Cybernetics*, SMC-3 (6) : 610–621, 1973.

Henri maitre, 2003 : “le traitement d’images”, Hermès, 2003.

Kapur.J.N, Sahoo.P.K and Wong.A.K.C, 1985 : A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of histogram *CVGIP* 29 pp.273-285, 1985.

Kass.M, Witkin.A et Terzopoulos.D, 1987 : Snakes : active contour models. *International Journal of Computer Vision*, 1(4): 321–331, 1987.

Kjell.P and Wang.P, 1991 : “Noise-tolerant Texture Classification and Image Segmentation,” in *Intelligent Robots and Computer Vision*, pp. 553-560, 1991.

KUNT.M, 1993 : « *Traitement numérique des images* », vol.2, 1993.

Laws.K, 1980 : Textured Image Segmentation. PhD thesis, University of SouthernCalifornia, 1980.

Lezoray.O, 2000 : Segmentation d'images par morphologie mathématique et classification de données par réseaux de neurones : Application à la classification de cellules en cytologie des séreuses. Thèse de doctorat, Université de Caen, 2000.

Maes.F, 1998 : Segmentation and Registration of Multimodal Images: From Theory, Implementation and Validation to a Useful Tool in Clinical Practice. PhD thesis, Katholieke Universiteit Leuven, Leuven, Belgium, 1998.

Malladi.R, Sethian.J. A and Vemuri.B.C, 1995 : "Shape Modeling with Front Propagation : A Level Set Approach", IEEE-PA MI, 17(2) :158-175, February 1995.

Mallat.S, 1989 : "A Theory of Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 11, pp. 674-693, 1989.

Manjunath.B and Chellappa.R, 1991 : "Unsupervised Texture Segmentation using Markov Random Field Models," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 13(5), pp. 478-482, 1991.

Marr.D and Hildreth.E, 1980 : « Theory of edge detection », In Proc. Roy.Soc. London, pP187-207, 1980.

MICROSOFT, 2005 : « Encyclopédie Encarta », 2005.

Nikolaidis.N and Pitas.I, 2001 : 3-D Image Processing Algorithms. John Wiley and Sons Inc., 2001.

Osher.S et Sethian.J.A, 1988 : Front propagating with curvature dependent speed : algorithm based on hamilton-jacobi formulations. Journal of Computational Physics, 79:12–49, 1988.

Otsu.N, 1979 : Threshold selection method from gray-level histograms. IEEE Trans. System, Man and Cybernetics, 9(1):62–66, 1979.

Pavlidis.T and Liow.Y.T, 1990 : Integrating region growing and edge detection. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 12(3):225--233, 1990.

Pentland.A, 1984 : "Fractal-based description of natural scenes," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI-9, pp. 661-674, 1984.

Picard.R.W, 1991 : Texture Modelling: Temperature Effects on Markov/Gibbs Random Fields. PhD thesis, Massachusetts Institute of Technology, 1991.

Puzicha.J, Hofmann.T and Buhmann.J, 1996 : “Unsupervised Texture Segmentation on the Basis of Scale Space Features.”, 1996.

Raghu.P.P, Yegnanarayana.B, 1996 : Segmentation of Gabor filtered textures using deterministic relaxation. IEEE Trans. Image Process. 5(12), 1625–1636, 1996.

Reed and Wechsler, 1990 : “Segmentation of Textured Images and Gestalt Organization Using Spatial/Spatial-Frequency Representations,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI-12, pp. 1-12, 1990.

Ridler.T et Calvar.S, 1978 : Picture thresholding using an iterative selection method. IEEE Trans. System, Man and Cybernetics, 3(8):630–632, 1978.

Sankur.B et Sezgin.M, 2004 : Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation. Journal of Electronic Imaging, 13(1):146–165, 2004.

Schroeter.P, Vesin.J.M, Langenberger.T and Meuli.R, 1998 : Robust parameter estimation of intensity distributions for brain magnetic resonance images. IEEE Trans. Medical Imaging, 17(2):172-186, 1998.

Sonka.M, Hlavac.V and Boyle.R, 1998 : Image Processing, Analysis and Machine Vision. Chapman and Hall Computing, 1998.

Terzopolous.D, Kaas.M and Witkin.A, 1998 : “Constraints on Deformable Models: Recovering 3-D Shape and Non-rigid Motion,” Artificial Intelligence Journal, vol. 36, pp. 91-123, 1998.

Trémeau.A, Fernandez-Maloigne.C and Bonton.P, 2004 : Image numérique couleur. Dunod, Paris, 2004.

Tuceryan.M and Jain.A.K, 1993 : Texture Analysis, HPRCV92(II-1), pp. 235-276. Texture review, 1993.

Yang.H.S, 1988 : Range Image Segmentation and Classification Via Split and Merge Based on Surface Curvature, Proceedings of 4th International Conference on Pattern Recognition, pp. 58-67, 1988.

Zhang.X.W, Song.J, Lyu.M.R et Cai.S, 2004 : Extraction of karyocytes and their components from microscopic bone marrow images based on regional color features. Pattern Recognition, 37:351–361, 2004.

Zhu.S et Yuille.A, 1996 : Region competition : Unifying snakes, region growing, and bayes/mdl for multiband image segmentation. IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence, 18(9):884–900, 1996.