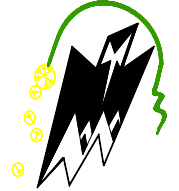


REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEURE ET DE LA RECHERCHE  
SCIENTIFIQUE

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



# Mémoire de fin d'étude

En vue de l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en  
électronique

Option : Communication

## Thème

*Etude comparative des méthodes de  
détection de contours : Application aux  
images Météosat secondes générations*

Proposé et encadré par :

M<sup>me</sup>. AMEUR ZOHRA

Etudié par :

M. BELDI SAMIR

M<sup>elle</sup>. BELKACEM GHANIA

Promotion 2007/2008

# Remerciements

*Au terme de ce modeste travail, nous exprimons nos plus sincères remerciements à M<sup>me</sup>. AMEUR ZOHRRA, notre promotrice, pour nous avoir encadré et orienté, pour ses précieux conseils et ses compétences scientifiques qui nous ont permis de mener à bien ce projet.*

*Nous tenons à remercier M<sup>elle</sup>. DRIF NAIMA pour son aide et sa disponibilité.*

*Nos remerciements s'adressent également aux membres du jurés qui nous ferons l'honneur de juger notre travail.*

*Il nous est agréable de remercier tous les enseignants qui ont contribué à notre formation.*

# Dédicaces

*Je dédie ce modeste travail à :*

- ✚ Mes chers parents qui m'ont toujours poussé et motivé dans mes étude. Que dieu vous protège et vous prête bonne santé et longue vie.*
- ✚ Mon frère AMAR.*
- ✚ Mes sœurs DALILA, OURIDA et ROSA.*
- ✚ Tous mes proches et amis.*
- ✚ Mon binôme et toute sa famille.*

**Cordialement Samir**

*Je dédie ce modeste travail à :*

- ✚ Mes chers parents qui m'ont toujours poussé et motivé dans mes étude. Que dieu vous protège et vous prête bonne santé et longue vie.*
- ✚ Mon très cher frère, Hidouche et sa femme, Nadjia.*
- ✚ Mes très chères sœurs Farida, Saliha, Fatiha, Samou et l'adorable Fafouche.*
- ✚ Mes beaux frères, Ramdan, Said et Farid.*
- ✚ Aux petits anges Iften, Leaticia, Lina et Imane.*
- ✚ Mes grands parents, mes tantes, mes cousins et cousines.*
- ✚ Tous mes amis.*
- ✚ Mon binôme et sa famille.*

**Cordialement Ghania**

# Sommaire

<b>Introduction</b> .....	1
 <b>Chapitre I : Généralités sur le traitement d'images</b>	
I-1 Préambule.....	3
I-2 Image .....	3
I-3 Passage analogique numérique.....	3
I-4 Caractéristiques d'une image numérique.....	4
I-4-1 Le pixel.....	4
I-4-2 La dimension.....	4
I-4-3 La résolution.....	5
I-4-5 Le bruit.....	5
I-5 Image et propriétés.....	5
I-5-1 Image couleur.....	5
I-5-2 Image en niveaux de gris.....	5
I-5-3 Convertir une image couleur en niveaux de gris.....	6
I-5-4 Notion d'histogramme .....	6
a) Histogramme unimodal.....	7
b) <span style="float: right;">Hi</span> stogramme bimodal.....	7
c) Histogramme multimodal.....	7
I-6 Notion de voisinage.....	8
• Exemple de 8-voisinage.....	8
I-7 Définition de la télédétection .....	8
I-7-1 Le principe de la télédétection .....	9
I-8 Les satellites .....	10
I-8-1 Satellites géostationnaires.....	10
I-8-2 Satellites en orbite polaire.....	10
I-8-3 Le satellite Météosat- 7.....	11

I-8-3-1 Principe de fonctionnement.....	11
I-8-3-2 La bande spectrale utilisée.....	12
a) canal visible (0,45-1,00 $\mu\text{m}$ ).....	12
b) Le canal infrarouge thermique (10.5-12.5 $\mu\text{m}$ ).....	13
c) canal infrarouge vapeur (5.7-7.1 $\mu\text{m}$ ).....	13
I-8-4 Météosat deuxième génération.....	14
• s bandes spectrales du MSG.....	14
I-9 Prétraitement.....	15
I-9-1 Modification d'histogramme.....	15
a) alisation d'histogramme.....	15
b) Etirement de l'histogramme.....	15
I-9-2 Le filtrage.....	16
I-9-2-1 Les filtres linéaires.....	16
1-9-2-1-1 Filtrage linéaire local et produit de convolution.....	17
1-10-2-1-2 Filtre passe bas (lissage).....	17
I-9-2-1-3 Filtre passe-haut (accentuation).....	18
I-9-2-2 Filtres morphologiques.....	20
I-9-2-3 Filtres adaptatifs.....	20
I-9-2-3-1 Filtre d'ordre.....	20
• Filtre médian.....	20
I-10-2-3-2 Filtre de position.....	21
I-10 Discussion.....	21

## **Chapitre II : Analyse et segmentation de texture**

II-1Préambule.....	22
--------------------	----

II-2 Définition de la texture.....	22
II-2-1 Macrotecture.....	23
II-2-2 Microtexture.....	24
II-3 L'analyse de texture.....	25
II-3-1 Méthodes structurelles.....	26
II-3-2 Méthodes statistiques.....	27
II-3-2-1 Méthodes de premier ordre.....	27
II-3-2-2 Méthodes de second ordre.....	27
II-3-2-2-1 Matrice de cooccurrence.....	27
a) Le contraste (inertie).....	28
b) La corrélation.....	29
c) L'entropie .....	29
d) L'homogénéité ou moment différentiel inverse.....	29
II-3-2-2-2 Fonction d'autocorrélation.....	29
II-4 Segmentation d'image.....	30
II-4-1 Qu'est-ce que la segmentation ?.....	30
II-4-2 Définition.....	30
II-5 Méthodes de segmentation.....	31
II-5-1 Méthodes non coopératives.....	32
II-5-1-1 Approche région.....	32
II-5-1-1-1 Méthodes de segmentation par croissance de régions.....	32
a) Approche par fusion .....	32
b) Approche par division.....	32
c) Approche par division-fusion.....	33
II-5-1-2 Approche contours.....	33
II-5-1-2 -1 Détection des contours par dérivée première.....	33

II-5-1-2 -2 Détection des contours par dérivée seconde.....	35
II-5-1-2 -3 Détection de contours par filtrage optimal .....	35
a) Filtre de Deriche .....	36
b) Filtre de Shen et Castan .....	37
II-5-1-2-4 Les contours actifs (les snakes ).....	38
II-5-1-2-5 Méthodes de fermeture de contours.....	41
II-5-1-2-6 Suivis de contour .....	42
II-5-2 Les méthodes coopératives .....	43
II -6 Discussion.....	44

### **Chapitre III : Méthode retenues pour la détection de contours**

III -1 Préambule .....	45
III-2 contours .....	46
III-3 Les méthodes retenues.....	46
III-3-1 Méthode de première dérivée.....	47
a) Opérateurs de Sobel (1970) et de Prewitt (1970).....	48
b) Opérateur de Roberts (1965).....	50
III-3-2 Méthode de la dérivée seconde .....	51
III-3-3 Méthode de filtrage optimal.....	52
III-3-3-1 Filtre de Canny.....	53
• Suillage hystérésis des contours.....	55
III-4 Discussion.....	55

### **Chapitre IV : Tests et résultats**

IV-1 Préambule.....	56
---------------------	----

IV-1-1 Banc de test .....	56
IV-1-2 Image Météosat 8 (MSG).....	57
IV-2 Présentation et interprétation des résultats .....	58
IV-2-1 Images tests .....	59
IV-2-1-1 Image test1 synthétique .....	59
IV-2-1-2 Image test2 cameraman.....	60
IV-2-1-3 Image test3 bagues .....	61
IV-2-1-4 Image test4 IRM .....	62
IV- 2-1-5 Test sur le bruit .....	63
IV-3 Interprétation .....	64
IV-4 Image Météosat .....	66
IV-4-1 image MSG avec nuage.....	66
IV-4-2 Image MSG sans nuage .....	67
IV-5 Interprétation .....	68
IV-6 Discussion .....	70
Conclusion.....	71
Bibliographie	



# *Introduction*

La détermination des limites des objets dans une scène présente un intérêt primordial pour le traitement d'image. La détection de contours est ainsi un sujet de recherche très important en traitement d'image, et les contours ont été et sont toujours beaucoup utilisés comme primitives en analyse d'image et en vision par ordinateur. La qualité et la précision des contours détectés jouent donc un rôle très important chaque fois que l'on doit mettre en correspondance des primitives robustes issues d'images différentes. Citons par exemple la stéréovision, la vision active, l'analyse du mouvement, la reconnaissance des formes, etc...

En effet, les contours correspondent aux lieux de forte variation de l'intensité lumineuse et correspondent souvent aux limites géométriques des objets de la scène. Dans la plupart des techniques développées à ce jour, plusieurs opérateurs locaux (directionnels ou pas) de dérivation du premier ordre et du second ordre sont utilisés. Ils sont alors suivis respectivement d'une recherche de maxima locaux et de passage par zéro. Toutefois, ces opérateurs ne donnent souvent pas, à eux seuls, de bon résultats sur une image réelle où les changements d'intensité sont rarement nets et abrupts. Depuis quelques années, on assiste cependant à de nouvelles approches en extractions de contours qui procèdent par optimisation de critères prenant en compte un modèle prédéfini du contour à détecter. Ces approches qui permettent une meilleure formulation du problème se sont avérées nettement plus performantes que les toutes premières techniques proposées.

Il est important de savoir qu'une détection de contours, même sophistiquée, produit toujours un résultat imparfait, pour diverses raisons telles que : présence de bruit, difficulté de régler les paramètres du détecteur de manière optimale, présence de contours de contraste variable, etc.

Dans ce mémoire, nous nous intéresserons uniquement sur quelques méthodes de détection de contours qui reste une opération fondamentale en traitement d'image car elle est la base de reconnaissance des formes.

Le premier chapitre, sera consacré à des définitions et généralités en ce qui concerne le traitement d'image (notion d'image, les prétraitements,.....).

Dans le deuxième chapitre, nous commencerons par définir la notion de texture ainsi que les images satellitaires pour enfin passer à la segmentation d'image.

Les différentes méthodes de détection de contours retenues dans notre travail feront l'objet du troisième chapitre.

Quant aux tests et résultats ainsi que les différentes discussions, ils seront exposés dans le quatrième chapitre.

Enfin, nous terminerons par une conclusion.

# Chapitre I

## Généralités sur le traitement d'images

### I-1 Préambule :

Avec la parole, l'image constitue l'un des moyens les plus importants qu'utilise l'homme pour communiquer avec autrui. C'est un moyen de communication universel dont la richesse du contenu permet aux êtres humains de tout âge et de toute culture de se comprendre. C'est aussi le moyen le plus efficace pour communiquer, chacun peut analyser l'image à sa manière, pour en dégager une impression et d'en extraire des informations précises.

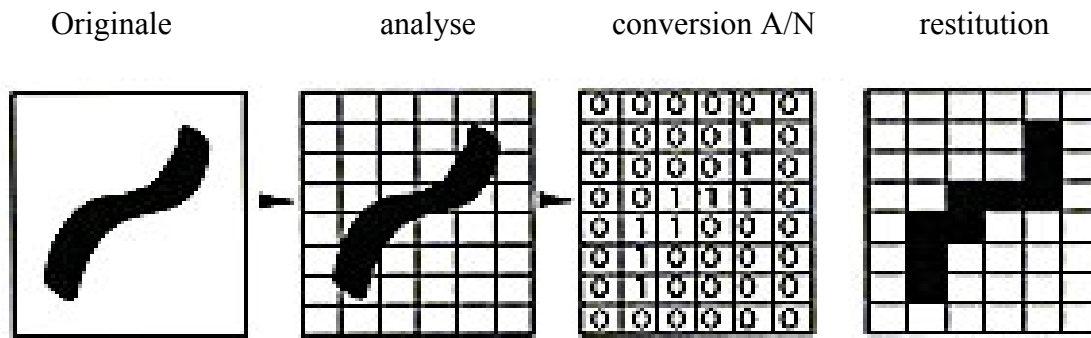
De ce fait, le traitement d'images est l'ensemble des méthodes et techniques opérant sur celles-ci, dans le but de rendre cette opération possible, plus simple, plus efficace et plus agréable, d'améliorer l'aspect visuel de l'image et d'en extraire des informations jugées pertinentes.

### I-2 Image:

Une image est une représentation bidimensionnelle d'un objet tridimensionnel de nature diverse. Elle peut être décrite sous la forme d'une fonction  $I(x, y)$ , 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.

### I-3 Passage analogique numérique:

C'est une opération qui permet de transformer l'image en numérique. Ceci repose sur l'échantillonnage et la quantification. Toutes les images qu'on traite sont des représentations numériques des images analogiques échantillonnées suivant les directions horizontales et verticales, leurs amplitudes sont quantifiées et codées sur  $n$  bits, si  $n=8$ , la valeur de chaque point est comprise entre 0 et 255, ainsi l'image est mémorisée sur des supports de sauvegarde d'un ordinateur.



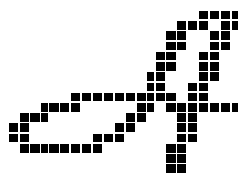
**Figure 1-1 :** Numérisation d'une image

#### I-4 Caractéristiques d'une image numérique :

##### I-4-1 Le pixel :

Contraction de l'expression anglaise "Picture élément" : élément 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.

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). Par exemple, la lettre A peut être affichée comme un groupe de pixels dans la figure ci-dessous :



**Figure 1-2 :** La lettre A

##### I-4-2 La dimension :

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 (pixel). Le nombre de lignes de cette matrice multiplié par le nombre de colonnes nous donne le nombre total de

pixels dans une image : 200pixels x 450pixels par exemple, abrégé en 200x450 qui est la taille de l'image.

### **I-4-3 La résolution :**

La résolution de l'image est définie par un nombre de pixels par unité de longueur à numériser. Le paramètre est défini lors de la numérisation, et dépend principalement des caractéristiques des matériels utilisés lors de la numérisation. Plus le nombre de pixels par unité de longueur est élevé plus la quantité d'information est importante et plus la résolution est élevée (plus le degré de détail de l'image est élevé).

### **I-4-4 Le bruit :**

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

## **I-5 Image et propriétés :**

### **I-5-1 Image couleur :**

Les applications multimédias utilisent le plus souvent des image en couleur, dans ce cas, l'appareil de numérisation décomposera le signal émis par le pixel en trois couleurs, les trois couleurs primaires rouge, vert, bleu (R V B), et codera chacune de ces couleurs sur 8 bits, on aura donc une série de 24 bits, ou 8 bits par composante, soit 16 millions de couleurs possibles.

### **I-5-2 Image en niveaux de gris :**

Le niveau de gris est défini comme une couleur dont la valeur des composantes principales R V B est égale. Dans le cas d'une image numérique, le niveau de gris présente l'intensité lumineuse d'un pixel. Lorsque ces composantes de couleur sont identiques en intensité lumineuse, chaque pixel sera codé sur 8 bits (soit un octet) donc une gamme possible de 256 niveaux de gris.

**I-5-3 Convertir une image couleur en niveau de gris :**

Pour les images couleur, un pixel dispose généralement des trois composantes R V B. Un pixel gris a ses trois valeurs R V B identiques, une méthode simple pour convertir une image couleur en niveau de gris pourrait être de calculer la moyenne des trois composantes R V B et d'utiliser cette valeur moyenne par chacune des composantes.

$$\text{Gris} = (\text{rouge} + \text{vert} + \text{bleu}) / 3$$



**Figure 1-3 :** Passage d'une image couleur en niveau de gris

**I-5-4 Notion d'histogramme :**

Un histogramme est un graphique statistique permettant de représenter la distribution des intensités des pixels d'une image, c'est-à-dire le nombre de pixels pour une intensité lumineuse. Par convention un histogramme représente le niveau d'intensité ( $N_g$ ) en abscisse en allant du plus foncé (à gauche) au plus clair (à droite).

Ainsi, l'histogramme d'une image en 256 niveaux de gris sera représenté par un graphique possédant 256 valeurs en abscisses, et le nombre de pixels de l'image en ordonnées.

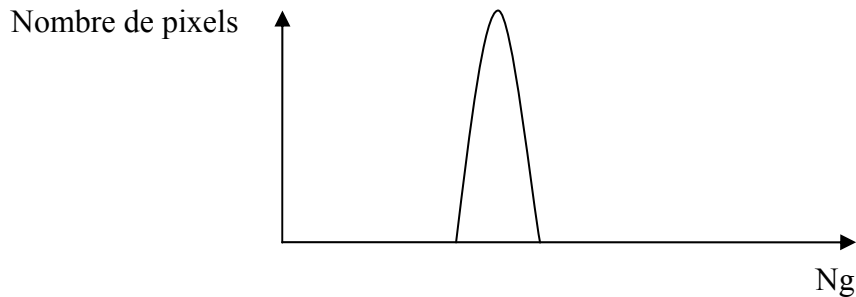
Pour les images en couleur plusieurs histogrammes sont nécessaires. Par exemple pour une image : codée en R V B.

- un histogramme représentant la distribution de la luminance.
- trois histogrammes représentant respectivement la distribution des valeurs respectives des composantes R V B.

On peut distinguer trois types d'histogrammes d'images :

**a- Histogramme unimodal :**

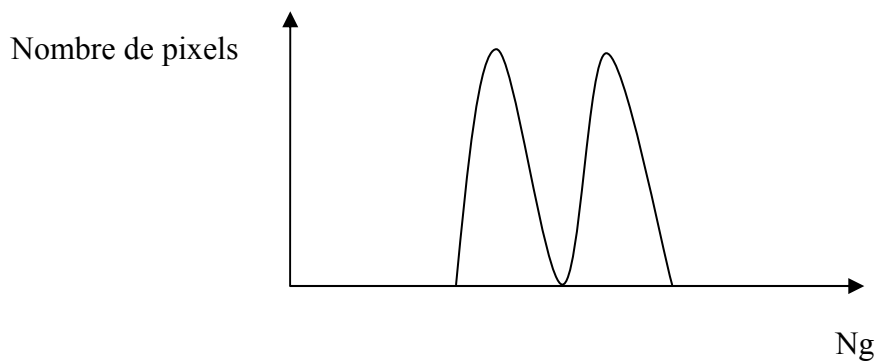
Ce type d'histogramme n'a qu'un seul pic, il représente soit un objet, soit un fond.



**Figure 1-4 :** Histogramme unimodal

**b- Histogramme bimodal :**

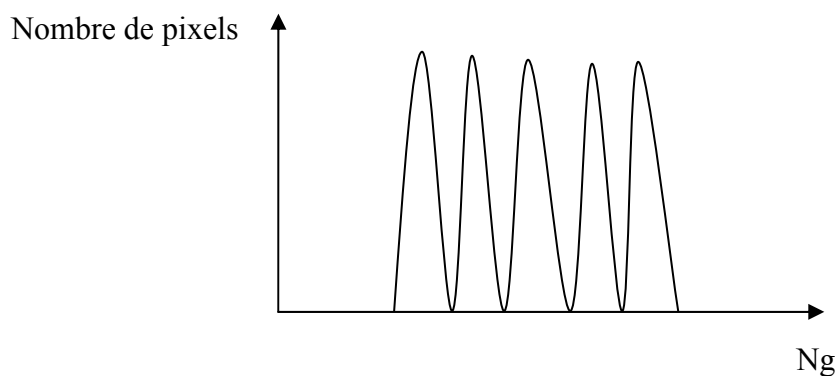
Il est de deux pics séparés par une vallée et l'on déduit ainsi qu'il existe un objet sur un fond.



**Figure I-5 :** Histogramme bimodal

**c- Histogramme multimodal :**

Formé de plusieurs modes séparés (plusieurs pics séparés par plusieurs vallées) qui nous renseigne sur la présence de plusieurs objets.



**Figure 1-6 :** Histogramme multimodal

**I-6 Notion de voisinage :**

La notion de voisinage est souvent utilisée dans le traitement d'image. 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).

**a) 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 quatre voisins diagonaux.

(x-1, y-1)	(x-1, y)	(x-1, y+1)
(x, y-1)	(x, y)	(x, y+1)
(x+1, y-1)	(x+1, y)	(x+1, y+1)

**Figure 1-7 :** Voisinage d'un point

**I-7 Définition de la télédétection :**

La télédétection désigne, dans son acception large, la mesure ou l'acquisition d'informations sur un objet ou un phénomène, par l'intermédiaire d'un instrument de mesure n'ayant pas de contact avec l'objet étudié.

C'est l'utilisation à distance (par exemple, d'un avion, d'un engin spatial, d'un satellite ou encore d'un bateau) de n'importe quel instrument permettant l'acquisition d'information sur l'environnement. On fait souvent appel à des instruments tels qu'appareils photographique, lasers, radars, sonars, sismographes ou gravimètres.

La télédétection spatiale, dans le domaine astronautique, est l'ensemble des connaissances et des techniques utilisées pour déterminer les caractéristiques de la surface et de l'atmosphère de la terre ou autre planète, par des mesures effectuées à partir d'un engin spatial évoluant à distance convenable de cette dernière.

Les exemples de la télédétection sont très nombreux :

- **Agriculture** : réponses de la végétation à certaines contraintes environnementales, activité photosynthétique,
- **Hydrologie** : spatialisation de l'intensité des pluies sur un BV (échos radar), couverture végétale, ...

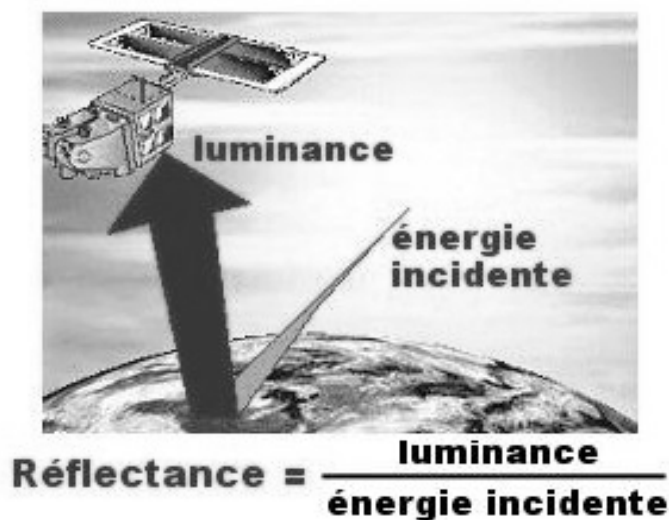
- **Météorologie et climat** : Suivi de l'évolution spatio-temporelle de la couverture nuageuse,...
- **Océanographie, ressources marines** : dynamique et caractéristiques des mers et océans.

### I-7-1 Le principe de la télédétection :

La télédétection est basé sur l'utilisation de capteurs ou radiomètres qui enregistrent l'énergie du rayonnement électromagnétique réfléchi ou émis par les corps de la surface terrestre ou de l'atmosphère.

Un radiomètre permet de mesurer la luminance d'un objet c'est-à-dire l'énergie rayonnée par cet objet et dans une direction donnée.

Si on mesure simultanément l'éclairement incident reçu par un objet donné et la luminance de ce même objet, le rapport luminance sur l'éclairement incident, exprimé en pourcentage, définit la réflectance de cet objet.



**Figure 1-8** : la réflectance

En télédétection passive, seules les sources naturelles (soleil, terre...) sont mises en jeu et le capteur est un simple récepteur « passif ». Les images des satellites Météosat appartiennent au domaine de la télédétection passive.

En télédétection active, une source de rayonnement, artificielle, est embarquée à bord du satellite. Son émission s'effectue en direction des objets observés qui renvoient un signal que détecte le capteur du satellite. Les images radars appartiennent au domaine de la télédétection active.

## I-8 Les satellites :

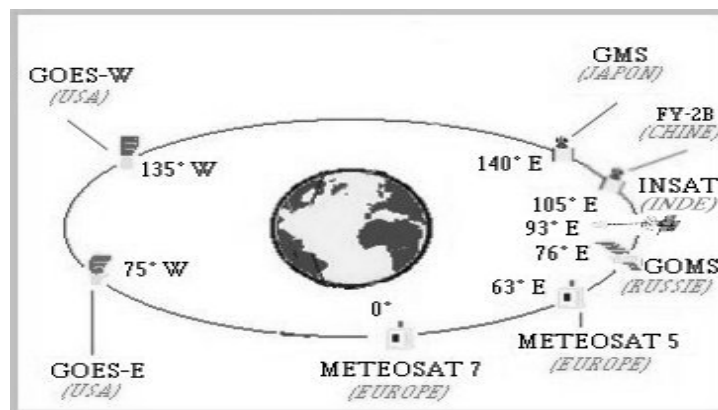
Il y a deux types de satellite météorologiques : satellites géostationnaires et satellites en orbite polaire.

### I-8-1 Satellites géostationnaires:

Les satellites géostationnaires constituent la principale source d'images satellites pour la prévision météo. Il existe cinq groupes de satellites géostationnaires (dont le satellite météosat Européen) disposés autour de la planète à une altitude de 36000 km au dessus de l'Equateur.

Ces satellites sont dits géostationnaires car leur mouvement suit la rotation de la terre de telle sorte qu'ils sont toujours situés au dessus d'un seul et unique endroit.

Ils envoient leurs images en temps réel dès leur prise et les prévisions sont mises à jour très rapidement. Ces satellites prennent en photos la lumière solaire qui rebondit sur les nuages et la surface de la terre. Ils prennent aussi des images infrarouges qui permettent de suivre les mouvements des dépressions notamment.



**Figure 1-9 :** les satellites géostationnaires

### I-8-2 Satellites en orbite polaire :

Les satellites en orbite polaire sont situés à une altitude d'environ 800km, et surveillent constamment la terre du pôle Nord au pôle Sud. Ces satellites voyagent du Nord au Sud et vice-versa, tandis que la terre continue sa rotation, scannant ainsi une portion de la terre un peu plus à l'Ouest qu'avant. Ils scannent deux fois la terre en un jour. Ces satellites ont une sensibilité plus importante que les satellites géostationnaires et permettent de fournir aux

météorologues des images beaucoup plus détaillées de chaque perturbation et autres phénomènes météorologiques.

### **I-8-3 Le satellite Météosat- 7 :**

Le satellite Météosat-7 est un satellite géostationnaire destiné à l'observation terrestre. Il est exploité par EUMETSAT. Le satellite est équipé de trois canaux d'observation : un canal "visible", un canal "infrarouge" et un canal "vapeur d'eau". Le champ d'observation du satellite Météosat-7 est restreint à la portion du globe observable depuis le point fixe situé à 36000 km d'altitude, au-dessus de l'intersection de l'équateur et du méridien de Greenwich, au dessus du Golfe de Guinée. En effet, le satellite effectue une rotation en 24 heures et se trouve par conséquent toujours au-dessus du même point. On peut donc produire une animation en faisant défiler une série d'images dans un ordre chronologique.

Avec une rotation de 100 tours/minutes, le satellite Météosat délivre toutes les 30 minutes une image digitale (2500 lignes en 25 minutes puis 5 minutes pour remonter les miroirs des radiomètres) de la même portion du globe à une station au sol en Allemagne à Darmstadt. Cette image est ensuite travaillée et renvoyée au satellite pour être diffusée gratuitement à la communauté des utilisateurs. Les satellites Météosat-7 voient toujours la même portion du globe (42% de la surface terrestre).

#### **I-8-3-1 Principe de fonctionnement :**

Ce satellite tourne à 100tours/minutes autour de son axe principal, orienté parallèlement à l'axe Nord-Sud de la terre. Cette rotation régulière permet le balayage d'un radiomètre qui effectue des mesures de luminance dans trois canaux :

- Visible
- Infrarouge thermique
- Infrarouge « bande d'absorption d'eau »

Ainsi chaque ligne de l'image est obtenue simplement grâce à cette rotation. Le système est conçu pour fournir toute les 30 minutes une vue globale du disque terrestre.

### I-8-3-2 La bande spectrale utilisée :

Le soleil émet des rayonnements de différentes longueurs d'ondes vers la terre, le spectre visible de la lumière est généralement défini par le domaine de longueur d'onde suivante : de la plus petite longueur d'onde visible pour le violet (environ 400nm) à la plus grande (750nm) pour le rouge.

Le radiomètre est l'instrument principal présent sur les satellites météorologiques. Cet instrument balaye la surface de la terre ligne par ligne, chaque ligne est représentée par une série d'images élémentaires ou pixels. Pour chaque pixel, le radiomètre mesure l'énergie radiative dans différentes bandes spectrales. Cette mesure est numérisée, puis transmise à une station au sol où elle est traitée, avant d'être envoyée aux utilisateurs. Les différents canaux sont :

#### a) Le canal visible (0,45-1,00 $\mu\text{m}$ ):



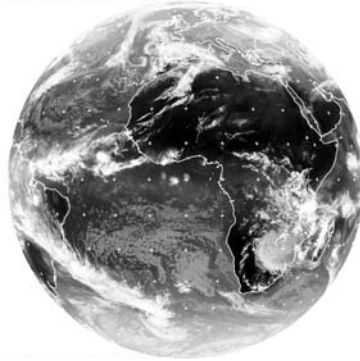
Figure 1-12 : Image (canal visible 0.56-0.71  $\mu\text{m}$ )

#### ❖ Caractéristiques :

- Les images visibles représentent la qualité de la lumière visible rétrodiffusée par les nuages et/ou par la terre.
- Les nuages et la neige en blanc sur l'image.
- Zones sans nuages en noir.
- Les nuages épais sont plus brillants que les nuages fins.
- Il est difficile de distinguer les nuages bas et les nuages élevés.
- On ne voit pas la nuit (noir).

**b) Le canal infrarouge thermique (10.5-12.5  $\mu\text{m}$ ) :****❖ Caractéristiques :**

- Plus l'objet est chaud, plus il est représenté en noir.
- Plus l'objet est froid, plus il est représenté en blanc.
- Les nuages élevés apparaissent plus blanc que les nuages bas car ils sont plus froids.
- Dans les zones sans nuages, plus le sol est chaud plus il est sombre.

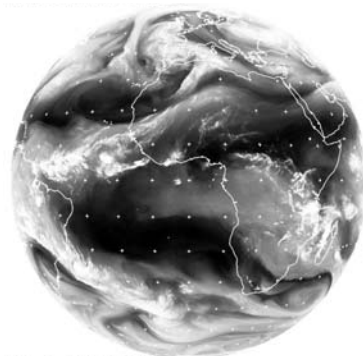


**Figure 1-13 :** Image (canal infrarouge thermique)

**c) Le canal infrarouge vapeur (5.7-7.1  $\mu\text{m}$ ) :****❖ Caractéristiques :**

Les images « vapeur d'eau » représentent une mesure du rayonnement infrarouge influencée par la vapeur d'eau dans l'atmosphère. Cela permet de déterminer les zones sèches et les zones humides

- Les zones sombres correspondent à des zones sèches (sol, plaines...)
- Les zones blanches correspondent à des zones humides, ou H<sub>2</sub>O est présent (nuages, glaces...).



**Figure 1-14 :** Image (canal infrarouge vapeur)

**I-8-4 Météosat deuxième génération :**

Le premier d'une série de trois engins lancés en 2002. Le MSG est appelé à générer une imagerie multi-spectrale de la surface de la terre et des systèmes nuageux à un rythme deux fois plus rapide (toutes les 15 minutes et non pas toutes les demi heures) que celui du Météosat actuel, en couvrant un nombre beaucoup plus important de canaux du spectre (douze, contre trois pour Météosat). La résolution spéciale de MSG sera également nettement meilleure (1km pour le canal visible, 3km pour les autres). Huit de ces canaux seront situés dans l'infrarouge thermique et fourniront, entre autres informations, des données permanentes concernant la température des nuages, de la terre et de la surface des mers. En utilisant des canaux qui absorbent l'Ozone, la vapeur d'eau et le dioxyde de carbone, le MSG permettra également aux météorologues d'analyser les caractéristiques des masses d'air atmosphériques, permettant ainsi de reconstruire une vue en 3D de l'atmosphère.

- **Les bandes spectrales du MSG :**

<b>Canal</b>	<b>Bande en <math>\mu\text{m}</math></b>
<b>VIS 0,6</b>	<b>0,56 - 0,71</b>
<b>VIS 0,8</b>	<b>0,74 - 0,88</b>
<b>IR 1,6</b>	<b>1,50 - 1,78</b>
<b>IR 3,9</b>	<b>3,48 - 4,36</b>
<b>IR 8,7</b>	<b>8,30 - 9,10</b>
<b>IR 10,8</b>	<b>9,80 - 11,80</b>
<b>IR 12,0</b>	<b>11,00 - 13,00</b>
<b>WV 6,2</b>	<b>5,35 - 7,15</b>
<b>WV 7,3</b>	<b>6,85 - 7,85</b>
<b>IR 9,7</b>	<b>9,38 - 9,94</b>
<b>IR 13,4</b>	<b>12,40 - 14,40</b>
<b>HRV Haute Résolution Visible (rés.1 km)</b>	<b>0,5 - 0,9</b>

### I-9 Prétraitement :

On désigne par traitement d'images numériques l'ensemble des techniques permettant de modifier une image dans le but d'améliorer leur qualité ou d'en extraire des informations, donc une amélioration de l'aspect visuel. Parmi les approches utilisées pour le prétraitement d'image :

- Les approches basées sur la modification d'histogramme des niveaux de gris (égalisation et étirement d'histogramme).
- Les filtrages (filtres passe-bas, filtres médians....).

#### I-9-1 Modification d'histogramme :

##### a) Egalisation d'histogramme :

L'égalisation de l'histogramme a pour but d'harmoniser la répartition des niveaux de gris (luminosité) de l'image, de telle manière à tendre un même nombre de pixel pour chacun des niveaux l'histogramme. Ce qui donne une meilleure dynamique et un fort contraste à l'image.

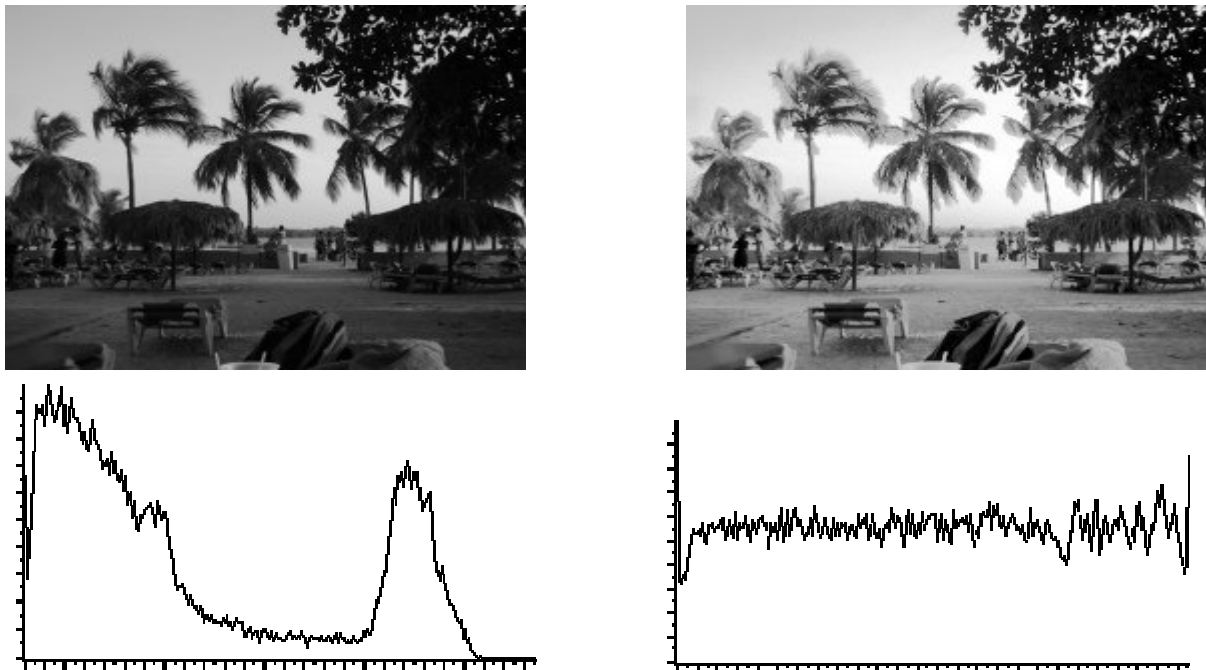
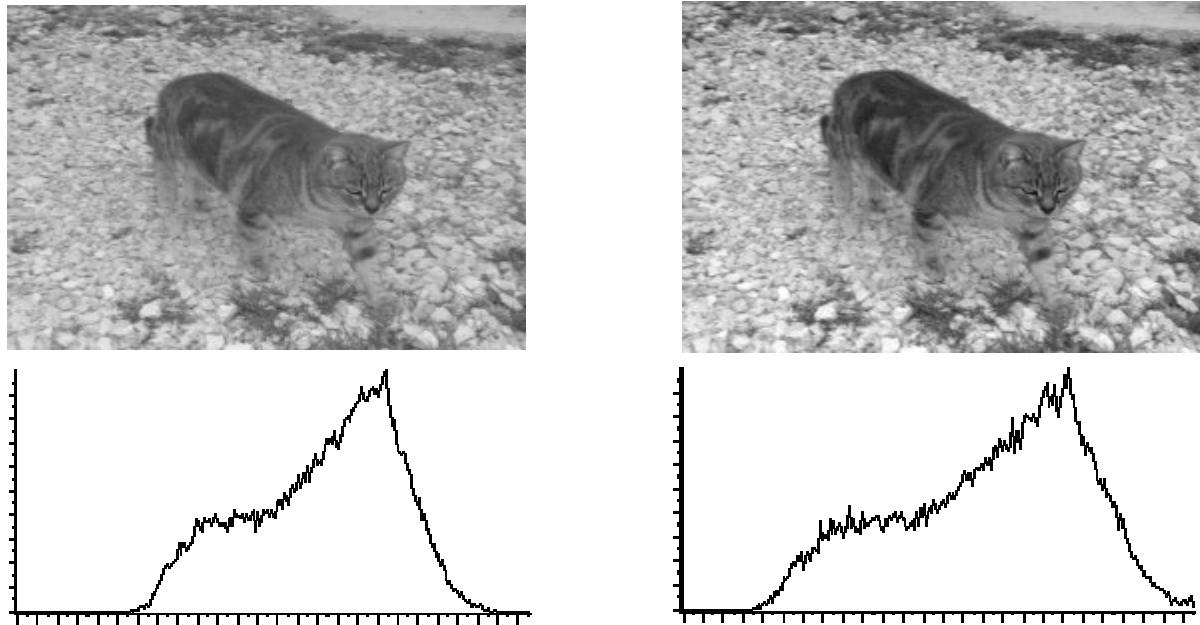


Figure 1-15 : Histogrammes de l'image avant et après égalisation

##### b) Étirement de l'histogramme :

L'étirement d'histogramme (aussi appelé «expansion de la dynamique») consiste à répartir les fréquences d'apparition de pixels sur la largeur de l'histogramme. Ceci revient à modifier l'histogramme de telle manière à répartir les intensités lumineuses sur l'échelle des valeurs

disponibles. L'étirement permet une meilleure répartition afin de rendre les pixels clairs encore plus clairs et les pixels foncés proche du noir.



**Figure 1.16** Histogrammes de l'image avant et après étirement

### **I-9-2 Le filtrage :**

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. Parmi ces systèmes, nous distinguons :

- les filtres linéaires.
- les filtres adaptatifs (non linéaires).
- les filtres morphologiques.

#### **I-9-2-1 Les filtres linéaires :**

Un filtre linéaire transforme un ensemble de données d'entrée en un ensemble de données de sortie selon une opération mathématique appelée convolution.

Lorsqu'il s'agit de données numérisées comme le cas du traitement d'image, la relation entre les valeurs des pixels de sortie et celle des pixels d'entrée est décrite par une matrice de convolution, généralement carré. Ils sont appelés filtres linéaires car ils présentent la propriété de linéarité du produit de convolution.

L'utilisation des filtres linéaires provient de l'extension des méthodes mises au point par le traitement de signal des images numériques.

**1-9-2-1-1 Filtrage linéaire local et produit de convolution :**

Il consiste à effectuer le produit de convolution d'une image avec une fenêtre de voisinage. Soit  $F(x)$  une image digitalisée en niveaux de gris et une fonction de voisinage  $H(x)$  repérée par son point central  $x_0$ . La fenêtre est généralement de taille  $3 \times 3$  appelée aussi masque.

$$\begin{pmatrix} X_2 & X_3 & X_4 \\ X_8 & X_0 & X_1 \\ X_5 & X_6 & X_7 \end{pmatrix}$$

Le produit de convolution donnera une fonction image  $G(x)$  définie par :

$$G(x) = F(x) * H(x) \quad (\mathbf{I-1})$$

Chaque point de la fonction de voisinage possède  $n$  voisins notés  $X_i$  et qu'à chacun de ces points, on attribue la valeur  $F(x_i)$ . Le produit de convolution sera donné par la relation suivante :

$$G(x) = \sum_{i=0}^n F(x) * H(x) \quad (\mathbf{I-2})$$

Le produit de convolution étant une somme, il attribut des transformations des valeurs beaucoup plus élevées aux images résultat. Il convient de multiplier l'image résultat par un facteur de normalisation  $\alpha$  inférieur à l'unité défini par :

$$\alpha = \frac{1}{\sum_{i=0}^n H(x_i)} \quad (\mathbf{I-3})$$

Ce coefficient n'est appliqué que lorsque la fenêtre de voisinage possède des éléments dont la somme est supérieure à 1.

On distingue différents types de filtres linéaires locaux : filtres passe-bas (lissage), filtres passe-haut (accentuation), filtres passe-bande (différentiation) et filtres directionnels.

**1-10-2-1-2 Filtre passe bas (lissage):**

Ce filtrage 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 doit être répétée plusieurs fois, ce qui crée un effet de flou. En pratique, il faut

toujours choisir un compromis entre l'atténuation du bruit et la conservation des détails et contours significatifs.

Pour réaliser ce genre de filtrage, on effectue le produit de convolution de l'image avec le modèle de filtre suivant :

$$H = \left[ \frac{1}{b+2} \right]^2 \begin{bmatrix} 1 & b & 1 \\ b & b^2 & b \\ 1 & b & 1 \end{bmatrix} \text{ avec : } \left[ \frac{1}{b+2} \right]^2 \text{ est un facteur de normalisation.}$$

L'exemple le plus utilisé est le lissage par le masque moyenne 3x3 ayant la valeur de  $b = 1$ .

$$H_1 = \frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Un filtre passe-bas est caractérisé par des coefficients de fenêtre positifs, avec une valeur maximale pour le point centré.

- Rend l'image floue, en particulier les contours.
- Élimine les dégradations locales de faibles dimensions.

Une amélioration du filtre moyenne consiste à jouer sur les valeurs des coefficients du masque :

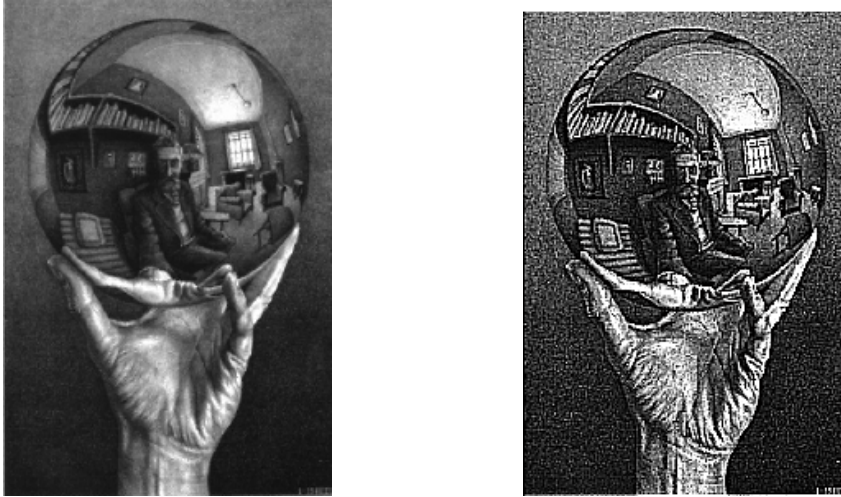
$$H_1 = \frac{1}{10} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

### I-9-2-1-3 Filtre passe-haut (accentuation) :

Le filtre passe-haut a les caractéristiques inverses du filtre passe-bas. Ce filtre n'affecte pas les composantes de haute fréquence de l'image, mais doit atténuer les composantes de basse fréquence. Ce sont des filtres qui ont pour but d'augmenter le contraste et de mettre en évidence les contours entre les plages des niveaux de gris de l'image.

$$H_1 = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 9 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

Le coefficient central, de la fenêtre de voisinage prend une valeur maximale positive par rapport aux autres coefficients négatifs. On remarque également que la somme algébrique de tous les coefficients est égale à 1 d'où absence de facteur de normalisation.



**Figure 1-17** : Accentuation de contours

On définit le contour comme une discontinuité locale de l'intensité lumineuse. les techniques qui permettent de détecter un contour sont basées par l'utilisation de :

- **Filtres de gradient** : les contours sont les lignes de maximum locaux.

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Croix

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

Prewitt

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Sobel

- **Filtres de laplacien** : les contours sont des suites de points à 0.

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

### I-9-2-2 Filtres morphologiques :

Les filtres morphologiques sont de bons nettoyeurs d'image, ils sont conçus pour être appliqués directement sur des images numériques. Ils sont développés à base d'ouverture et fermeture morphologique qui font appel à la notion de base « dilatation et érosion ».

Ces filtres sont complexes, ils utilisent des algorithmes de haut niveau et nécessitent un temps d'exécution assez long, donc des calculateurs très rapides.

### I-9-2-3 Filtres adaptatifs :

Ce sont des filtres non linéaires car il n'existe aucune relation entre le pixel à filtrer et son voisinage, ils sont classés en deux catégories :

- Filtres d'ordre
- Filtres de position

#### I-9-2-3-1 Filtre d'ordre :

Son principe est basé sur une classification des niveaux de gris selon un ordre donné.

- **Filtre médian :**

C'est un filtre non linéaire utilisé pour éliminer les bruits impulsionnels tout en préservant l'information contour. Le classement des pixels de la fenêtre de voisinage s'effectue selon un ordre croissant, puis on prend la valeur médiane sur ce voisinage.

Soit la fenêtre suivante :

$$I = \begin{bmatrix} 2 & 12 & 60 \\ 2 & 13 & 12 \\ 2 & 2 & 12 \end{bmatrix}$$

L'ordre croissant : 2-2-2-2-**12**-12-12-13-60.

La valeur du point centré qui était 13 prend la nouvelle valeur 12.

- Préserve l'information de contour et peut être appliqué itérativement.
- Elimine les contours très fins. Un voisinage adapté permet de limiter cet effet.

**I-10-2-3-2 Filtre de position :**

Pour ce filtrage, on utilise des fenêtres de voisinages  $N \times N$ . On choisit un sous voisinage le plus homogène, puis on affecte sa valeur médiane au voisinage  $N \times N$ . Considérant l'exemple suivant :

Soit la fenêtre  $5 \times 5$ :

$$I = \begin{bmatrix} 3 & 3 & 4 & 5 & 6 \\ 3 & 4 & 3 & 6 & 7 \\ 3 & 3 & 4 & 8 & 3 \\ 9 & 2 & 3 & 2 & 1 \\ 4 & 5 & 3 & 2 & 6 \end{bmatrix}$$

La valeur médiane du voisinage le plus homogène (voisinage rouge) est le 3, donc la valeur du pixel central de la fenêtre  $5 \times 5$  passera de 4 à 3.

**I-10 Discussion :**

On regroupe souvent sous le terme de prétraitement toutes les opérations qui sont appliquées aux images indépendamment de leur usage futur, pour leur assurer une bonne qualité. Elles concernent donc essentiellement les corrections de contraste et la suppression du bruit.

Cette pratique est souvent critiquée car l'expérience montre qu'il est toujours important d'adapter les traitements de plus bas niveau aux traitements plus élaborés et donc aux objectifs à long terme du projet, mais les prétraitements sont souvent appliqués dans des circonstances où l'on destine les images à de nombreuses applications différentes dont on ignore souvent les besoins exacts.

## Chapitre II

# Analyse et segmentation d'images

### II-1 Préambule :

La texture est une caractéristique importante pour la segmentation de divers types d'images telles que les images aériennes, les images médicales.....

Le système visuel humain est extrêmement performant dans ce domaine. Ainsi, sur une scène naturelle en extérieur, on distingue sans difficulté les différentes textures : l'herbe, le feuillage, le sable, etc.

Cependant il est très difficile de définir la notion de texture avec rigueur. Ceci n'a néanmoins pas empêché le développement de nombreuses techniques d'analyse, de classification et de segmentation des images texturées, s'appuyant sur des approches, des descripteurs et des modèles variés [12 13 14]. Haralick définit diverses approches selon que l'on s'intéresse aux objets ou primitive et à leur règle de placement (texture structurée), ou à la répartition statistique des niveaux de gris dans l'image (texture aléatoire).

### II-2 Définition de la texture :

Il n'existe pas de définition précise de la texture. Une définition générale peut caractériser une texture comme un ensemble de primitives arrangées selon des règles particulières de placement (Gross, 1983, Wu, 1992). Une primitive est un ensemble connexe plus ou moins important de pixels de niveaux de gris à peu près semblables : il s'agit en fait d'un motif de base.

On peut donner, à titre d'exemple, quelques définitions parmi les nombreuses autres qui existent dans la littérature : « La texture est un attribut qui représente l'arrangement spatial des niveaux de gris des images élémentaires dans une région ».

« La texture fait référence généralement à une répétition de ses éléments de base appelés textons. Le texton contient plusieurs pixels élémentaires dont le placement pourrait être périodique, quasi périodique ou aléatoire. Les textures naturelles sont généralement aléatoires, alors que les textures artificielles sont souvent des déterministes ou périodiques. La texture peut être grossière, fine, lisse, granulée, ridée, irrégulière ou linéaire » [1].

Haralick [14] écrit à ce sujet qu'il n'existe pas d'approche formelle ni de définition précise de la texture.

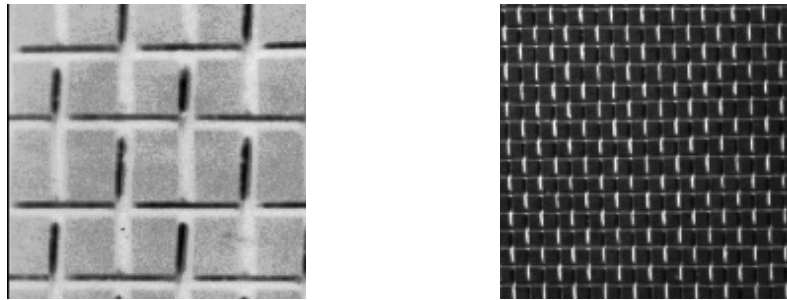
D'après Gagalowicz [16] « la texture est une région de l'image pour laquelle on peut définir une fenêtre de dimension minimale à travers laquelle l'observation se traduit par une impression visuelle identique pour toutes les translations possibles de cette fenêtre à l'intérieur de la région considérée. »

Il existe un catalogue d'images représentant différentes textures [4]. Il s'agit de seize textures différentes : canevas, sable, herbe, bulles de plastique.... Ces images sont classiquement utilisées pour valider les différentes méthodes d'analyse de texture.

On distingue en fait selon l'élément de base et les règles de placement, deux types de texture : les textures macroscopiques, ou textures structurées et les textures microscopiques, ou textures aléatoires.

### **II-2-1 Macrotecture :**

C'est une texture périodique formée de primitives arrangées d'une façon particulière. Le motif de base se répète alors de manière régulière. Il est facile d'extraire visuellement le motif de base ainsi que les lois d'assemblage des primitives entre elles. On parle de texture ordonnée.

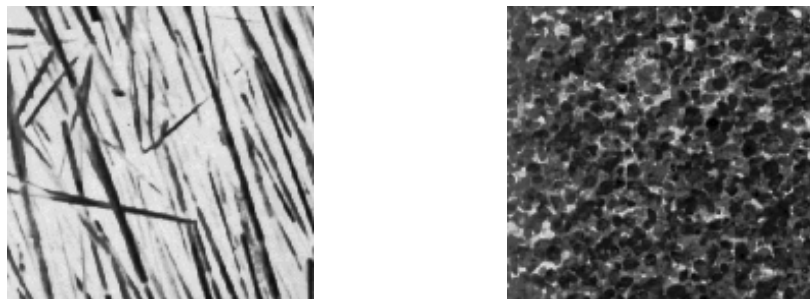


**Figure 2-1 :** Exemple de textures périodiques

### II-2-2 Microtexture :

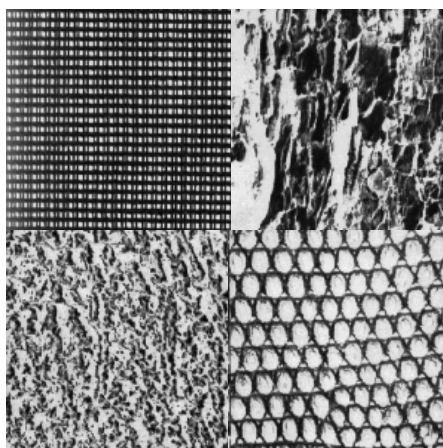
Une texture aléatoire semble totalement désordonnée, il est alors impossible d'isoler un motif de base. Ce type de texture présente un aspect chaotique mais néanmoins régulier.

La primitive de base est alors un ensemble réduit de pixels, point élémentaire de l'image. L'information pertinente est donc contenue dans un voisinage de petite dimension, d'où le nom de texture microscopique.



**Figure 2-2 :** Exemple de textures aléatoires

Dans les scènes naturelles, on trouve beaucoup plus des textures mixtes qui sont la composition des deux textures c'est-à-dire macrotexture et microtexture, comme le montre la figure suivante:



**Figure 2-3** Exemple de texture mixte

### II-3 L'analyse de texture :

L'analyse de texture regroupe un ensemble de techniques mathématiques permettant de quantifier différents niveaux de gris présents dans une image en termes d'intensité ou de rugosité et leur distribution. Ces techniques apparaissent plus sensibles que l'œil aux variations de texture. En effet, l'ensemble œil-cerveau est seulement capable d'apprécier un niveau de complexité de premier et second ordre.

L'analyse de texture consiste à calculer, à l'aide de la valeur des pixels (intensité), un certain nombre de paramètres mathématiques caractéristiques de la texture à étudier [6]. Les applications possibles de l'analyse de texture sont la segmentation ou la caractérisation de textures homogènes.

Plusieurs méthodes d'analyse de texture existent et peuvent être classées en deux grandes catégories :

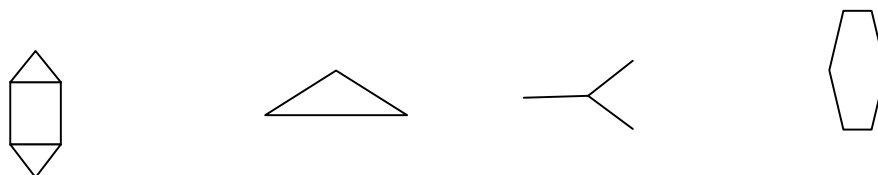
- les méthodes structurelles
- les méthodes statistiques

### II-3-1 Méthodes structurelles :

Elles permettent de décrire la texture en définissant les primitives et les "règles" d'arrangement qui les relient. De telles méthodes semblent plus adaptées à l'étude de textures périodiques ou régulières dites macrotextures. Il y a toujours deux phases dans cette approche :

- **Définition des primitives :**

On effectue soit une croissance région, soit une détection de contour sur un ou plusieurs attributs (intensité lumineuse, gradient, etc....) de façon à identifier les primitives qu'on caractérise par leur forme et valeur moyenne de l'attribut utilisé. Ces primitives sont très diverses et peuvent être très simple ou très complexes comme le montre la figure suivante.



**Figure 2-4 :** Exemple de primitives

En effet, les textures ordonnées possèdent des primitives qui se répètent dans les images en des positions suivant une certaine loi.

- **Caractérisation des relations spatiales entre les primitives :**

C'est de définir les règles de placement des primitives de la texture par le calcul des histogrammes du premier ordre ou du second ordre de ses paramètres (valeur moyenne, la forme...). Des méthodes syntaxiques utilisant les grammaires d'arbre ont été développées par Li et Fu (1976) afin de caractériser les relations spatiales entre les primitives. De même, d'autres méthodes basées sur la théorie ensembliste ont été développées par Jeansoulin et Af (1981) et Cals (1984). Ces méthodes font appel à la théorie des ensembles flous.

**II-3-2 Méthodes statistiques :****II-3-2-1 Méthodes de premier ordre :**

L'analyse par les méthodes de premier ordre se fait au niveau des pixels individuels d'une région de l'image (fenêtre). Les paramètres (la moyenne, la variance,...) sont calculés à partir de l'histogramme des intensités (ou histogramme du premier ordre). Celui-ci décrit, au niveau de la fenêtre choisie, la fréquence d'apparition de chaque niveau sur l'échelle des gris. Cette méthode n'est pas très performante car les pixels sont considérés isolément en dehors de tout contexte de voisinage (aspect local de la texture). Il est donc nécessaire d'utiliser des méthodes d'ordre supérieur pour une analyse plus précise.

**II-3-2-2 Méthodes de second ordre :**

L'ordre des méthodes est donné par le nombre de pixels mis en jeu dans le calcul des paramètres. On retiendra, en particulier, la méthode de cooccurrence et la fonction d'autocorrélation.

**II-3-2-2-1 Matrice de cooccurrence :**

Elle permet de déterminer la fréquence d'apparition d'un "motif" formé de deux pixels séparés par une certaine distance  $d$  dans une direction  $\theta$  particulière par rapport à l'horizontale. Afin de limiter le nombre de calculs, on prend généralement comme valeurs  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $135^\circ$ ,  $180^\circ$  et 1 pour la valeur de  $d$ .

La taille de la matrice est  $N_g \times N_g$ , où  $N_g$  correspond au maximum des niveaux de gris de l'image. Pour ne pas avoir une taille de matrice trop élevée, on choisira le plus souvent  $N_g=8$ , 16 ou 32.

A titre d'exemple, pour une image possédant 3 niveaux, la matrice de cooccurrence sera de taille 9 (voir figure 2-5).

1	1	0	0		0	1	2
1	1	0	0	0	4	0	2
0	0	2	2	1	2	2	0
0	0	2	2	2	0	0	2

**Figure 2-5 :** Exemple de construction d'une matrice de cooccurrence ( $d=1, \theta=0^\circ$ )

A chaque direction  $\theta$  et pour chaque valeur de  $d$  correspond une matrice de cooccurrence  $\Phi(d, \theta)$ . Avec les 8 valeurs de  $\theta$  et pour une distance  $d=1$ , on peut avoir 8 matrices de cooccurrence pour une région donnée. Ainsi pour simplifier et optimiser le temps de calcul, on utilise les matrices symétriques qui sont construites à partir des constatations suivantes :

$$\begin{aligned}\Phi(d, 0^\circ) &= \Phi^t(d, 180^\circ) \\ \Phi(d, 45^\circ) &= \Phi^t(d, 225^\circ) \\ \Phi(d, 90^\circ) &= \Phi^t(d, 270^\circ) \\ \Phi(d, 135^\circ) &= \Phi^t(d, 315^\circ)\end{aligned}$$

Par exemple, la matrice symétrique associée à la direction  $0^\circ$  sera de la forme :

$$\Phi(d) = [\Phi(d, 0^\circ) + \Phi(d, 180^\circ)] \quad (\text{II-1})$$

Une fois la matrice symétrique réalisée, il est possible d'en extraire plusieurs paramètres caractérisant la texture, ils contiennent des informations sur la finesse, la directionnalité, la granularité etc..... Les paramètres les plus utilisés sont :

**a) Le contraste (inertie) :**

Il mesure les variations locales des niveaux de gris. Si elles sont importantes (c'est à dire s'il existe peu de régions homogènes), alors le contraste sera élevé. Ce paramètre permet aussi de caractériser la dispersion des valeurs de la matrice par rapport à sa diagonale principale.

$$\text{CONT} = \sum_i \sum_j (i,j)^2 p(i,j) \quad (\text{II-2})$$

Où  $p(i, j)$  correspond aux éléments de la matrice de cooccurrence ; c'est à dire à la probabilité de passer d'un pixel de niveau de gris  $i$  à un pixel de niveau de gris  $j$ .

**b) La corrélation :**

Elle permet de déterminer si certaines colonnes de la matrice sont égales. Plus les valeurs sont uniformément distribuées dans la matrice et plus la corrélation est importante.

$$\text{COR} = \sum_i \sum_j (i - \mu_x)(j - \mu_y) p(i, j) \quad (\text{II-3})$$

Où  $\mu_x$  et  $\mu_y$  représentent les moyennes respectivement des lignes et des colonnes de la matrice.

**c) L'entropie :**

Ce paramètre mesure la complexité de l'image. Lorsque les valeurs de la matrice sont presque toutes égales, l'entropie est élevée. Elle caractérise aussi le degré de granulation de l'image. Plus l'entropie est élevée et plus la granulation est grossière.

$$\text{ENT} = \sum_i \sum_j p(i, j) \log p(i, j) \quad (\text{II-4})$$

**d) L'homogénéité ou moment différentiel inverse :**

Ce paramètre a un comportement inverse du contraste. Plus la texture possède des régions homogènes et plus le paramètre est élevé.

$$\text{HOM} = \sum_i \sum_j \frac{1}{1+(i-j)^2} p(i, j) \quad (\text{II-5})$$

**II-3-2-2-2 Fonction d'autocorrélation :**

La fonction d'autocorrélation d'une image peut être employée pour évaluer aussi bien la qualité de régularité que la finesse et la grossièreté de la texture. Formellement, cette fonction est définie comme suit :

$$\rho(x, y) = \frac{\sum_{u=0}^N \sum_{v=0}^N I(u, v) I(u+x, v+y)}{\sum_{u=0}^N \sum_{v=0}^N I^2(u, v)} \quad (\text{II-6})$$

$I(u, v)$  niveau de gris du pixel  $(u, v)$

Si la valeur de  $\rho(x, y)$  {

- Varie lentement, la texture est grossière.
- Varie rapidement, la texture est fine.
- Varie périodiquement, la texture est régulière.

#### II-4 Segmentation d'image :

Le processus d'analyse d'image peut être défini comme un ensemble de méthodes et d'outils permettant de décrire quantitativement le contenu d'une image. Il est généralement décomposé en plusieurs étapes : acquisition, numérisation, prétraitement, segmentation, interprétation.

L'étape de segmentation d'image est une étape très importante dans la chaîne d'analyse car c'est à partir de l'image segmentée que les mesures sont effectuées pour l'extraction des paramètres discriminants en vue d'une classification ou d'une l'interprétation.

##### II-4-1 Qu'est-ce que la segmentation ?

Il n'est pas aisé de trouver une seule définition de la segmentation car cette tâche est souvent confondue avec la classification ou l'étiquetage, on peut néanmoins essayer d'en trouver une afin de faire disparaître toutes les ambiguïtés.

Segmenter une image revient à trouver ses régions homogènes et ses contours. Ces régions et contours sont supposés très pertinents, c'est-à-dire que les régions doivent correspondre aux parties significatives des objets du monde réel avec leurs contours apparents.

Une définition formelle d'un algorithme de segmentation a été donnée par Horowitz et Pavlidis [15] en 1975.

##### II-4-2 Définition :

Soit  $X$  le domaine de l'image et  $f$  la fonction qui associe chaque pixel une valeur  $f(x, y)$ . Si nous définissons un prédicat  $P$  sur l'ensemble des parties de  $X$ , la segmentation de  $X$  est définie comme une partition de  $X$  en  $n$  sous-ensemble  $\{R_1, \dots, R_n\}$  tels que :

1.  $X = \bigcup_{i=1}^n R_i$
2.  $\forall i \in \{1, \dots, n\}$   $R_i$  est connexe
3.  $\forall i \in \{1, \dots, n\}$   $P(R_i) = \text{vrai}$
4.  $\forall i, j \in \{1, \dots, n\}$   $i \neq j \Rightarrow P(R_i \cup R_j) = \text{faux}$

Où  $\cup$  représente une union d'ensemble disjoints.

Le prédicat  $P$  est utilisé pour tester l'homogénéité des ensembles  $R_i$ . Ces sous-ensembles constituent les régions de l'image. Une segmentation de l'image est donc sa décomposition en un ensemble de régions homogènes.

Zucker [25] a résumé les conditions de la définition d'Horowitz [15] comme suit : la première condition implique que tout pixel de l'image appartient à une et seule région. Cela signifie que l'algorithme de segmentation ne doit pas se terminer avant d'avoir traité tous les points. La seconde condition implique que toute région doit être connexe. La connexité des régions étant induite par le voisinage défini sur l'image. La troisième condition implique que chaque région doit être homogène.

Enfin, la quatrième condition est une condition de maximalité indiquant que la fusion de deux régions ne doit pas être homogène. Il est important de remarquer que le nombre  $n$  de régions formant la partition de l'image reste indéterminé. Il peut donc exister plusieurs segmentations possibles pour un prédicat  $P$  donné.

## II-5 Méthodes de segmentation :

Il existe dans la littérature une très grande diversité de techniques de segmentation que l'on peut classer en deux principales catégories [18] :

- Les méthodes non coopératives
- Les méthodes coopératives

**II-5-1 Méthodes non coopératives :****II-5-1-1 Approche région :****II-5-1-1-1 Méthodes de segmentation par croissance de régions :**

La segmentation par croissance de régions utilise aussi bien les relations spatiales entre les points que leurs propriétés. L'objectif est d'obtenir des régions significatives et homogènes au sens d'un critère d'homogénéité.

Le problème fondamental associé à cette catégorie d'approche est justement lié à la définition du critère d'homogénéité dans le processus de partitionnement de l'image.

Le processus général d'extraction de régions est généralement itératif. Il est initialisé par une partition de l'image en régions de base, puis de manière séquentielle ou récursive, ces régions sont traitées.

On peut globalement classer ces méthodes en trois catégories :

- Méthode de division
- Méthode de fusion
- Méthode de fusion et division

**a) Approche par fusion :**

L'idée consiste à exploiter une partition initiale de l'image constituée de petites régions. Puis ces régions sont fusionnées successivement jusqu'à ce que le critère de fusion ne soit plus vérifié. Plusieurs règles de regroupement ont été proposées. Certaines de ces règles mettent en jeu des propriétés statistiques telles que la moyenne des niveaux de gris des régions, le gradient moyen des frontières des régions et des propriétés géométriques ou morphologiques c'est-à-dire que deux régions sont regroupées si par exemple un facteur de forme est conservé après leur fusion.

**b) Approche par division :**

Une autre approche pour réaliser une segmentation d'image est celle qui procède par partitionnement. Cette méthode consiste à diviser l'image, qui constitue la région initiale, en régions de plus en plus homogènes. Le processus est réitéré pour chacune des régions produites jusqu'à ce qu'une certaine homogénéité soit atteinte. L'homogénéité d'une région est souvent contrôlée par sa variance ou son contraste. Ces techniques à caractère descendant ont une

faiblesse à la nature souvent régulière du découpage. Une région est divisée en sous-régions de niveaux inférieurs. Les frontières d'une région sont alors représentées sur différents niveaux. La délimitation exacte de ces dernières est ainsi difficile à obtenir.

Beaucoup d'algorithmes de division reposent sur l'utilisation des histogrammes de niveaux de gris [21]. Les régions sont alors définies à partir des intervalles entre les vallées.

### **c) Approche par division-fusion :**

Ces méthodes combinent les deux approches précédentes : la division qui partitionne l'image en zones localement homogènes, puis la fusion des régions similaires au sens d'un prédicat de regroupement. Ces deux opérations sont répétées jusqu'à ce qu'elles ne soient plus possibles.

## **II-5-1-2 Approche contours**

Les contours correspondent généralement à des changements brusques de propriétés physiques ou géométriques de l'image perçue et forment ainsi des attributs très importants pour l'analyse. Dans la plupart des techniques développées à ce jour, plusieurs opérateurs locaux (directionnels ou pas) de dérivation du premier ordre et du second ordre sont utilisés. Ils sont alors suivis respectivement d'une recherche de maxima locaux et de passage par zéro.

Parmi les différentes techniques de détection de contours existantes, nous allons voir celles qui utilisent la dérivée première et seconde et celles utilisant des filtres optimaux.

### **II-5-1-2 -1 Détection des contours par dérivée première :**

A ce niveau, les filtres utilisés sont des filtres de dérivée première (appelés aussi filtres étroits) et l'on cherche alors le maximum de leur réponse. Le prototype de cette méthode est le filtre gradient. Cependant, la dérivation avec ce dernier accentuant le bruit (pixels parasites). Des filtres dérivés plus robustes ont été proposés et présentés plus bas.

Le gradient est une dérivation au premier ordre est donné par :

$$\vec{V} = \frac{\partial I}{\partial x} \vec{I}_x + \frac{\partial I}{\partial y} \vec{I}_y \quad (\text{II-7})$$

A côté de ces approches très inspirées du traitement du signal, des filtres de dérivation plus empiriques ont été proposés à partir d'estimateurs locaux de l'image  $f$  ou de ses dérivées  $\frac{\partial f}{\partial y}$ . Ces dérivées estimées sont obtenues à l'aide de masques (figure 2-6) appliqués sur des fenêtres de 2x 2 pixels ou 3x3 pixels (exceptionnellement, en cas d'images très bruitées, sur des fenêtres plus grandes). On note sans surprise que la somme des coefficients de ces filtres est nulle (fonction de transfert nulle à la fréquence 0) et que les coefficients sont anti-symétriques. Les filtres les plus utilisés sont, dans l'ordre décroissant :

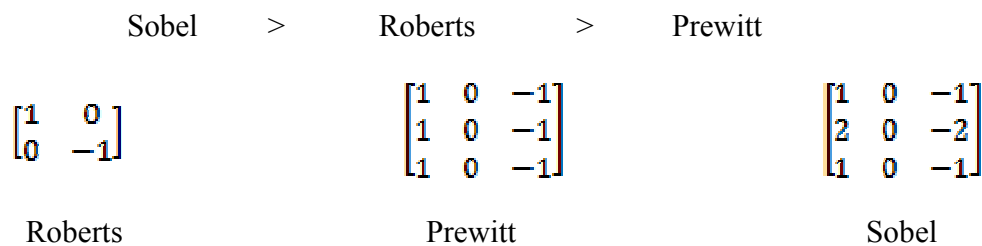
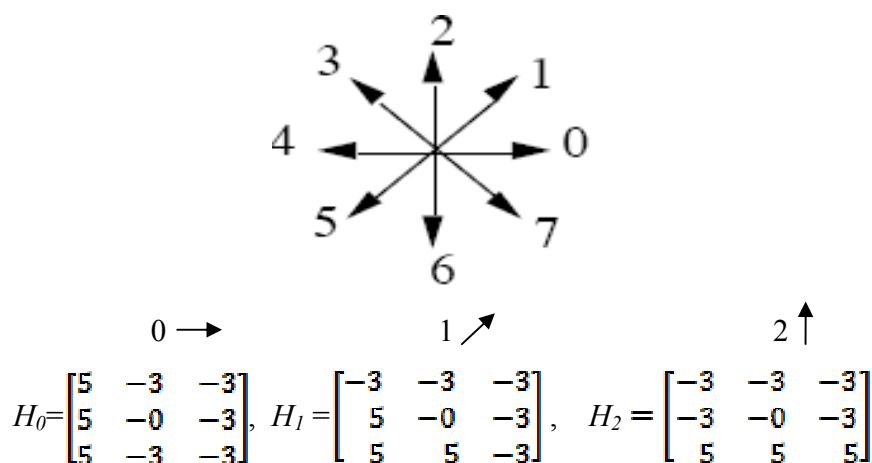


Figure 2-6 : Masques de premier ordre

**a) Opérateur gradient directionnel :**

- **Opérateur de Kirsch :**

L'opérateur de Kirsch [19] est un opérateur à 8 masques correspondant chacun à une direction préférentielle obtenue par rotation de  $\pi/4$  de l'opérateur de base  $H_0$ .



Le gradient retenue sera celui correspondant à la valeur maximale donnée par :

$$\max_{i=1,8} |H_i * I| \quad (\text{II-8})$$

L'orientation retenue pour le contour sera celle qui correspond au masque ayant permis d'obtenir le gradient maximum.

- **Opérateur de Robinson :**

$$H_0 = \begin{matrix} & 0 \rightarrow & & \\ \begin{bmatrix} 1 & 1 & -1 \\ 1 & -2 & -1 \\ 1 & 1 & -1 \end{bmatrix}, & H_1 = \begin{matrix} & 1 \nearrow & & \\ \begin{bmatrix} 1 & -1 & -1 \\ 1 & -2 & -1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}, & H_2 = \begin{matrix} & & 2 \uparrow & \\ \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 1 & -2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \dots \end{matrix} \end{matrix}$$

### II-5-1-2 -2 Détection des contours par dérivée seconde :

Nous venons de voir des filtres basés sur la recherche de maxima de la dérivée première. Les filtres larges que nous allons maintenant étudier recherchent les zéros de la dérivée seconde (méthode permettant de bien mettre en évidence les maxima de la dérivée première) ou, plus précisément, du laplacien qui est une dérivation au deuxième ordre :

$$\Delta I = \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \quad (\text{II-9})$$

L'estimation de la dérivée seconde étant très sensible aux bruits, il convient de filtrer très fortement l'image avant d'en mesurer le laplacien. Ainsi, afin de limiter les réponses dues au bruit de l'image  $I$ , le plus souvent, on fait appel à un filtrage gaussien dont le laplacien est plus connu sous le nom de "chapeau mexicain".

### II-5-1-2 -3 Détection de contours par filtrage optimal :

Canny, dans une approche originale, [5] a proposé un filtre déterminé analytiquement à partir de 3 critères :

1. garantir une bonne détection  $S/B$ ,
2. garantir une bonne localisation  $\tilde{A}$ ,
3. assurer que pour un contour il n'y aura qu'une seule détection  $x_{max}$ .

Ces 3 critères s'expriment par l'optimisation conjointe de 3 fonctionnelles qui permettent de définir le filtre linéaire optimal pour la détection d'une marche d'escalier sous l'hypothèse d'un bruit additif indépendant du signal.

**a) Filtre de Deriche :**

Au filtre de Canny, on préfère souvent le détecteur de Deriche [9] qui est un filtre à réponse impulsionnelle infinie (RII) avec une pente imposée de  $S$  à l'origine. Ces contraintes permettent à nouveau de déterminer les coefficients  $a_i$  :

$a_1 = a_2 = a_4 = 0$  et  $\omega a_3 = S$  d'où la solution :

$$h(x) = \frac{S}{\omega} e^{-\alpha |x|} \sin(\omega x) \quad (\text{II-10})$$

$$\tilde{A} = \sqrt{2\alpha} \quad S/B = \sqrt{\frac{2\alpha}{\alpha^2 + \omega^2}} \quad S/B \cdot \tilde{A} = \frac{2\alpha}{\sqrt{\alpha^2 + \omega^2}} \quad x_{max} = \sqrt{\frac{2\alpha + \omega^2}{5\alpha^2 + \omega^2}} \quad (\text{II-11})$$

On posant  $\alpha = m \omega$ , il obtient les trois cas suivants :

$$\begin{aligned} 1. \quad m \gg 1 \quad \tilde{A} &= \sqrt{2\alpha} & S/B &= \sqrt{\frac{2}{\alpha}} & S/B \cdot \tilde{A} &= 2 & x_{max} &= 0.44 \\ 2. \quad m = 1 \quad \tilde{A} &= \sqrt{2\alpha} & S/B &= \sqrt{\frac{1}{\alpha}} & S/B \cdot \tilde{A} &= \sqrt{2} & x_{max} &= 0.58 \\ 3. \quad m \ll 1 \quad \tilde{A} &= \sqrt{2\alpha} & S/B &= \sqrt{\frac{3}{2\alpha}} & S/B \cdot \tilde{A} &= \sqrt{3} & x_{max} &= 0.5 \end{aligned}$$

Le cas 3 montre que, pour une valeur identique de  $k$ , l'indice de performance de l'opérateur Deriche est près de 90% meilleure que la première dérivée d'une Gaussienne.

Le cas 2 montre que, pour une valeur identique de  $k$ , l'opérateur Deriche présente un indice de performance amélioré de près de 25% par rapport à l'opérateur de Canny  $S/B \cdot \tilde{A} = 1.12$  et  $k = 0.58$ .

Le cas 1 présente le meilleur indice. Il correspond à la limite de l'opérateur Deriche pour  $\omega$  tendant vers zéro. Il est facile de vérifier que cette limite correspond à l'opérateur  $h(x)$  donnée par :

$$h(x) = S e^{-\alpha |x|} \quad (\text{II-12})$$

Le paramètre  $\alpha$  doit être choisi grand si on veut favoriser la localisation au détriment de la détection (pour les signaux très peu bruités) et assez petit si on veut privilégier la détection dans le cas des signaux très bruités.

**b) Filtre de Shen et Castan :**

L'approche développée par Shen et Castan [23] a consisté en l'élaboration d'un filtre passe bas optimal pour la détection des contours. Le formalisme mathématique développé s'inspire fortement de celui de Canny. La solution obtenue est assez proche de celle de Canny :

$$S(x) = a e^{-\alpha |x|} \quad \text{avec } a = \frac{1 - e^{-\alpha}}{1 + e^{-\alpha}} \quad (\text{II-13})$$

Le filtre de dérivation s'écrit :

$$h'(x) = \begin{cases} d \cdot e^{-\alpha x} & \text{si } x \geq 0 \\ d \cdot e^{\alpha x} & \text{si } x \leq 0 \end{cases} \quad \text{avec } d = 1 - e^{-\alpha} \quad (\text{II-14})$$

Le paramètre  $\alpha$  détermine la largeur du filtre. Plus  $\alpha$  est petit, plus le lissage est important (perte en localisation).

Le filtre de Shen et Castan, en raison de sa forme à l'origine, donne une localisation très précise des contours. Cependant, il est sensible aux bruits.

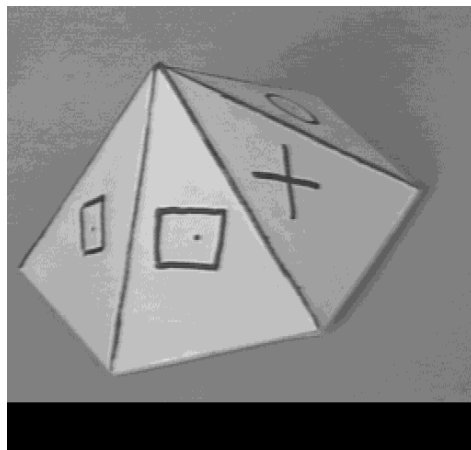
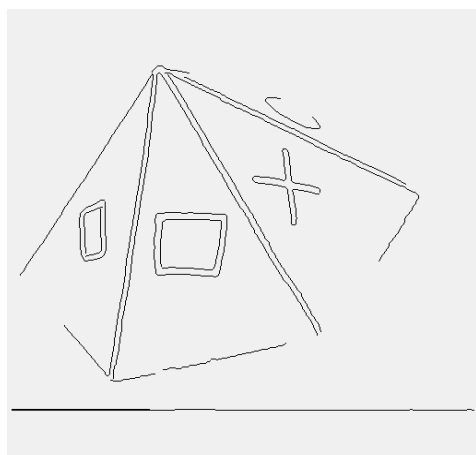
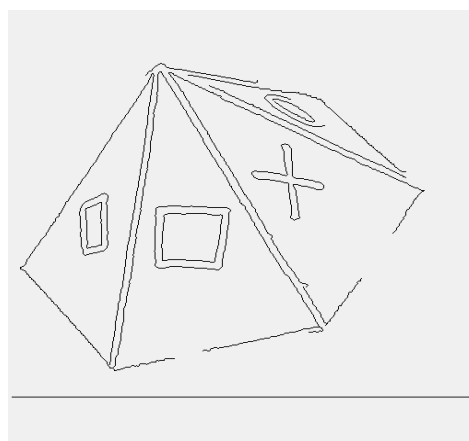


Image originale



Méthode Deriche



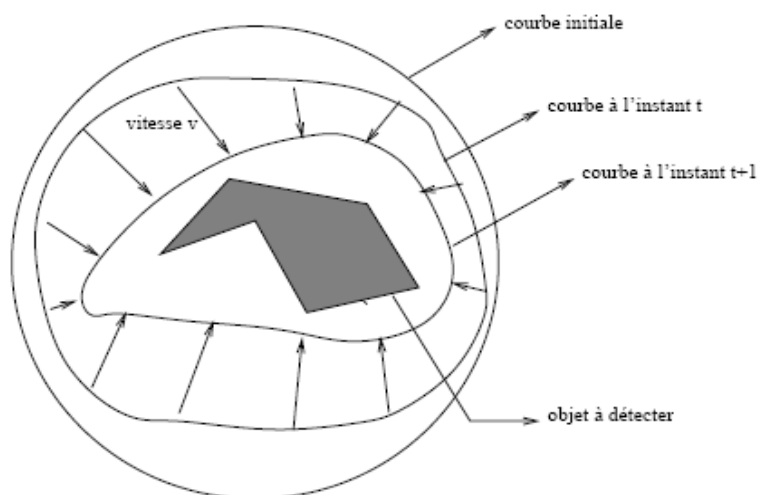
Méthode Shen et Castan

**Figure 2-7** : Exemple de contours d'une pyramide**II-5-1-2-4 Les contours actifs (les snakes) :**

Une approche très différente des méthodes antérieures de détection de contours a été proposée en 1987 par Kass et al [17] (voir aussi Blake et Isard, 1998[3]), appelée contours actifs ou *snakes*. Il s'agit d'une méthode semi-interactive dans laquelle l'opérateur place dans l'image, au voisinage de la forme à détecter, une ligne initiale de contour. Cette ligne sera amenée à se déformer sous l'action de plusieurs forces :

- une énergie propre, assimilée à l'énergie mécanique de tension et de torsion d'une ligne matérielle,
- une énergie potentielle imposée par l'image qui vise à plaquer la courbe sur les contours,
- une énergie externe, introduite par l'utilisateur pour traduire les contraintes spécifiques du problème qu'il se pose.

Sous ces énergies, le contour *actif* va évoluer pour rechercher la position d'énergie minimale, qui sera ainsi un compromis entre les diverses contraintes du problème.



**Figure 2-8 :** Principe des contours actif

L'écriture formelle du problème passe par la définition paramétrique du contour, en fonction d'une variable  $s$  généralement l'abscisse curviligne :

$$\mathbf{v}(s) = [x(s), y(s)]^T \quad s \in [0, 1] \quad (\text{II-14})$$

Le contour initial  $v_0$  est défini par l'utilisateur et la courbe évolue avec une certaine vitesse (figure 2-8). Le problème est de trouver cette vitesse telle que la courbe évolue vers un minimum local correspondant aux contours des objets ou régions à segmenter.

Suivant les considérations précédentes concernant les différentes énergies mises en jeu, l'énergie totale du *snake* est donc donnée par :

$$E_{snake} = \int_a^b [E_{interne}(v(s)) + E_{image}(v(s)) + E_{externe}(v(s))] ds \quad (\text{II-15})$$

Le second terme d'énergie :  $E_{image}$  caractérise les lignes que l'on souhaite suivre. Dans le cas de détection de contours, ce sont des lignes de fort gradient, il vaut donc généralement :

$$E_{image} = \nabla f \quad (\text{II-16})$$

Mais il peut être adapté pour suivre les maximums des niveaux de gris (dans ce cas  $E_{image} = f$ ), ou toute autre fonction définie à partir de ceux-ci.

- **L'énergie interne :**

Elle ne dépend pas de l'image ni de la forme à détourer. Elle ne dépend que des points du contour. Elle regroupe des notions comme la courbure du contour ou la régularité d'espacement des points. En effet, le contour doit conserver une forme arrondie en minimisant les dérivées d'ordre 1, 2, ... et doit empêcher un point de se détacher trop loin du reste du contour. Idéalement, l'énergie interne est minimale pour un cercle où tous les points sont régulièrement espacés. Toutes les heuristiques possibles sont laissées au choix du concepteur.

- **L'énergie externe :**

Elle correspond à l'impact du contour sur l'image. Pour la calculer, il faut considérer l'opposé de la valeur de son gradient (ou de toute autre représentation mettant en jeu les contours à épouser) en chaque point du contour. Cette énergie externe doit théoriquement être minimale si le contour épouse parfaitement la forme à extraire.

Afin d'avoir une énergie externe minimale à la convergence de l'algorithme, on considère que l'opposé du gradient.

On pourra utiliser une représentation en gradient et en flot pour ajouter de l'information dans les zones uniformes où le gradient est nul, de manière à guider le snake vers le bord le plus proche. Encore une fois, le programmeur est entièrement libre dans l'élaboration de ces heuristiques.

En pratique, la mise en œuvre des contours actifs par un utilisateur non expert s'avère délicate : le modèle doit être choisi et réglé en fonction du type d'images et du type d'objets présents dans l'image. L'initialisation du modèle est aussi problématique : elle doit être simple, éventuellement automatique, mais suffisamment proche pour éviter que le modèle soit piégé par des objets non significatifs.

Un des défauts de cette méthode est que si la courbe du *snake* n'est pas proche du contour à détecter, celui-ci n'est pas attiré. De plus, si la courbe initiale n'est pas assez près des contours, elle s'effondre sur elle-même pour converger vers un point (une droite si elle est à extrémités libres).

### II-5-1-2-5 Méthodes de fermeture de contours :

Intuitivement, un point contour est défini comme un point de l'image où l'on observe une discontinuité de la fonction qui représente l'image. D'une manière générale, l'extraction des contours, dans le cas des images réelles se heurtent à des problèmes qui peuvent engendrer :

- Une sur-détection qui est souvent associée à la présence de bruit, une irrégularité du contraste due à une variation des conditions d'éclairage (effet d'ombre, reflets et autre),
- Une sous-détection souvent liée à des éléments difficiles à extraire tels que des points angulaires ou les points des jonctions de lignes dans le cas d'image d'intérieures.

Les contours obtenus par un détecteur de contours classique, par exemple le filtre de Canny, Deriche, présentent des lacunes, notamment des interruptions au niveau des coins et « jonction en T ». De plus, il faut trouver un compromis pour maximiser le rapport signal sur bruit. Des procédés et traitements supplémentaires qui opèrent directement sur ces contours en tenant compte du contexte sont requis. Ils ont pour but d'éliminer les bruits dus à la sur-détection ou prolonger les fragments dans le cas d'une sous-détection.

Plusieurs approches ont été proposées [7] pour la fermeture de contours. Celles-ci présentent une étape fondamentale pour l'interprétation de scènes : exploitation de graphe.

- **Recherche de meilleur chemin à partir d'une extrémité :**

Deriche et Al ont proposé une méthode permettant de compléter les interruptions de contours. Le but est de trouver, à partir de chaque extrémité de contour, le chemin suivant la meilleure ligne de crête dans l'image de la norme gradient. Le principe de l'algorithme de fermeture de contours est le suivant :

1. Un balayage de l'image de contours est effectué ligne par ligne, de haut en bas.
2. Quand une extrémité est rencontrée, une procédure permettant de trouver le meilleur candidat pour fermer les contours est activée.
3. Quand la condition d'arrêt est atteinte, le balayage de l'image continue à partir de l'endroit où il s'était interrompu.

**II-5-1-2-6 Suivis de contours :**

On suppose qu'on commence avec une image d'amplitude du gradient obtenue à partir d'une image contenant un seul objet sur un fond bien contrasté. On peut commencer le processus de suivis des frontières en identifiant le pixel qui possède la plus grande amplitude en niveau de gris, c'est-à-dire le pixel dont l'amplitude du gradient issue de l'image originale est la plus élevée. Ce pixel va être considéré comme le premier point de la frontière de l'objet.

Si plusieurs points ont la même valeur maximale de niveau de gris, alors on choisit un point arbitrairement.

En suite, on cherche le pixel qui a la plus grande amplitude du niveau de gris parmi les trois plus proches voisins du premier point choisi et une fois localisé, ce second pixel sera considéré comme le deuxième de la frontière de l'objet.

Si deux points voisins du pixel central possèdent la même valeur maximale du niveau du gris alors on choisit un des deux pixels arbitrairement.

A partir de ce second pixel et étant donné le point courant et le point précédent du contour, le processus itératif de recherche des prochains points commence.

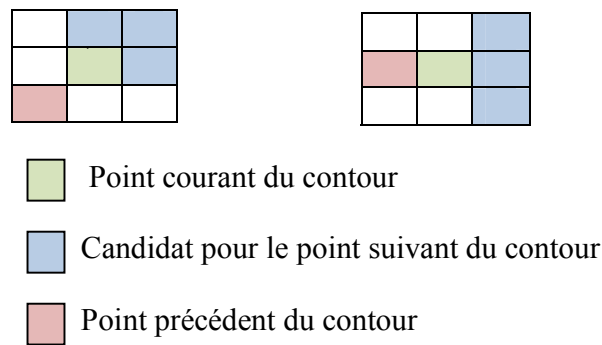
D'abord, on examine le voisin qui est diamétralement opposé au point précédent de la frontière et en suite les deux points des deux côtés de celui-ci.

Le prochain point de la frontière est l'un de ces trois pixels qui doit avoir la plus grande valeur de niveau de gris (figure II-10).

Si tous les trois ou seulement deux points adjacents partagent la même valeur maximale de niveau de gris, alors on choisit celui du milieu.

Si deux points non adjacents partagent le même haut niveau de gris, on choisit le point arbitrairement.

Il faut savoir que le processus de suivi ne garantit pas des frontières fermées et que l'algorithme utilisé peut s'égarer ou sortir des limites de l'image.



**Figure II-10** : suivi de contour

### II-5-2 Les méthodes coopératives :

Plusieurs méthodes coopératives de segmentation, fondées sur la prise en compte de différentes formes de représentation de l'image, mais aussi sur l'application de différentes formes de traitement peuvent être rencontrées dans la littérature. Les représentations qui restent le plus souvent manipulées dans la majorité des approches coopératives sont celles des contours et des régions. Ces deux types de primitives se fondent respectivement sur des notions de dissimilarité et similarité des propriétés de l'image. Elles sont donc théoriquement et ont des caractéristiques complémentaires. Chacune des méthodes apporte une contribution partielle au problème. Pour obtenir de meilleurs résultats, il est nécessaire de mettre en œuvre un procédé permettant la coopération de l'information « contour » et l'information « région ».

Trois schémas sont souvent empruntés pour mettre en évidence l'aspect coopératif de la segmentation :

- Le schéma séquentiel : concerne les méthodes où l'extraction des contours est préalablement effectuée pour contrôler le processus de croissance régions.
- Le schéma parallèle : concerne les méthodes dans lesquelles il y a une extraction conjointe et simultanée des contours et des régions.
- Le schéma hybride : combine les deux précédents.

**II -6 Discussion :**

L'extraction de contours joue un rôle primordial dans tout système de vision par ordinateur. Beaucoup d'efforts ont été faits pour extraire les contours d'une image et plusieurs techniques ont été proposées à ce jour. Notons que d'une manière générale, chaque méthode de détection est justifiée par la définition de type de contour recherché

Dans ce chapitre, nous avons fait une présentation de quelques méthodes de détection de contours. Parmi elles, nous avons vu les méthodes basées sur les dérivées premières et secondes et les filtres optimaux.

A partir de cette présentation nous allons maintenant mener une étude comparative sur ces différentes méthodes de détection de contours qui sera présentée dans le chapitre suivant.





## Chapitre III

# Méthodes retenues pour la détection de contours

### III – 1 Préambule :

La détection de contours au sein d'une image est une caractéristique importante du processus de recherche d'images selon le contenu. Face à un nombre important de techniques et méthodes de détection de contours, il peut être difficile de choisir l'approche la plus adaptée à une collection spécifique d'images d'autant plus qu'il n'existe pas de technique optimale pour tous les cas de figures. Par ailleurs, les techniques de détection de contours analysent souvent une image dans sa globalité sans tenir compte des spécificités des composantes de l'image.

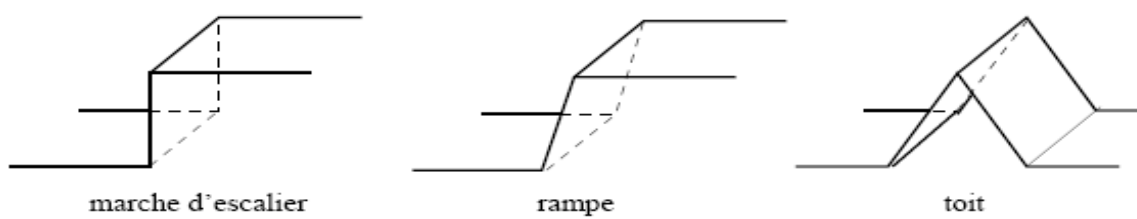
Pour mener à bien cette opération de détection de contours et remédier à cet état de fait, il est utile d'étudier dans un premier temps un ensemble de techniques et d'analyser leurs performances et adaptabilités selon les caractéristiques des images dans leurs globalités et selon leurs composantes.

Dans cette partie, Nous allons faire un état de l'art des différents détecteurs les plus connus et les plus représentatifs. La majorité des détecteurs sont basés sur des principes similaires et proposent des convolutions de l'image avec des filtres de lissage et de dérivation. Finalement, le but de notre travail est de faire une comparaison des différentes méthodes et de déterminer l'opérateur le plus adapté à une image satellitaire Météosat seconde génération.

### III-2 contours :

Contrairement aux approches de segmentation par extraction de régions qui recherchent les zones de l'image qui vérifient des propriétés d'homogénéité au sens d'un ou plusieurs critères donnés, les méthodes de segmentation par détection de contours recherchent des discontinuités des intensités lumineuses ou des ruptures des modèles de textures.

Les contours se manifestent dans l'image par une forte transition des valeurs d'intensités. La détection de ces variations s'opère généralement selon deux catégories. Dans la première catégorie se trouve les techniques qui emploient le filtrage différentiel ou adaptatif. Elles sont fondées sur la recherche des points de l'image présentant un fort gradient, une forte courbure ou encore une forte corrélation avec un profil prédéfini. En deuxième catégorie, les techniques qui n'utilisent pas de filtrage sont essentiellement basées sur l'utilisation des outils de programmation dynamique, morphologie mathématique, les approches probabilistes et autres.



**Figure 3-1** : Quelques modèles de contours

### III-3 Les méthodes retenues :

Notons que d'une manière générale, chaque méthode de détection est justifiée par la définition de type de contour recherché. La plupart des méthodes de détection de contours sont basées sur la recherche des modèles de contours de type « marche » additionné à un bruit blanc.

Nous décrivons dans ce qui suit quelques techniques de détection de contours retenues pour nos applications afin de discuter leurs limites et leurs avantages sur différentes images. Pour la méthode de la première dérivée nous allons retenir les filtres de Prewitt, Sobel et Roberts. Pour la deuxième dérivée, le filtre Laplacien et le filtre LOG seront retenus, et enfin pour les filtres optimaux notre choix s'est porté sur le filtre de Canny.

### III-3-1 Méthode de première dérivée :

Dans ce cas, les contours correspondent à des maxima locaux de la dérivée première marquant les fortes variations d'intensité dans l'image. La dérivée première correspond au gradient et on recherchera alors les points dont le module du gradient est maximal.



**Figure 3-2 :** Profil de l'image et de sa dérivée première

Le gradient est donné par la formule :

$$\vec{\nabla} = \frac{\partial I}{\partial x} \vec{i}_x + \frac{\partial I}{\partial y} \vec{i}_y \quad (\text{III-1})$$

Le gradient, en un pixel d'une image numérique, est un vecteur caractérisé par son amplitude et sa direction. L'amplitude est directement liée à la quantité de variation locale des niveaux de gris. La direction du gradient est orthogonale à la frontière qui passe au point considéré.

La méthode la plus simple pour estimer un gradient est donc de faire un calcul de variation monodimensionnelle c'est-à-dire en ayant choisi une direction donnée.

Le gradient étant un vecteur, l'approche la plus classique pour estimer le gradient consiste à choisir deux directions privilégiées (naturellement celles associées au maillage, i.e. ligne et colonne) orthogonales sur lesquelles on projette le gradient. On peut donc obtenir une connaissance parfaite du gradient de l'image qui se calcule comme suit :

$$\nabla_x = \frac{\partial I(x,y)}{\partial x} \text{ et } \nabla_y = \frac{\partial I(x,y)}{\partial y} \quad (\text{III-2})$$

Il est donc caractérisé par un module  $m$  et une direction  $\theta$  dans l'image

$$m = \sqrt{\left(\frac{\partial I(x,y)}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial I(x,y)}{\partial y}\right)^2} \text{ et } \theta = \arctan\left(\frac{\frac{\partial I(x,y)}{\partial y}}{\frac{\partial I(x,y)}{\partial x}}\right) \quad (\text{III-3})$$

La dérivée de  $I(x, y)$  dans une direction donnée  $d$  s'écrit :

$$\nabla I(x, y) \cdot d \quad \text{(III-4)}$$

$$\frac{\partial f}{\partial x} = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(x+h, y) - f(x-h, y)}{2h} \Rightarrow \frac{\partial I}{\partial x} \approx I(x+1, y) - I(x-1, y)$$

⇒ convolution avec le filtre [1 0 -1].

**a) Opérateurs de Sobel (1970) et de Prewitt (1970) :**

L'opération [24], [22] utilise des matrices de convolution. La matrice (généralement de taille 3x3) subit une convolution avec l'image pour calculer des approximations des dérivées horizontale et verticale. Soit  $I(x, y)$  l'image source,  $H_x$  et  $H_y$  deux images qui en chaque point contiennent des approximations respectivement de la dérivée horizontale et verticale de chaque point. Ces images sont calculées comme suit :

L'image est convoluée avec les masques suivants (Prewitt  $c=1$ , Sobel  $c=2$ ):

<b>Gx</b>	<b>Gy</b>
-1 0 1	-1 -c -1
-c 0 c	0 0 0
-1 0 1	1 c 1

Les filtres horizontal et vertical sont séparables :

$$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -c & 0 & c \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ c \\ 1 \end{bmatrix} * [-1 \ 0 \ 1], \quad \begin{bmatrix} 1 & c & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -c & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix} * [1 \ c \ 1]$$

Et les dérivées  $H_x$  et  $H_y$  peuvent être calculée comme suit

$$H_x = \begin{bmatrix} 1 \\ c \\ 1 \end{bmatrix} * [-1 \ 0 \ 1] * I \qquad H_y = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix} * [1 \ c \ 1] * I$$

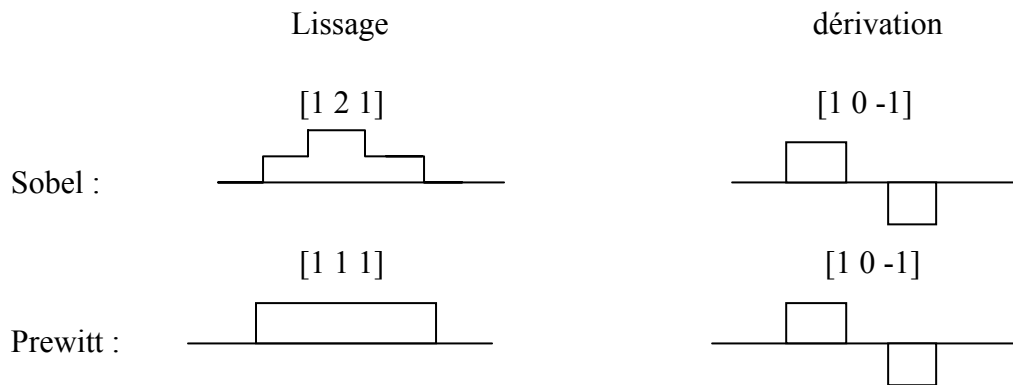
Ces formules montrent que la dérivation dans une direction est associée à un lissage triangulaire (Sobel) dans l'autre direction destiné à éliminer les « faux contours », la même technique étant utilisée dans le filtre de Prewitt avec un lissage rectangulaire.

En chaque point, les approximations des gradients horizontaux et verticaux peuvent être combinées comme suit pour obtenir une approximation de la norme du gradient:

$$H = \sqrt{H_x^2 + H_y^2} \quad (\text{III-5})$$

On peut également calculer la direction du gradient comme suit :

$$\theta = \arctan \left( \frac{H_y}{H_x} \right) \quad (\text{III-6})$$



Masque 3x3 de Prewitt :

#### Détection verticale

$$H_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

#### Détection horizontale

$$H_y = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

Masques 3x3 de Sobel

#### Direction verticale

$$H_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

#### Direction horizontale

$$H_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

Il est possible d'utiliser des filtres de taille plus grande (5x5) qui sont moins précis. Ils ont toutefois l'avantage de diminuer le bruit.

$$H_x = \begin{bmatrix} -1 & -1 & 0 & 1 & 1 \\ -1 & -1 & 0 & 1 & 1 \\ -1 & -1 & 0 & 1 & 1 \\ -1 & -1 & 0 & 1 & 1 \\ -1 & -1 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

**b) Opérateur de Roberts (1965) :**

Le détecteur de Roberts permet de calculer le gradient bidimensionnel d'une image de manière simple et rapide. Il amplifie les zones où la norme du gradient spatial est importante qui correspondent souvent aux contours.

L'opérateur cherche les dérivées selon des directions diagonales, il est constitué de deux masques 2x2 de convolution. Le module, ou force de contour, est calculé par la norme du vecteur composé par les deux composantes de la dérivée.

Ce principe ne diffère pas beaucoup de celui des opérateurs de Prewitt et Sobel. Chaque masque est obtenu à partir de l'autre par rotation de 90°. Ces masques répondent maximalement aux contours orientés à 45° par rapport à la grille de pixels. Par conséquent, l'opérateur de Roberts effectue une estimation locale du gradient selon les deux diagonales.

$$\theta = \frac{\pi}{4} + \arctan\left(\frac{H_y}{H_x}\right) \quad (\text{III-7})$$

Si  $I(x, y)$  représente un pixel dans une image, alors les amplitudes des gradients en x et en y peuvent s'écrire respectivement:

$$G_x = I(x+1, y) - I(x, y) \quad (\text{III-8})$$

$$G_y = I(x, y+1) - I(x, y) \quad (\text{III-9})$$

Cela revient à convoluer l'image avec les deux filtres  $R_x = [-1 \ 1]$  et  $R_y = \text{transpose}([-1 \ 1])$ .

Le filtre de Roberts met en évidence les pixels dont l'intensité varie sur un axe diagonal.

Le bruit peut aussi être une brusque variation locale des niveaux de gris (bruit de Speckle par exemple) : ces filtres sont donc très sensibles au bruit car ils accentuent, par dérivations, le bruit présent dans l'image. De plus, ces filtres donneront un contour épais si celui-ci est un contour de type "rampe".

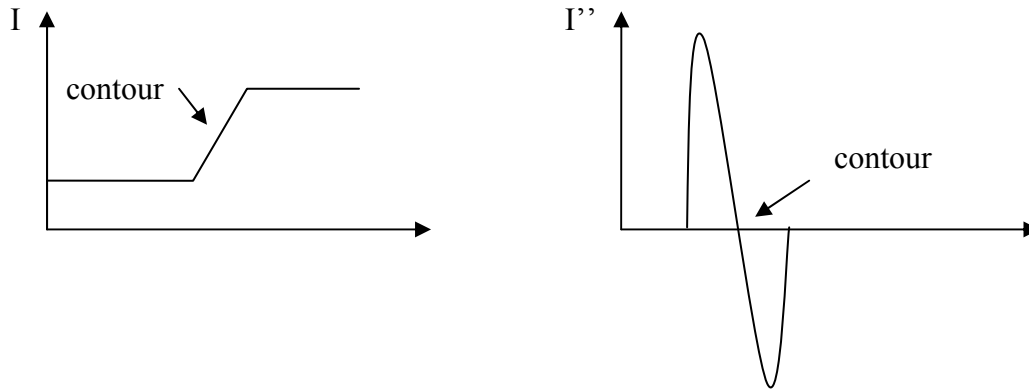
Masque de Roberts (2x2) :

<b>Détection -45°</b>	<b>Détection +45°</b>
$H = \begin{bmatrix} 0 & +1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix}$	$H = \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & +1 \end{bmatrix}$

**III-3-2 Méthode de la dérivée seconde :**

A priori, l'utilisation des dérivées secondes est plus commode que celle des dérivées premières : au lieu de chercher les maximums de l'intensité du gradient, on cherche l'annulation du Laplacien qui s'écrit comme :

$$\Delta I = \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \quad \text{(III-10)}$$



**Figure 3-3:** Profil de l'image et sa deuxième dérivée

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

⇒ convolution avec un filter [1 -2 1]

Le Laplacien est approximé par les deux filtres suivants :

$$H = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad H = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

L'estimation de la dérivée seconde étant très sensible aux bruits, il convient de filtrer très fortement l'image avant d'en mesurer le Laplacien. Cela conduit au filtrage suivant :

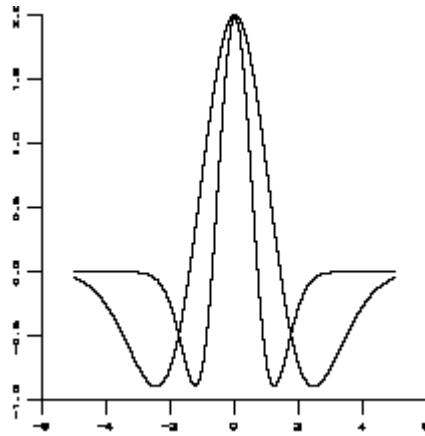
$$\Psi * \left( \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \right) = \left( \frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2} \right) (\Psi * I) \quad \text{(III-11)}$$

Image de contours = passage par zéro  $\left[ I * \left( \frac{\partial^2 \psi}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 \psi}{\partial y^2} \right) \right]$

Cela exprime qu'une image de contours est obtenue par filtrage de l'image par la dérivée seconde d'un filtre gaussien détection des zéros de la fonction ainsi obtenue.

$$\text{Image du Laplacien} = I(x, y) * (\Psi''(x) \Psi(y) + \Psi(x) \Psi''(y))$$

Marr [20] a montré qu'avec de tels filtres gaussiens, on pouvait approcher de très près les effets donnés par le système visuel humain. Le filtre obtenu par convolution avec le Laplacien d'une gaussienne est connu sous le nom de LOG (*Laplacian of Gaussian*).



**Figure 3- 4** Filtre LOG pour deux valeurs différentes de  $\sigma$

Exemple de masque 5x5 :

$$H = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & -2 & -1 & 0 \\ -1 & -2 & 16 & -2 & -1 \\ 0 & -1 & -2 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

### III-3-3 Méthode de filtrage optimal :

Les dérivations présentées consistent à convoluer l'image par des masques de petites dimensions. Ces approches sont donc dépendantes de la taille des objets traités. Elles sont aussi très sensibles au bruit. Un autre type d'approche plus récent repose sur la définition de critères d'optimalité de la détection de contours ; ces critères débouchant sur des filtres de lissage *optimaux*.

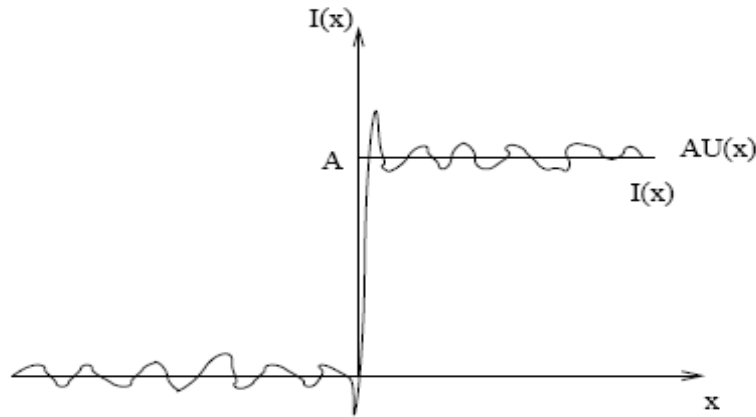
$$\text{Image lissée} = I(x, y) * h(x) * h(y)$$

Cette approche permet une meilleure compréhension des conditions d'une détection de contours et qui a ainsi conduit à des détecteurs de très bonne qualité. On les voit émerger dans les années quatre-vingt-cinq (1985). Les méthodes développées par Canny [5], Deriche [9] et Shen et Castan [23] semblent les plus intéressantes.

### III-3-3-1 Filtre de Canny :

Canny considère que le signal du contour observé est modélisable comme la somme d'un échelon unitaire (ou fonction de Heavyside) de hauteur  $A$  et d'un bruit gaussien  $\eta$  de moyenne nulle et de variance  $\sigma_0^2$ .

$$I(x) = AU(x) + \eta(x)$$



**Figure III-4 :** Modélisation d'un contour par la somme d'un échelon et d'un bruit gaussien de moyenne nulle

$AU(x)$  : fonction de Heavyside.

Canny, dans une approche originale, [5] a proposé un filtre déterminé analytiquement à partir de 3 critères :

1. garantir une bonne détection, c'est-à-dire une réponse forte même à de faibles contours.
2. garantir une bonne localisation : minimisation des distances entre les contours détectés et les contours réels.
3. assurer que pour un contour, il n'y aura qu'une seule détection.

Ces 3 critères s'expriment par l'optimisation conjointe de trois fonctionnelles qui permettent de définir le filtre linéaire optimal.

Si l'on considère que le filtre a pour réponse impulsionnelle  $h(x)$ , ces fonctionnelles s'écrivent :

- **Bonne détection :** Plus le filtre lisse le bruit, plus la détection est bonne : on cherche à maximiser le rapport signal sur bruit :

$$S/B = \sum = \frac{A \int_0^{+\infty} h(x) dx}{\sigma_0 \sqrt{\int_{-\infty}^{+\infty} h^2(x) dx}} \quad (\text{III-12})$$

- **Bonne localisation** : Moins le filtre lisse l'image, meilleure est la localisation : on cherche à minimiser la variance de la position des passages par zéro de la dérivée, ce qui revient à maximiser :

$$\tilde{A} = \frac{A|h'(0)|}{\sigma_0 \sqrt{\int_{-\infty}^{+\infty} h^2(x) dx}} \quad (\text{III-13})$$

- **Réponse unique** : On veut une réponse unique par contour. Il existe des cas où il est difficile de savoir si on est en présence de deux contours distincts ou un seul contour bruité. On limite donc la distance entre deux maxima par :

$$x_{max} = 2\pi \left( \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} h^2(x) dx}{\sqrt{\int_{-\infty}^{+\infty} h^2(x) dx}} \right) \quad (\text{III-14})$$

Trouver un filtrage optimal, c'est trouver un compromis c'est-à-dire  $h$  qui maximise le produit  $(S/B.\tilde{A})$  sous la contrainte  $x_{max}$ , ce qui revient à une équation différentielle (on admettra le résultat):

$$2h(x) = 2\lambda_1 h''(x) + 2\lambda_2 h'(x) + \lambda_3 = 0 \quad (\text{III-15})$$

de solution générale :

$$h(x) = a_1 e^{\alpha x} \sin(\omega x) + a_2 e^{\alpha x} \cos(\omega x) + a_3 e^{-\alpha x} \sin(\omega x) + a_4 e^{-\alpha x} \cos(\omega x)$$

Le filtre de Canny est un filtre impair à réponse impulsionnelle finie (RIF) défini sur l'intervalle  $[-M, M]$  ( $h$  est nul en dehors de cet intervalle) et présentant une pente  $S$  à l'origine. Canny a imposé les conditions aux limites suivantes :

$$h(0)=0, \quad h(M)=0, \quad h'(0)=S, \quad h'(M)=0$$

La résolution du système est assez complexe. Par ailleurs, Canny trouva que l'opérateur le plus performant correspond à un indice de performance  $S/B.\tilde{A}=1.12$ . L'opérateur n'est pas simple à mettre en œuvre, il approxima en vue de sa forme par l'opérateur première dérivée d'une gaussienne qui présente un indice de performance  $S/B.\tilde{A}=0.92$  et un  $x_{max}=0.51$ .

$$S/B=10.6\sqrt{\sigma} \quad \tilde{A}=0.87\sqrt{\sigma}$$

Canny a montré que la dérivée d'une gaussienne est une bonne approximation de son filtre :

$$h(x) = -\frac{x}{\sigma} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \quad (\text{III-16})$$

Où  $\sigma$  est l'écart type de la gaussienne de Canny

- **Seuillage hystérésis des contours :**

Ce seuillage présenté pour la première fois par Canny est basé sur l'utilisation de deux seuils. La procédure peut être décrite de deux manières différentes :

1. Seuiller toute l'image des maxima locaux par le seuil bas
2. Ne valider que les ensembles connexes de points présentant au moins un point dont la norme du gradient est supérieure au seuil haut.

Ou

1. Seuiller toute l'image des maxima locaux par le seuil haut.
2. Valider tous les pixels qui sont connexes aux points détectés et qui possèdent une norme du gradient supérieure au seuil bas.

Le grand avantage de cette procédure de seuillage est qu'elle permet d'obtenir plus d'ensemble de points connexes, ce qui facilite grandement les étapes de chaînage et d'approximation prévues généralement en amont de cette chaîne.

#### **III-4 Discussion :**

Afin de détecter des contours, nous venons de voir des opérations des opérateurs qui, soit estimaient un gradient ou un Laplacien, soit utilisaient des approches plus analytique comme celle proposée.

La définition même des contours demeure très vague, ce qui rend ces techniques encore peu efficaces sur un problème concret. Les seuls modèles de contours utilisables sont ceux de contours idéalisés, comme ceux présentés sur la figure 3.1 ; ils sont bien loin de la réalité.

Dans le prochain chapitre, nous appliquerons les différentes méthodes citées ci-dessus sur plusieurs images tests et des images Météosat 8 en vue d'une étude comparative.

# Chapitre IV

## Tests et résultats

### IV-1 Préambule :

Toutes les applications que nous allons donner ont été réalisées sous Matlab sous l'environnement Windows. Notre choix s'est porté sur ce logiciel, du fait que c'est un langage de programmation de haut niveau pour le calcul numérique. Il est particulièrement performant pour le calcul matriciel car sa structure de données est basée sur les matrices. Il dispose de possibilités d'affichage très riches, aussi, il propose également une aide très complète illustrée d'exemple.

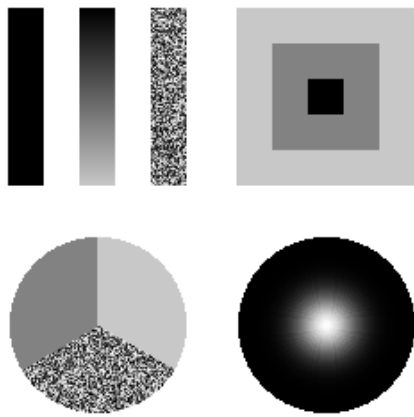
De plus, afin de valider nos différentes applications nous avons choisi deux familles d'images qui sont d'une part des images tests connues en traitement d'image et d'autre part des images Météosat secondes générations qui font actuellement l'objet de recherche approfondie au sien du laboratoire LAMPA en matière de segmentation des images.

#### IV-1-1 Banc de test :

L'image synthétique que nous avons retenue est constituée de formes géométriques simples (rectangles, cercle,...), elle comporte des zones d'intensité constante, des zones de changements graduels de l'intensité et des zones de bruit. Toutes ces régions sont délimitées par des contours nets, correspondant à des transitions brutes d'intensité qui sont donc facilement détectables par tous les opérateurs tests.

Toutes les images tests sont codées sur un octet, soit 255 niveaux de gris :

- Image test1 cameraman de taille 256x256, format GIF.
- Image test2 synthétique de taille 256x256, format GIF.
- Image test3 IRM de taille 230x246, format GIF.
- Image test4 bagues de taille 256x256, format JPEG.



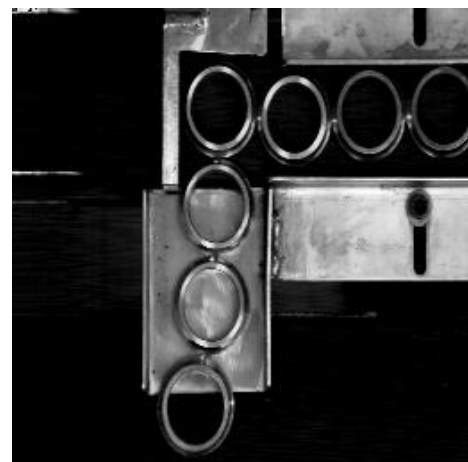
a- Image test1: synthétique



b- Image test2: cameraman



c- Image test3: IRM



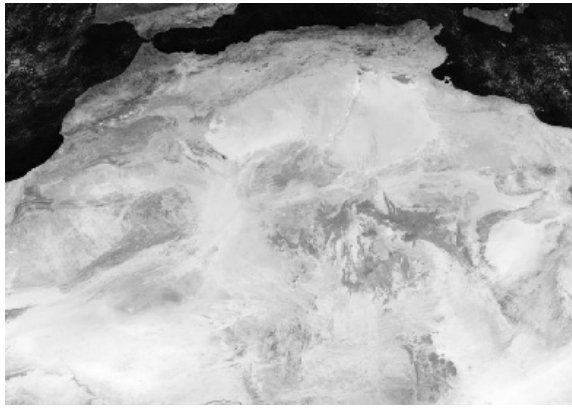
d- Image test4: bagues

**Figure 4-1** : Les différentes images tests

#### IV-1-2 Image Météosat 8 (MSG) :

Pour nos tests, nous utiliserons des images météoat de type MSG. Nous avons retenu deux types d'image : l'une dégagée de nuage prise pendant le mois de janvier 2007 dans le canal visible 0.6 et l'autre image avec nuage prise le 04 Mars 2008 dans le même canal (visible 0.6).

- Image avec nuage de taille 600x845, format IPEG.
- Image dégagée de nuage de taille 275x390, format BMP.



a- Image dégagée de nuage



b- Image avec nuage

**Figure 4-2** : Image météo-sat MSG

#### IV-2 Présentation et interprétation des résultats :

Nous allons appliquer six méthodes de détection de contour sur les différentes images tests et les images Météo-sat. Les méthodes de détection retenues sont :

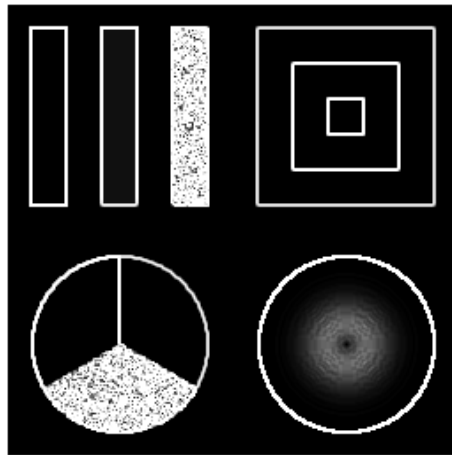
- Filtre de Prewitt, filtre de Sobel et le filtre de Roberts pour la première dérivée.
- le filtre Laplacien et le filtre Laplacien de Gauss (LOG) pour la deuxième dérivée.
- pour les filtres optimaux, le filtre de Canny.

Pour la méthode de Canny, nous avons introduit deux paramètres qui sont : l'écart type  $\sigma$  de la gaussienne et le seuillage hystérésis pour lequel nous donnons uniquement le seuil haut. Ce choix est imposé par le logiciel lui-même à savoir MATLAB et le calcul se fait par la formule suivante  $S_b = 0.4S_h$ . Le choix du seuil et de l'écart type ont été déterminés empiriquement de sorte à conserver au maximum les contours tout en éliminant le plus de bruit possible.

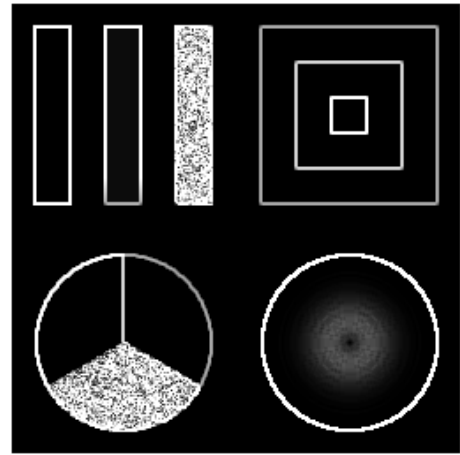
Quant à la méthode de LOG nous allons utiliser le paramètre de l'écart type  $\sigma$  de la gaussienne et un seuillage simple.

IV-2-1 Images tests :

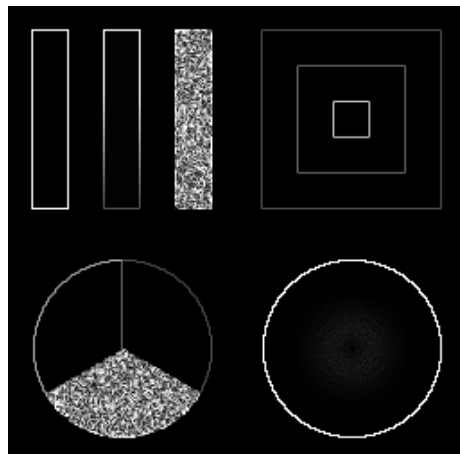
IV-2-1-1 Image test1 synthétique :



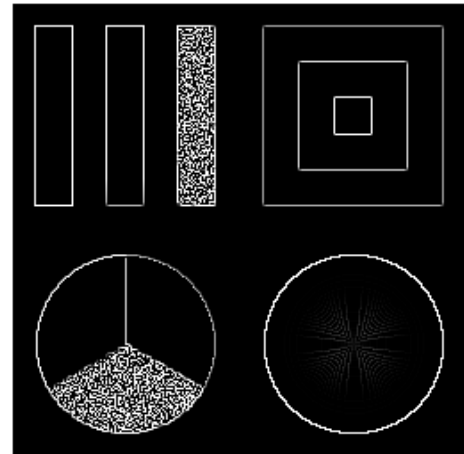
a- Sobel



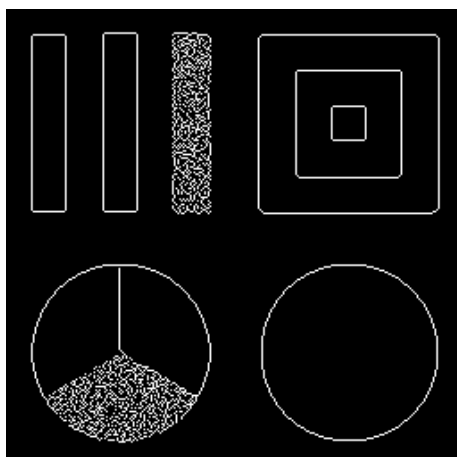
b- Prewitt



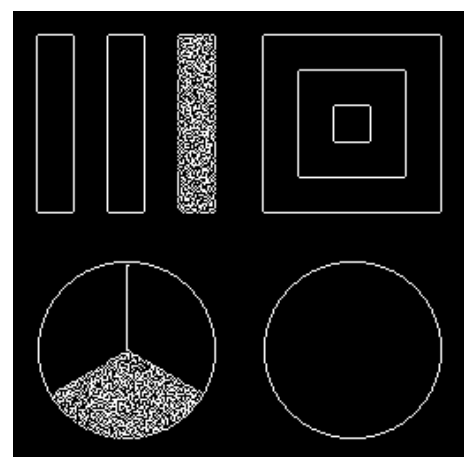
c- Roberts



d- Laplacien



e- Canny (seuil= 0.2, sigma=0.4)



f- LOG (seuil= 0.3, sigma= 0.5)

Figure 4-3: Résultats obtenus avec l'image synthétique

## IV-2-1-2 Image test2 cameraman:



a- Sobel



b- Prewitt



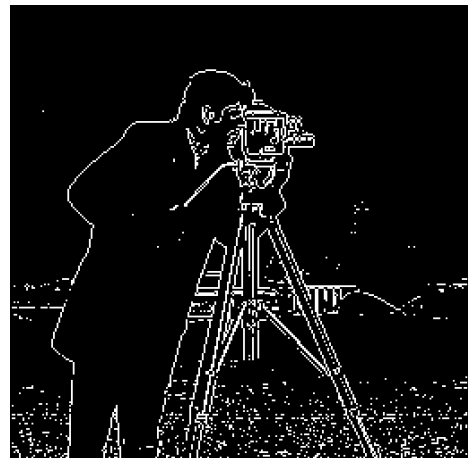
c- Roberts



d- Laplacien



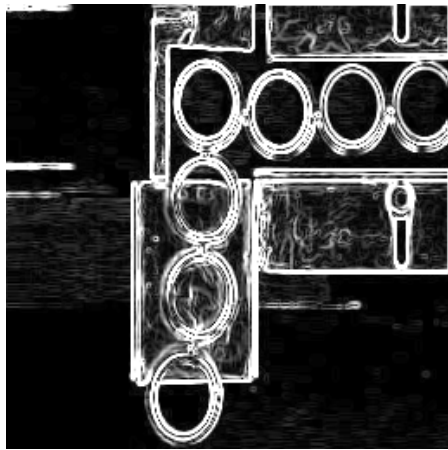
e- Canny (seuil= 0.3, sigma= 0.7)



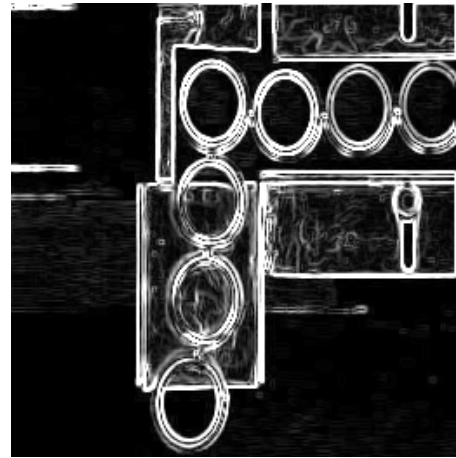
f- LOG (seuil= 0.2, sigma= 0.7)

Figure 4-4 : Résultats obtenus avec l'image cameraman

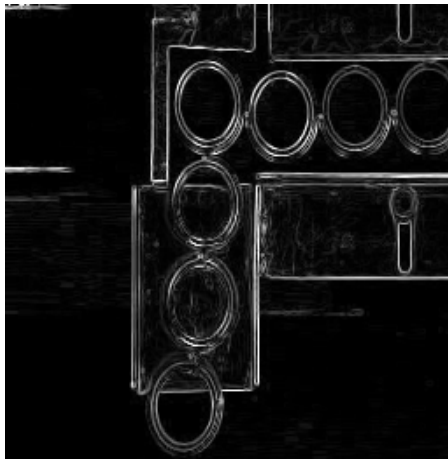
## IV2-1-3 Image test3 bagues:



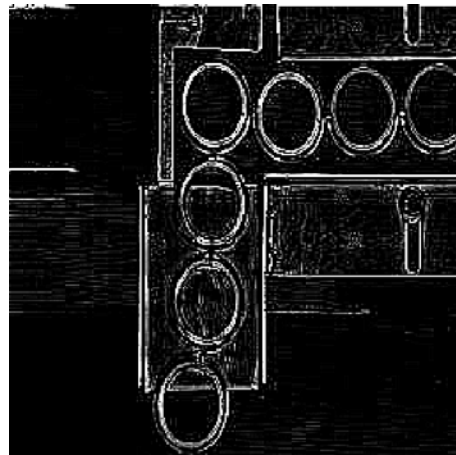
a- Sobel



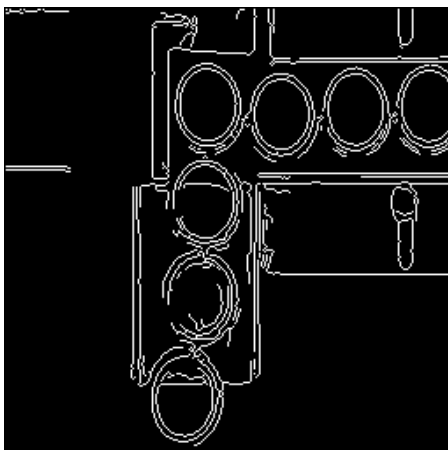
b- Prewitt



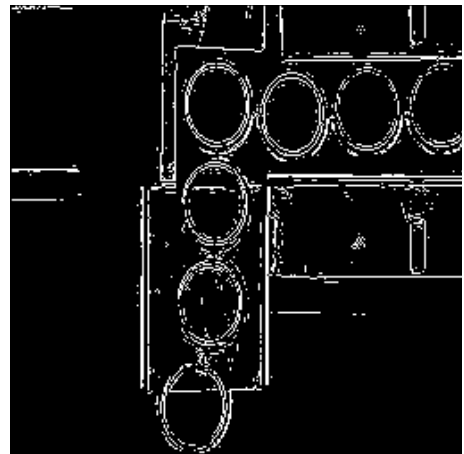
c- Roberts



d- Laplacien



e- Canny (seuil= 0.3 sigma =0.5)



f- LOG (seuil= 0.3 sigma =0.6)

Figure 4-5 : Résultats obtenus avec l'image bagues

## IV-2-1-4 Image test4 IRM :



a- Sobel (seuil = 0.03)



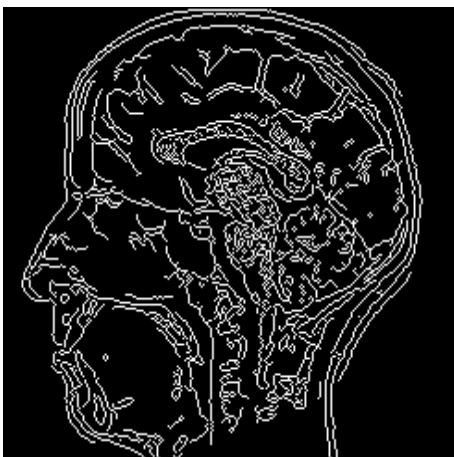
b- Prewitt (seuil=0.02)



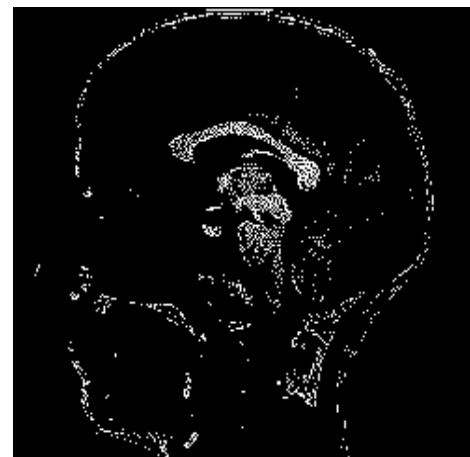
c- Roberts (seuil=0.01)



d- Laplacien (seuil=0.03)



e- Canny (seuil=0.2, sigma=0.5)



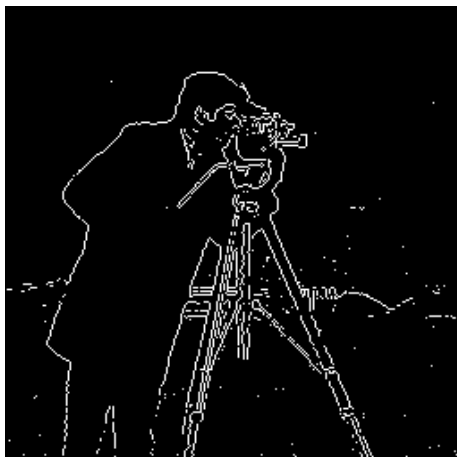
f- LOG (seuil =0.2, sigma= 0.3)

Figure 4-6 : Résultats obtenus avec l'image IRM

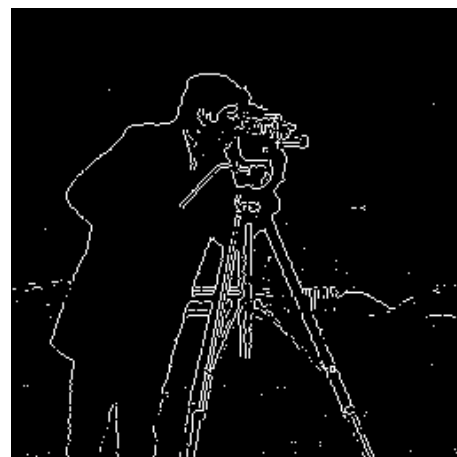
## IV- 2-1-5 Test sur le bruit :



Figure 4-7 : Image avec un bruit gaussien (variance 0.01 et moyenne 0).



a- Sobel



b- Prewitt



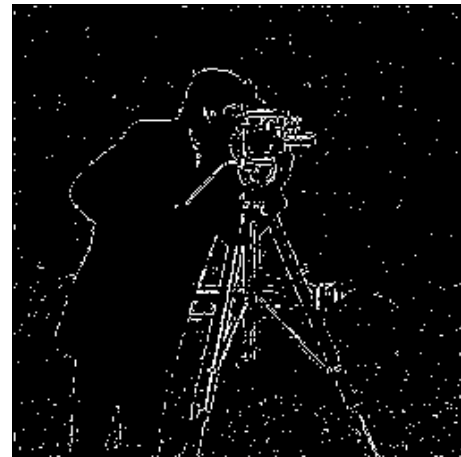
b- Roberts



c- Laplacien



e- Canny (seuil=0.3, sigma= 0.7)



f- Log (seuil =0.2, sigma 0.9)

**Figure 4-8** : Résultats obtenus avec une image bruitée**IV-3 Interprétation :**

Pour l'image synthétique (*figure 4-1-a*), tous les opérateurs ont détecté nettement les contours de l'image et d'une manière cohérente dans toutes les directions. En effet, tous les contours détectés par les différents opérateurs correspondent bien à des contours effectifs et sont cohérents par rapport aux formes des objets contenus dans l'image originale. En revanche, les contours de type rampe (correspondant à des variations spatiales lentes de l'intensité) ont été mal détectés par les filtres de Prewitt, Sobel et le laplacien, et ont été filtrés par les autres opérateurs (disparition des cercles concentriques intérieurs dans le coin inférieur gauche de l'image).

Les contours détectés sont plus ou moins contrastés selon les opérateurs utilisés. En effet, le filtre de Sobel produit généralement en sortie des intensités de gradient supérieures aux autres opérateurs et donc des contours plus contrastés. En seconde position, le filtre de Prewitt donne également un bon contraste puis suivent les autres filtres à savoir : le filtre de laplacien, le filtre de Canny et le filtre de LOG. Quant à l'opérateur de Roberts, nous pouvons dire qu'il donne de faible contraste et ceci est dû à la taille (petite) du masque considéré. La visibilité des contours détectés par les différents détecteurs varie donc fortement de l'un à l'autre. Par contre en termes d'épaisseur des contours, les méthodes de Roberts, Canny et le LOG fournissent globalement des contours plus fins que tous les autres opérateurs.

Pour l'image IRM, nous avons constaté que la quasi totalité des filtres n'ont pas convenablement détectés les contours de l'image excepté le filtre de Canny qui est un

opérateur optimal utilisant les trois critères donnés au chapitre III. Nous pouvons expliquer cette « défaillance » (non détection de contours) par le fait que l'image possède de faibles variations d'intensité. Pour remédier à cela, un seuillage simple (binarisation) de l'image s'impose pour faire apparaître les contours qui sont presque inaperçus à l'œil nu. La méthode de Canny est donc mieux adaptée pour ce type d'images où l'intensité varie peu.

En terme de localisation des contours, les filtres Roberts et de Canny sont les mieux performants: en effet, les contours détectés par le filtre de Roberts sont décalés de 1/2 pixel dans chaque direction par rapport aux contours réels et ont une épaisseur de 1 pixel. Ce décalage de 1/2 pixel en x et en y de l'image du gradient peut s'expliquer par le fait que l'opérateur de Roberts mesure l'intensité du gradient au point où 4 pixels se rencontrent. Les autres détecteurs fournissent des contours plus épais (en moyenne de 2 pixels) et donc moins bien localisés. Cela est dû à leur plus grande taille de masque qui induit un effet de lissage plus important sur les contours.

Les résultats et interprétations concernant les images « bagues » et « cameraman » sont similaires à ceux donnés ci-dessus.

Quant à l'image bruitée (bruit gaussien). Nous cherchons à mesurer la résistance au bruit des différents détecteurs de contours. Les résultats de la figure 4-8 montrent que les filtres de Roberts et de laplacien sont très sensibles au bruit : en effet, le seuillage n'a pas permis de discriminer le bruit des points de contours. La raison principale expliquant la forte sensibilité au bruit des deux opérateurs est liée au fait que la fonction de filtrage qu'ils réalisent est un filtre dérivateur passe haut qui amplifie donc les composantes hautes fréquences du bruit. De plus le détecteur de Roberts amplifie peu les sauts d'intensité correspondant aux contours.

En revanche, nous avons vu lors de la présentation des opérateurs de Sobel et de Prewitt, que ces derniers combinent un filtrage passe bas le long des lignes et des colonnes au filtrage dérivateur, ce qui explique leur meilleure résistance au bruit. Les résultats ci-dessus montrent que le filtre de Sobel performe un peu mieux que le filtre de Prewitt. Cela peut s'expliquer par la différence de filtrage passe bas effectuée par ces deux opérateurs. L'opérateur de Sobel utilise un filtre passe bas de masque  $\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$  qui amplifie plus les basses fréquences que le filtre moyenneur  $\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$  utilisé par Prewitt.

Le filtre laplacien de gauss est nettement moins sensible au bruit que l'opérateur laplacien car il combine un filtrage gaussien (atténuation du bruit) avant d'appliquer le laplacien à

l'image lissée. Néanmoins, il est encore sensible au bruit à cause de la grande taille de son masque.

La méthode de Canny a détecté correctement les contours sur toutes les images tests. Il se distingue par ses contours fins et fermés. De plus, il détecte les moindres variations de l'intensité tout en résistant au bruit du fait qu'il utilise un filtrage gaussien.

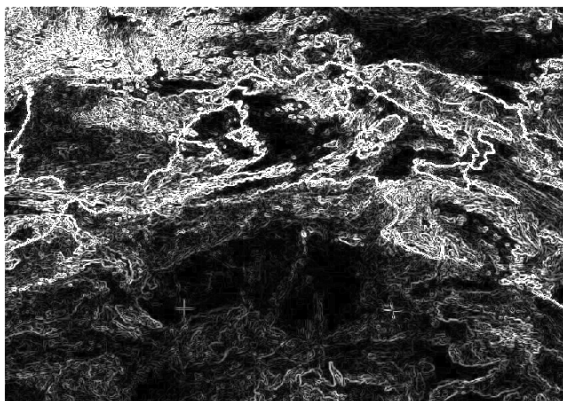
Le tableau ci-dessus résumera tous nos résultats obtenus par les différents filtres retenus appliqués aux différentes images tests.

Opérateur	bruit	orientation	contours	localisation	matrices
Prewitt	Peu sensible	90°	épais	centré	3x3
Sobel	Peu sensible	90°	épais	centré	3x3
Roberts	assez sensible	45°	fin	décalé	2x2
Laplacien	Très sensible	-	fin	centré	3x3
LOG	Peu sensible	-	fin	centré	N x N
Canny	Peu sensible	90°	fin	centré	N x N

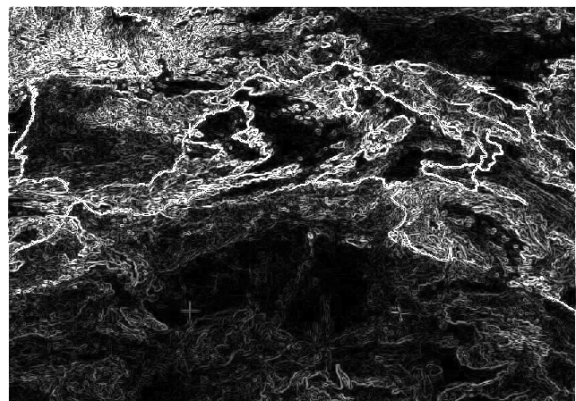
**Tableau 1:** Résultats obtenus par les différents filtres

#### IV-4 Image météosat :

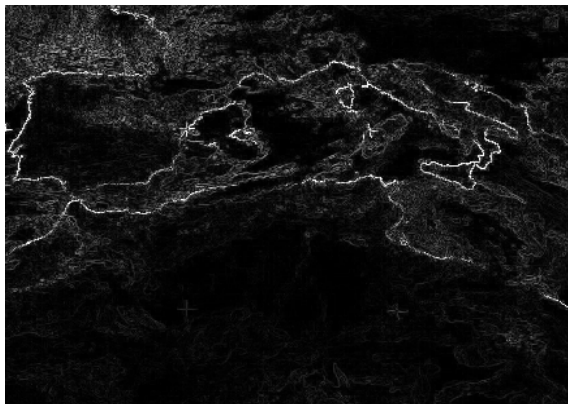
##### IV-4-1 image MSG avec nuage :



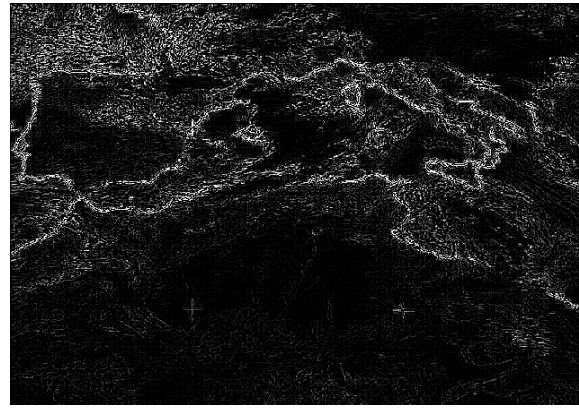
**a-** Sobel



**b-** Prewitt



c- Roberts



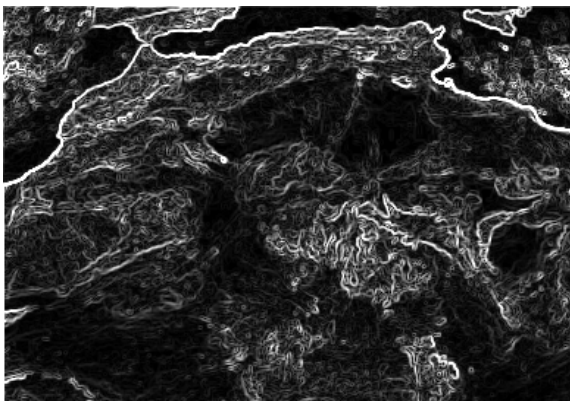
d- Laplacien



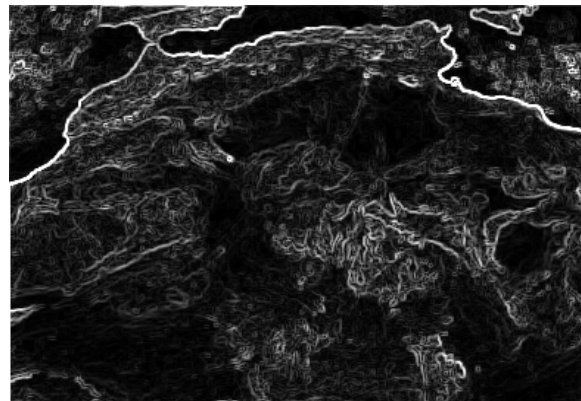
e- Canny (seuil=0.5, sigma=0.3)



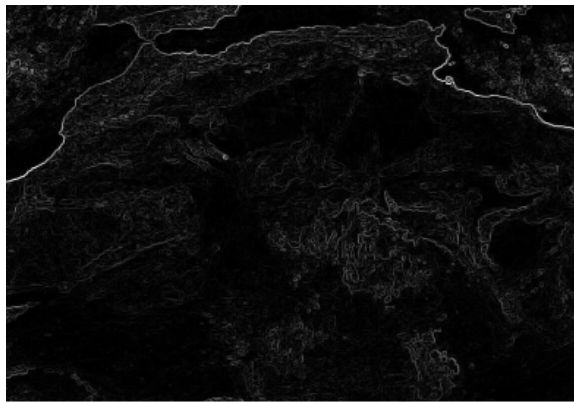
f- LOG (seuil=0.1, sigma=1.1)

**Figure 4-9** : Résultats avec image MSG avec nuage**IV-4-2 Image MSG sans nuage :**

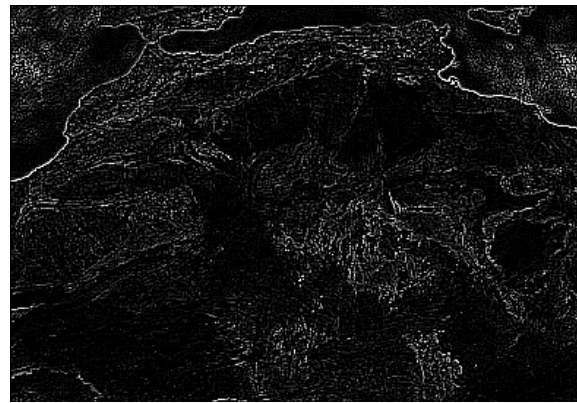
a- Sobel



b- Prewitt



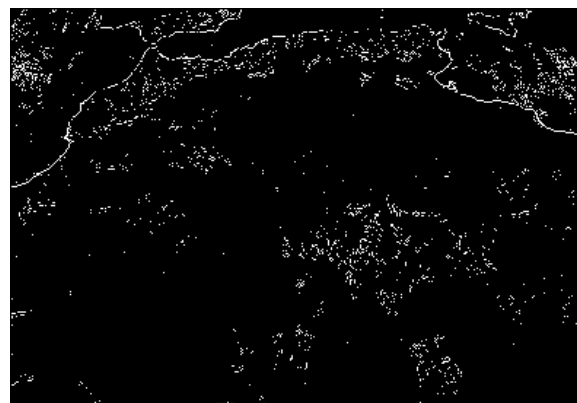
c- Roberts



d- Laplacien



e- Canny ( seuil=0.4, sigma=1.8 )



f- LOG ( seuil=0.5, sigma=0.6 )

**Figure 4-10** : Résultats avec MSG dégagée**IV-5 Interprétation :**

La détection de contour dans le cas des images météosat MSG s'avère difficile, car les pixels des masses nuageuses ont une forte brillance, tandis que, les pixels représentant les mers et les sols ont une faible brillance. Les résultats de la figure 4-10 montre une forte présence du bruit pour les opérateurs Prewitt et Sobel, et une légère présence pour les filtres de Roberts et le laplacien. En revanche, pour les opérateurs de Canny et le LOG, on perd les contours en essayant de supprimer les nuages qui constituent un bruit.

L'opérateur de Roberts a donné des meilleurs résultats du fait qu'il n'est pas sensible aux faibles variations des intensités des pixels des nuages qui n'ont pas de forte densité (les nuages fins qui apparaissent comme des points sur la figure 4-2 b)

Pour pouvoir détecter les contours d'une façon fiable, il serait intéressant de créer une image à ciel dégagée c'est-à-dire dégagée de tout nuage. Pour cela, nous avons exploité les résultats obtenus dans le mémoire de Magister intitulé : « Segmentation d'images Météosat en ciel clair en vue de la construction d'une image de référence. »[10].

Dans le cas de l'image dégagée de nuage, tous les opérateurs ont détectés les contours des continents mais aussi les variations des intensités qui sont à l'intérieur de la terre. Nous avons constaté encore une fois que l'opérateur de Canny performe en détectant tous les contours et en éliminant presque tout le bruit qui était sur les continents.

Avant d'évaluer les performances de la méthode à ciel clair [10], rappelant brièvement le principe de la méthode qui repose sur le principe suivant :

Sur une l'image en ciel clair, il ne reste sur l'image que les valeurs des niveaux de gris des mers et des sols. Les mers correspondent à des zones peu réfléchissantes. Elles sont caractérisées par des valeurs de luminances qui varient entre 0 et 20 en comptes numériques sur l'image visible. Tandis que le sol est caractérisé par des valeurs plus ou moins élevées et cela selon le type du sol (sable, sol humide,..). Pour définir alors la ligne de contours séparant les mers des continents, il est évident qu'il faut chercher les transitions des niveaux de gris de la gamme [0-20] vers une gamme de niveau de gris supérieur à 20. Pour mieux reconstituer ce contour, il a été important de prendre en considération ces transitions dans les huit directions :  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $135^\circ$ ,  $180^\circ$ ,  $225^\circ$ ,  $270^\circ$ ,  $315^\circ$ .

L'image de la figure 4-12 représente le résultat obtenu avec cette méthode sur une image MSG dégagée de nuage.



**Figure 4-11** : Résultat de la méthode

**IV-6 Discussion :**

Nous avons présenté quelques approches permettant d'extraire les contours d'une image météosat8. Ces méthodes sont basées sur la détection des maxima du gradient de l'image ou sur celles des passages par zéro du Lapacien. Nous avons également utilisé le filtre optimal de Canny. Pour une meilleure détection des contours des images MSG, on se doit d'abord de dégager les nuages qui ont une forte brillance et enlever les effets d'ombre [10].

L'approche de Canny reste L'approche la plus appropriée car sa solution est correctement formalisée et le comportement du filtre est ainsi connu avec précision.

Il existe néanmoins plusieurs autres méthodes non abordées ici qui offrent des perspectives très intéressantes telles que Deriche et Shen.....

## *Conclusion*

Notre travail a consisté d'une part à faire une comparaison des différentes méthodes de détection de contours sur des images tests qui nous ont permis de conclure que le filtre de Canny donnait les meilleurs résultats sur les différentes images tests. Cependant, les autres filtres ont donné également de bons résultats en fonction des images traitées. A titre d'exemple, le filtre laplacien a détecté tous les contours des images tests exceptée l'image IRM pour laquelle les résultats étaient très médiocres. Ce filtre présente en plus une forte sensibilité au bruit, d'autre part à faire une comparaison sur une image Météosat seconde génération pour laquelle nous avons remarqué que l'opérateur de Roberts avait donné les meilleurs résultats car ce dernier n'est pas sensible aux petites variations d'intensité. Cependant, nous pouvons conclure que sur une image Météosat MSG, une bonne localisation est difficile à obtenir à cause de la présence de nuage. Ce dernier est fortement texturé, considéré comme élément perturbateur. Pour cela, nous avons fait appel à la méthode basée sur la construction d'une image Météosat de référence [10]. La méthode consiste à créer une image dégagée de nuage et des effets d'ombre sur laquelle nous avons appliqué les différentes techniques. Nous avons constaté une nette amélioration des résultats qui nous ont permis de mieux cerner les différents constituants de l'image. Cela se constate surtout avec le filtre de Canny qui reste le plus performant de tous les opérateurs retenus à cause de sa bonne formalisation.

Pour la segmentation de ce type d'images à savoir image Météosat seconde génération, nous avons constaté la limite de l'approche contour du fait que de nombreux contours parasites ont été détectés à cause du bruit des nuages et de leur nature qui est fortement texturée donc l'approche région est la méthode la plus adaptée à ce type d'images.

- [1] AMEUR. Z : nouvelle approche des images texturées, thèse de magister, UMMTO, Juillet 2001
- [2] AMEUR. Z : Codage des images en vue d'une segmentation de haut niveau. Application à des images satellitaires, thèse de doctorat. UMMTO, septembre 2005.
- [3] Blake, A. et Isard (1998). *Active Contours*. Springer Verlag
- [4] P. Brodatz, P. (1966). *Textures*. Dover Pub. (New York).
- [5] J. CANNY. A computational approach to edge detection, T-PAMI-8(6) pp.679-698, November 1986.
- [6] R.W. CONNERS and C.A HALOW. A theoretical comparison of texture algorithm, T- PAMI-2(3) pp.204-220, 1980.
- [7] J.P.COCQUEREZ .et S.PHILIPP. Analyse d'images : filtrage et segmentation. Collection Enseignement de la physique. Masson, Paris, 1995.
- [8] R.DERICHE. J.P. COCQUEREZ and G. ALMOUZNI. An efficient method to built early image description. In 9<sup>th</sup> ICPR. Rome, Italia, nov 1988.
- [9] R DERICHE, Using Canny's criteria to derive and optimate edge detector recusively implemented, IJVC 1(2) pp.167-187,1987
- [10] DRIF. N: segmentation d'images météoosat en ciel clair en vue de la construction d'une image de référence, thèse de magister, UMMTO , janvier 2008.
- [11] FERNENDEZ. Segmentation à partir d'informations statistiques. Thèse de troisième cycle 1989.
- [12] HARALICK R. M. : 'Statistical and structural Approches to texture', Proc. IEEE, Vol. 67.N°5.Mav 1979.
- [13] HARALICK, R. M., K. Shanmugam, and I. Dinstein, "Textural features for image classification," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, SMC-3, pp. 610-621, 1973.
- [14] R . M . HARALICK. Statistical image texture analysis . In T.S . Young and K.S . Fu, editors, Handbook of Pattern Recognition, Academic Press, 247- 279,1986 .

- [15] S. Horowitz et T. Pavlidis : Picture segmentation by a tree traversal algorithm. *Journal of The Association for Computing Machinery*, 23(3):368–388, avril 1976
- [16] A.GAGALOWICZ. Vers un modèle de texture. Thèse de doctorat d'état université de Paris VI, France, Mai 1983.
- [17] Kass et al. Active contour models. *Int. J. Comp. Vision*, 1 :321–331.1988
- [18] C. KERMAD, la segmentation d'images 2D fixe: une revue. Rapport de recherche interne LASTI.IMAGE 07/94 juil.1994.
- [19] R.KIRSH. Computer determination of the constituent structure of biological images. *Computer and biological research* 4(3) pp 3-315-328,1977.
- [20] D.MARR and E.HILDRE. Theory of edges detections. *Proc of the royal society of London. Series B* 207 pp 187-217.1980
- [21] R. OHLANDER, K. PRICE and D.R. REDDY, picture segmentation using recursive region splitting method. *CGIP*, 8pp. 313.333,1978.
- [22] J.M.S. PREWITT. Object enhancement and extraction. In *picture processing and psychopicturics*. B.S. Lipkin and A. Rosenfeld Eds. Academic Press NY.1970.
- [23] Shen, J. et Castan, S. (19 CVPR Miami86). An optimal linear operator for edge detection. In *Proceeding*.
- [24] I. SOBEL. An isotropic image gradient operator. In H. Freeman. Editor. *Machine vision for three-dimentional Scenes*,pp 376-379. Academic Press 1990.
- [25] S. Zucker : Region growing : Childhood and adolescence. *Computer Graphics, Image Processing*, 5(3):382–399, septembre 1976.

