

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE



DÉPARTEMENT D'ÉLECTRONIQUE

Mémoire de fin d'études

En vue de l'obtention du diplôme d'Ingénieur d'Etat en Electronique

Présenté par

Retima Houssam Eddine

**Étude comparative des méthodes de filtrage
Numérique appliquées aux images satellitaires**

Président Pr R. Akasas

Rapporteur Pr N. Bachari

Dr M.S. Ait cheikh

Examineur Dr R. Zergui

Promotion: Juin 2013

ملخص:

هذا البحث يهتم بدراسة و تحديد الحواشي بالإضافة إلى تصميم تطبيق قادر على معالجة الصور حيث قمنا في البداية بدراسة مرحلة قبل المعالجة تركز هذا العمل على بتحديد على الفلاتر ذات طابع الاشتقاقي بنوعيه الاشتقاق الأولي ولاشتقاق الثانوي وهذا من اجل القيام بالمقارنة بين جميع الفلاتر.

الكلمات المفتاحية: معالجة الصور، الفلاتر، تحديد الحواشي.

Résumé

Ce travail consiste en l'étude et l'implémentation de détecteurs de contours. Nous étudierons donc au préalable quelques opérateurs de prétraitement, étape qui précède la détection de contours. L'approche envisagée est l'approche dérivative. Nous nous intéresserons donc aux opérateurs dérivateurs du premier et du second ordre ainsi qu'à détecteurs optimaux .a fin de pouvoir faire l'étude comparative.

Mots clés : prétraitement, segmentation, détecteurs de contours.

Abstract

This work consists in studying and implementing methods to detect edges in the image. First, we will study some operators of preprocessing, step which precede the detection of edges in the image, then; we will be interested in the detectors. The approaches considered are the derivative approaches of first and second orders. We will finish by studying optimal detectors .Another to do comparative stat.

Key words: preprocessing, segmentation, detectors of edges.

Remerciements

Louange à Allah tout puissant qui m'a guidée pour l'accomplissement de ce modeste travail.

Un grand merci à N.BACHARI, et S.AIT CHEIKH qui m'ont guidé au cours de ces mois durant lesquels leur aide précieuse, leurs conseils et orientations m'ont été d'un précieux apport afin de mener à beau et à bien ce travail que j'espère être digne de la confiance qu'ils ont placée en moi. J'aimerais exprimer ma gratitude aux personnes qui m'ont fait l'honneur de participer au jury de ce mémoire: Mr MEHENNI Mohamed, Professeur à l'Ecole Nationale Polytechnique d'Alger, d'avoir accepté de présider le jury et Mr L.Abdeloual, d'avoir bien voulu examiner mon travail.

Je remercie aussi tous les enseignants de l'Ecole Nationale Polytechnique, spécialement ceux des départements des Sciences Fondamentales et d'Electronique, pour leur apport en savoir.

Mes remerciements, vont au personnel de l'Ecole et à toute personne dévouée au service de l'Ecole Nationale Polytechnique.

Enfin j'adresse mes sincères remerciements à toute personne qui m'a soutenue et encouragée au cours de la réalisation de mon projet.

LISTE DES SYMBOLES

L_i	luminance
a_{ij}, b_{ij}, c_{ij}	Les matrices image
F	le filtre masque.
I	matrice image
as	l'intensité de pixel
G'_{mn}	matrice d'entrée
G_{mn}	matrice de sortie
S_1	seuil bas
S_2	seuil haut
$f(x)$	fonction de niveau de gris
$I'(x, y)$	Produit de convolution
Δ	Gradient
m	Module
ϕ	Phase
$f'(x)$	La dérivée
σ	Largeur de filtre
τ	Taux de corrélation
I_D	image différence

Sommaire

INTRODUCTION GENERALE.....	1
CHAPITRE 1.GENERALITE SUR LE TRAITEMENT D'IMAGE	3
INTRODUCTION.....	3
1. NOTIONS DE BASE.....	3
1.1. Définition d'une image.....	3
1.2. Image numérique.....	4
1.3. Résolution d'une image.....	4
1.4. Contraste	4
1.5. Bruit d'image.....	5
1.6. Pixel	5
1.7. Voisinage d'un pixel	5
1.8. Histogramme	6
1.9. Niveau de gris.....	7
2. PROCESSUS D'ANALYSE D'IMAGES.....	7
3 Les différentes techniques de traitement d'images	8
3.1 Le traitement bipoints.....	8
3.2 Traitements spatial	9
3.3 Traitement point à point (traitement numérique d'image)	10
CONCLUSION.....	20
CHAPITRE 2.DETECTION DE CONTOURS.....	21
INTRODUCTION.....	21
1. NOTIONS GENERALES [10].....	21

1.1 Les contours	21
1.2 Différents types de contours	22
1.3 Organisation d'un détecteur de contours :	23
1.4 Filtrage linéaire d'une image	24
1.5 Filtre séparable	25
1.6. Conventions.....	25
2 Approche dérivée première [1] [5] [10] [11]	26
2.1 Opérateur gradient	26
2.2 Gradient d'une image	26
2.3 Gradient d'une image filtrée.....	26
Le gradient d'une image filtrée	26
2.4 Approximation par différences finies	26
2.5 Opérateurs	27
2.6 Calcul de la norme du gradient	28
2.7 Détection de contours	29
3 Approche dérivative du second ordre	30
3.1 Laplacien d'une image	30
3.2 Laplacien d'une image filtrée	31
3.3 Différences finies	31
3.4 Détection des points contours	32
CONCLUSION.....	32
CHAPITRE 3 IMPLEMENTATION & REALISATION	33
INTRODUCTION.....	33

2 Réalisation d'une interface graphique sous la boîte à outil GUIDE de MATLAB :	33
2.1 Pourquoi on-a choisi MATLAB ?	33
2.2 Présentation de la boîte à outil GUIDE :	33
2.3 Conception du logiciel.....	34
3 Présentation du logiciel	34
Menu comparaison	35
CONCLUSION.....	38
CHAPITRE 4.....	39
PERFORMANCES & COMPARAISON	39
INTRODUCTION.....	39
1 ATTRIBUT INFLUANT SUR LE CHOIX D'UN DETECTEUR DE CONTOURS	39
1.1 Attributs de contours	40
1.2 Les attributs et propriétés d'un détecteur.....	40
1.3 Le bruit.....	40
2 Critères de performances.....	41
3 METHODE D'EVALUATION DE DETECTEURS DE CONTOURS.....	42
3.1 Evaluation subjective.....	42
3.2 Evaluation objective	43
3.3 Travaux antérieurs	43
4 Principe de sélection d'un contour	46
4.1 Information portant sur le détecteur.....	47
4.2 Information portant sur le contour :	47
5 Comparaison	47

5.1 Comparaison statistique :	48
5.2 Comparaison visuelle	48
6 APPLICATION ET INTERPRETATION	49
6.1 Filtre morphologie	49
6.2 Lissage	53
6.3 Détection de contours	55
CONCLUSION	58
CONCLUSION GENERALE	60
REFERENCES.....	61

Table des figures

Fig.1.1 : Image en pixels	3
Fig.1.2 Voisinage d'un pixel	4
Fig.1.3 : Histogramme des niveaux de gris	5
Fig.1.4 : Etapes du processeur d'analyse d'image.....	6
Fig.1.5 : Modification d'histogramme.....	9
Fig.1.6 : choix du seuil sur l'histogramme	9
Fig.1.7 : Transformation ponctuelle d'une image	11
Fig.1.8 : Filtrage médian.....	14
Fig.2.1 : Définition des contours	18
Fig.2.2 : Différents types de contours : marche, toit et pointe	18
1.3.1 Lissage de l'image.....	18
Fig.2.4 : Conventions.....	20
Fig.2.5 : Extraction des maxima locaux	25
Fig.3.1 : menu fichier	29
Fig.3.2 : menu comparaison	30
Fig.3.3 : menu filtrage	31
Fig.3.4 : menu outil.....	32
Fig.4.1 : en haut à gauche l'image originale, en haut à droit l'image dilatée, en bas à gauche	41
l'image érodée, en bas à droit l'image en ouverture.....	41
Fig.4.2 : la figure (4.1) zoomée.	42
Fig.4.3 : l'image de différence entre l'image originale et l'image dilatée (en haut à gauche), la différence avec l'image érodée (en haut à droite), la différence avec l'image d'ouverture (en bas).....	43

Fig.4.4 : en haut à gauche l'image originale, en haut à droit limage originale bruitée (bruit de... Salt-and-pepper), en bas à gauche filtage moyen , en bas à droit filtage median	46
Fig.4.5 : le SNR et le taux de corrélation pour le filtre moyen	46
Fig.4.6 : le SNR et le taux de corrélation pour le filtre médian.....	47
Fig.4.7 : comparaison avec l'image issue de Laplace	48
Fig.4.8 : comparaison avec l'image issue de Robert	48
Fig.4.9 : comparaison avec l'image issue de Perwitt	48
Fig.4.10 : a) image différence avec l'image contour de Robert b) image différence avec l'image contour de Perwitt c) image différence avec elle-même d) image différence avec l'image contour de Laplace.....	49

INTRODUCTION GENERALE

Lorsqu'un être humain cherche à décrire ce qu'il voit, il n'éprouve aucune difficulté à nommer les objets qu'il perçoit et à les reconnaître (chaise, livre, table,...etc.). L'ensemble des informations qui lui ont permis cela, sont réellement disponibles sur la rétine de ses yeux sous forme d'une collection de points.

En chaque point ou pixel, on trouve une information qui donne une indication sur la quantité de lumière et de couleur, qui proviennent de l'espace environnant. Cette information, qui a été projetée à cet endroit de la rétine, joue ainsi un rôle crucial dans l'identification des objets, résultant d'un processus d'interprétation qui fait partie intégrante du système de vision humaine.

Dans ce cadre, la vision artificielle (par ordinateur) vise à simuler la vision humaine par différents moyens en donnant à la machine la possibilité d'acquérir et d'interpréter des informations visuelles [1].

Donc, une variation dans l'intensité image, qui est une conséquence de un ou plusieurs phénomènes physique, est l'information souvent utilisée dans le système de vision. C'est pourquoi la recherche d'une telle information est l'un des plus anciens axes de recherche dans le domaine de la vision par ordinateur et du traitement d'image.

La recherche de ces variations, appelées contour [1], ainsi que l'identification des phénomènes physique qui leur sont associés est appelée détection de contour.

La détection de contour requiert une attention particulière car elle va déterminer les possibilités de développements logiciels, leurs efficacités et la validité des traitements ultérieurs. Pour répondre à de telles exigences, la détection de contour doit fournir une représentation complète et correcte de l'image dans le sens où elle doit capter toutes les propriétés significatives de la scène perçue [5].

C'est la raison pour laquelle de nombreux détecteurs ont été proposés [7], souvent différents par leurs propriétés mathématiques, algorithmiques et objectives.

Le problème auquel se trouve souvent confrontés les concepteurs de systèmes de vision est le choix du détecteur de contours à utiliser dans l'application envisagée. Dans ce travail, nous nous sommes intéressés à élaborer et à implémenter une bibliothèque qui contient les différents types de détecteurs de contours. On a introduit des outils qui s'avère

intéressant dans les traitements d'image, pour arriver enfin à construire des comparaisons entre les différents résultats obtenus par les différents détecteurs de contours. Cela nous a permis d'aboutir au choix du meilleur détecteur. Ce résultat a été obtenu à travers une étude bibliographique approfondie pour rassembler le maximum d'expertises afin de pouvoir aborder les problèmes d'évaluation des performances de détecteurs de contours et de leur sélection.

Pour les causes mentionnées ci-dessus, le plan du mémoire choisi est comme suit: le premier chapitre est consacré à présenter des généralités sur la vision par ordinateur et le traitement d'image. Le deuxième a pour objectif de présenter un aperçu général sur la détection de contour ainsi que les différentes techniques de filtrage avec les opérateurs correspondant. Le troisième chapitre concerne l'implémentation et la présentation de notre travail. Dans le quatrième chapitre, une étude comparative entre les différents détecteurs est faite et cela en évaluant les performances de chacun.

CHAPITRE 1

GENERALITE SUR LE TRAITEMENT D'IMAGE

INTRODUCTION

Théoriquement, le traitement d'images est un ensemble d'approches, de méthodes, de techniques et d'outils offerts par les mathématiques et le traitement du signal. Cette panoplie a la volonté de résoudre la majorité des problèmes qui peuvent se présenter lorsqu'il est nécessaire d'extraire et de comprendre de façon automatique les informations présentes dans une image. Ces informations peuvent être significatives pour le système visuel ou pour un domaine d'application particulier.

En pratique, le traitement d'images (ou son analyse) est une suite de phases qui doivent être exécutées, depuis la formation de l'image jusqu'à la prise de décision fondée sur son contenu. Certaines de ces phases successives sont souvent étroitement liées et souvent indissociables. Les unes sont obligatoires alors que l'exécution de certaines autres s'avère parfois facultative.

L'analyse d'image automatisée voit son essor grâce au progrès de l'informatique et à l'apparition des images en niveaux de gris héritées de la recherche spatiale [5]. A l'heure actuelle, l'analyse d'image est une discipline dont les fondements théoriques reposent sur les mathématiques et les fondements pratiques sur l'informatique et l'électronique.

Dans ce chapitre, nous exposons brièvement des concepts de base liés à l'analyse numérique d'image de façon générale et son filtrage.[5]

1. NOTIONS DE BASE

1.1. Définition d'une image

L'image est définie, physiquement, comme étant la projection d'objets tridimensionnels sur un plan. Elle fait parti des signaux informationnels telle que la parole, et se présente soit sous son aspect continu ou discret (formée de points élémentaires). Son traitement nécessite la connaissance de certains paramètres, caractéristiques, et entités.

1.2. Image numérique

Il s'agit d'une image dont la surface est divisée en pixels « picture elements », figure 1.1, considérés comme la plus petite entité calculable et qui peuvent être manipulés par les matériels et logiciels d'affichage et d'impression.



Fig.1.1 : Image en pixels [2].

Ce format (une matrice $f(i, j)$) est issu de la numérisation d'une image continue représentée par un signal $f(x, y)$ (i.e. distribution continue d'intensité dans un plan). Dans le cas d'une image en niveau de gris, chaque pixel est codé sur un byte c'est à dire une valeur possible entre [0 255], et ayant ainsi une couleur allant du noir (i.e. valeur 0) au blanc (i.e. valeur 255). Pour une image en couleur, le pixel est codé sur trois bytes qui correspondent au rouge, vert et bleu offrant ainsi un spectre riche de couleurs (224 couleurs). [2]

1.3. Résolution d'une image

La résolution traduit la clarté et la finesse des détails. Elle est exprimée en nombre de pixels par unité de longueur. Il s'agit d'un paramètre qui est défini lors du processus de numérisation ou de reproduction de l'image.

1.4. Contraste

C'est l'opposition marquée entre deux régions juxtaposées d'une image, plus précisément les régions sombres et les régions claires de cette image [2]. Il est défini en fonction des luminances L_i et L_{i+1} de deux zones de l'image par l'équation suivante.

$$c = \frac{L_i + L_{i+1}}{L_i - L_{i+1}} \quad (1.1)$$

1.5. Bruit d'image

Le bruit se présente sous forme de fluctuations autour des valeurs moyennes d'intensité des régions formant l'image. Il peut provenir soit du dispositif d'acquisition (Scanner, caméra, amplificateur,...) soit de la scène elle-même, ce qui entraîne une dégradation de la qualité de l'image. On distingue trois types de bruit : le bruit additif qui est le plus fréquent, le bruit multiplicatif (exemple, bruit de speckle dans l'image radar ou grains sur les films radiographiques) et le bruit convolutif [1] .

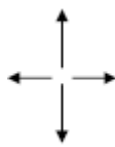
1.6. Pixel

Un point (x, y) du plan image est appelé pixel ou pel en anglais, abréviation du mot Picture élément. Il est considéré comme la plus petite entité calculable. Il est manipulé par le matériel et les logiciels d'affichage et d'impression.

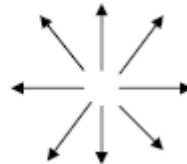
1.7. Voisinage d'un pixel

Le voisinage d'un pixel est composé de tous les pixels qui l'entourent immédiatement.

Si p est un pixel d'une image D , alors le voisinage de p est le plus petit sous-ensemble de D qui contient p . Dans une image numérique, on distingue deux types de connexités relatives au voisinage utilisé : la 4-connexité et la 8-connexité (figure 1.2). Le voisinage d'un pixel (i, j) est dit 4-connexe s'il est formé des quatre pixels de coordonnées spatiales $(i+1, j), (i, j+1), (i-1, j), (i, j-1)$, et il est dit 8-connexe s'il est formé des pixels de coordonnées spatiales $(i+1, j), (i, j+1), (i-1, j), (i, j-1), (i+1, j-1), (i+1, j+1), (i-1, j+1), (i-1, j-1)$. [1] [2]



Voisinage en 4-connexité



voisinage en 8-connexité

Fig.1.2 Voisinage d'un pixel [2].

1.8. Histogramme

L'histogramme est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de tous les niveaux de gris dans une image donnée et qui ne tient pas compte de leurs distributions spatiales. Le calcul d'histogramme peut faire l'objet d'une diminution de l'erreur de quantification, une comparaison de deux images obtenues sous éclairages différents et une amélioration de certaines proportions afin d'extraire les informations utiles (figure 1.3). [1]

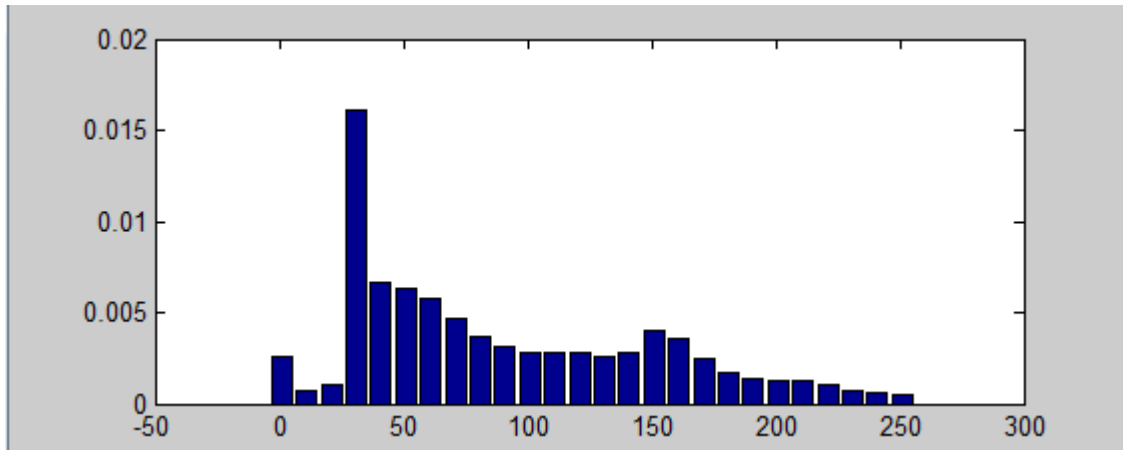


Fig.1.3 : Histogramme des niveaux de gris.

1.8.1. Utilité

- Un histogramme étroit indique un manque de contraste.
- Un histogramme concentré dans un intervalle de plus bas niveau de gris indique une image trop sombre.
- Un histogramme concentré dans un intervalle de plus haut niveau de gris indique une image trop claire.
- Un histogramme étendu sur tout l'intervalle des niveaux de gris indique une image correctement éclairée.
- Un histogramme nous permet de bien déterminer les seuils dans l'opération de seuillage.

1.9. Niveau de gris

L'intensité de chaque pixel est une valeur continue qui doit être traduite par un nombre limité dans un intervalle exprimant le niveau de gris avec pour borne inférieure le noir et pour borne supérieure le blanc. Avec 8 bit on peut avoir 256 niveaux de gris.

Tous les niveaux de gris ne peuvent pas être distingués par l'œil humain, ce dernier ne peut faire la différence qu'entre 40 niveaux de gris, mais ne peut en identifier que de 10 à 16.

2. PROCESSUS D'ANALYSE D'IMAGES

Le processus d'analyse d'images, qui a pour but de fournir une description ou une interprétation d'une scène à partir de l'information extraite de l'image, peut être décomposé en plusieurs étapes, comme le montre la figure (1.4) :

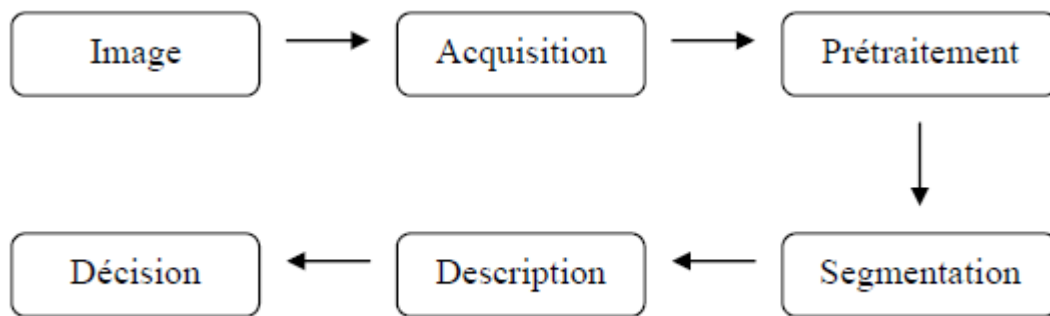


Fig.1.4 : Etapes du processeur d'analyse d'image [9]

Au début, on doit faire l'acquisition d'une image, en discrétisant l'image réelle continue.

Normalement la quantité d'information brute initiale, après la discrétisation, est très volumineuse et difficile à manipuler. De plus, cette discrétisation entraîne une perte d'information et peut poser des problèmes d'ordre technique, comme l'illumination et la texture, entre autres.

Lorsqu'elles sont bruitées ou floues, ces images doivent passer par un prétraitement, avant toute opération de détection, pour que l'information dégradée soit restaurée. Dans cette étape, des détails de l'image peuvent être rehaussés par plusieurs techniques.

Ensuite vient la phase la plus importante et la plus difficile du processus d'analyse d'images : la segmentation. Segmenter une image correspond à trouver les régions qui ont un sens. Cette étape doit permettre d'interpréter l'image aussi bien que le ferait l'observateur.

A partir de là, viennent les traitements de haut niveau, tels que la description de l'image, la reconnaissance des formes et les décisions qui pourront être prises à partir des résultats fournis par la segmentation.[3]

3 Les différentes techniques de traitement d'images

Dans cette section, on va citer les différentes transformations, et les différents traitements qu'on applique sur des images :

3.1 Le traitement bipoints

Ce type de transformations utilise les transformations contenues au même emplacement pour deux images pour créer une nouvelle image

$$c_{ij} = f(a_{ij}, b_{ij}) \quad (1.2)$$

3.1.1 Addition

$$c_{ij} = \frac{a_{ij} + b_{ij}}{k} \quad (1.3)$$

k est un coefficient permettant d'avoir c_{ij} entre 0 et 255. Généralement $k=2$.

L'intérêt de cette opération est de faire apparaître des objets figurant dans la première image dans l'image résultat .

3.1.2 Soustraction

$$c_{ij} = k * (|a_{ij} - b_{ij}|) \quad (1.4)$$

k est une fonction non linéaire pour que la valeur minimale de C_{ij} soit 0 et la valeur maximale soit 255. L'intérêt de cette opération est de comparer deux images d'une scène prises dans des intervalles de temps différents.

3.1.3 Multiplication d'images

On l'utilise pour corriger le non linéarité des senseurs là où il y a une sensibilité spatiale non uniforme en multipliant la matrice image par une matrice de correction

$$c_{ij} = (b_{ij} * a_{ij}) \quad (1.5)$$

3.2 Traitements spatial

Pour chaque pixel concerné, on considère son voisinage à 8 (matrice 3×3) et un filtre masque (matrice 3×3). on multiplie chaque pixel de la fenêtre avec le facteur de poids correspondant du masque, puis on additionne tous les produits et on normalisera le résultat en pondérant celui-ci par l'inverse de la somme des coefficients de la fonction de voisinage lorsque cette somme est différente de zéro et on met le résultat dans la position du pixel.[9]

$$G_{m,n} = \frac{\sum_{i=-r}^r \sum_{j=-r}^r F_{ij} * I_{ij}}{\sum_{i=-r}^r \sum_{j=-r}^r I_{ij}} \quad (1.6)$$

Où :

F_{ij} Est le filtre masque.

I_{ij} La matrice image.

$r = 1$ pour un filtre (3,3), $r = 2$ pour un filtre (5,5).

3.3 Traitement point à point (traitement numérique d'image)

Ce sont les opérations les plus élémentaires de traitement d'images. Elles sont destinées à l'exploitation des informations contenues dans celle-ci. Elles servent à améliorer la qualité des images et les rendre plus faciles à interpréter. Soit par un observateur, soit par une machine.

3.3.1 Restauration d'image

On appelle restauration la reconstitution d'une image dégradée, à partir d'un objet original, en inversant le phénomène de dégradation. Les techniques de restauration demandent une certaine connaissance du phénomène de dégradation dans la mesure où l'on doit appliquer le phénomène inverse. Cette connaissance peut provenir d'un modèle analytique, statistique ou d'autres informations a priori, en relation avec le phénomène physique lié au capteur ou en relation avec des connaissances a priori sur la structure de l'image [5].

On peut diviser les techniques de restauration en cinq parties :

- la connaissance à priori et à posteriori
- l'approche par les techniques de traitement de signal.
- L'approche par l'analyse numérique.
- L'approche par le traitement local et semi-local.

3.3.2 Amélioration d'image

L'amélioration a pour but de faciliter la segmentation en renforçant la ressemblance entre pixels appartenant à une même région, ou en accentuant la dissemblance entre pixels appartenant à des régions différentes. Il s'agit d'effectuer des traitements concernant la modification d'histogramme et la réduction de bruit [1].

3.3.2.1 Modification d'histogramme

On cherche à améliorer l'image en lui appliquant des transformations ponctuelles d'intensité (figure 1.5). C'est-à-dire, qu'à tout pixel d'intensité as on associe une intensité :

$$a_s' = T(a_s). \tag{1.7}$$

a_s' ci la nouvelle intensité

Du fait de leur caractère ponctuel, les méthodes de transformation d'histogramme n'affectent pas la forme des régions. Elles en modifient uniquement l'apparence visuelle. [4]

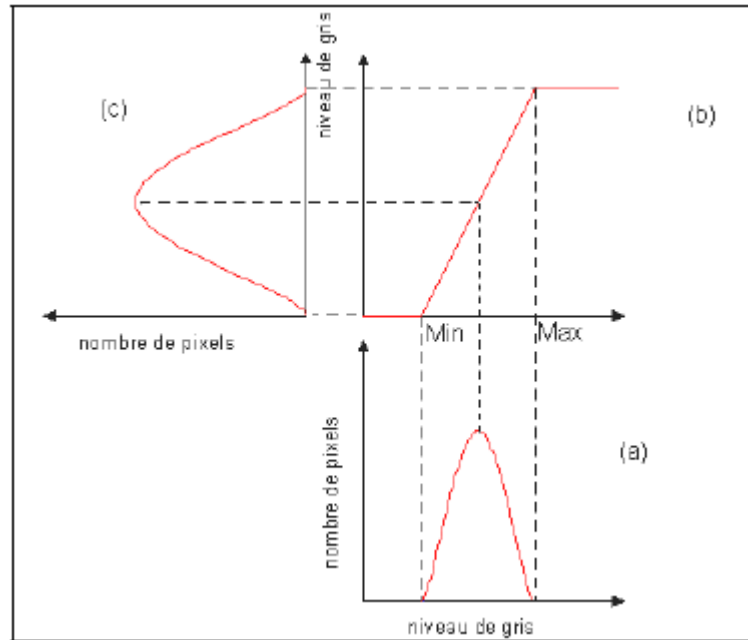


Fig.1.5 : Modification d'histogramme [4].

3.3.2.2 Binarisation par seuillage

Le but de cet algorithme est la binarisation d'images à niveaux de gris. Ceci revient à séparer les pixels de l'image en deux classes, la première ayant un niveau maximal (typiquement 255) et la seconde un niveau minimal (0). La méthode consiste à précalculer un seuil d'après l'histogramme de l'image qui approche le mieux l'image binarisée de l'originale (figure 1.6). [4]

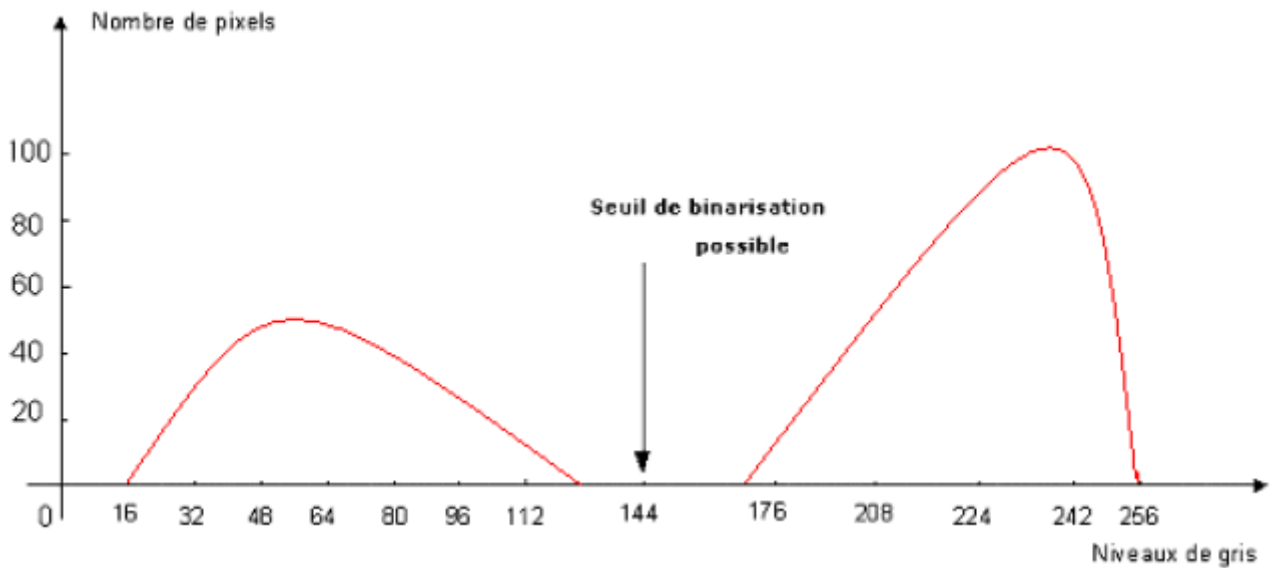


Fig.1.6 : choix du seuil sur l’histogramme [6].

3.3.2.3 Réduction du bruit

Les dispositifs d'acquisition (caméra, amplificateur, quantificateur, ...) d'images induisent des perturbations qui peuvent être gênantes pour la compréhension et le traitement de la scène, comme le bruit d'image.

Le bruit d'image est en toute rigueur considéré comme un variable aléatoire. Du fait de sa haute fréquence, on ne conserve pour le caractériser que le premier ordre (densité de probabilité $f(a)$ sur un pixel de l'image (équation suivante) et parfois le second (corrélacion entre pixels).

On ne conservera ici que le premier ordre, modélisé par :

$$f(a)=C \exp(-K|a|^n) \quad (1.8)$$

Cette modélisation permet de retrouver la nature plus ou moins impulsionnelle du bruit, c'est-à-dire sa tendance à s'écarter de l'espérance mathématique de la région considérée.

- Pour $n=1$, on trouve le bruit exponentiel ou impulsionnel.
- Pour $n=2$, on a le bruit gaussien

L'objectif avoué du filtrage est de réduire les variations d'intensité au sein de chaque région de l'image tout en respectant l'intégrité des scènes : les transitions entre régions homogènes, les éléments significatifs de l'image, doivent être préservés au mieux. Différentes méthodes de filtrage ont été développées suivant le type et l'intensité du bruit, ou les applications auxquelles on destine l'image. Les premières et les plus simples de ces méthodes sont basées sur le filtrage linéaire stationnaire (invariant par translations), mais les limitations de ces techniques (en particulier leur mauvaise conservation des transitions) a conduit au développement des filtres "non-linéaires".

Dans la plupart des cas présentés ici, le filtrage consiste à balayer l'image par une fenêtre d'analyse de taille finie (masque ou kernel) : le calcul du nouveau niveau de gris du pixel considéré ne prend en compte que les plus proches voisins de celui-ci. [1] [6]

3.3.3 Codage et compression d'image

Il est utile de chercher à réduire la très grande taille des images traitées, cette opération est la compression d'images. Elle est obtenue par des méthodes de transformation. Parmi les transformations linéaires existantes nous citons :

- La transformation de FOURRIER.
- La transformation de HADMARD.
- La transformation de HAAR.

3.3.4 Segmentation d'image

Elle vise à réduire la quantité d'informations contenue dans l'image et extraire les attributs les plus significatifs, en particulier ceux qui correspondent aux frontières des objets ou des zones caractéristiques de l'image: *contours et régions*.

La segmentation est généralement abordée selon deux grandes classes de méthodes duales : méthodes de *détection de contours* et les méthodes de *segmentation régions* T

La détection de contours recherche des discontinuités dans la fonction niveaux de gris de l'image .ces discontinuités sont appelées points de contours. La recherche des frontières peut être effectuée par la détection des points contours ,puis l'approximation de ces derniers par la représentation analytique ,telles que des droits ou des conique.

La segmentation région recherche des zones homogènes selon un ou plusieurs critères, les ensembles de pixels connexes qui satisfont à ces critères sont regroupés en régions, et un ensemble de points adjacents possédant une distribution du niveau de gris presque uniforme. Les frontières des objets correspondent aux bords des régions [13] [25] .

3.3.5 Traitement particulière d'image

3.3.5.1 Opération ponctuelles

Une opération ponctuelle agit sur l'intensité des points de l'image. Elle fait appel à des opérations qui consistent à remplacer l'intensité d'un point de l'image en entrée par le résultat d'une fonction ne dépendant que de l'intensité de ce dernier.

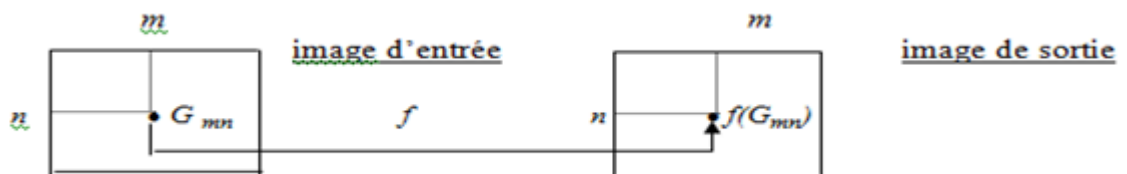


Fig.1.7 : Transformation ponctuelle d'une image [6].

Ce type d'opérateur permet :

- D'élargir le contraste des régions sombre.
- D'optimiser la brillance.
- De réduire le niveau de gris.
- D'éclaircir l'image suivant une transformation logarithmique.
- D'assombrir l'image suivant une transformation exponentielle.

- De diminuer le contraste des zones claires

3.3.5.1.1 Seuillage à deux niveaux

Le seuillage est une transformation de la matrice en entrée qui permet de visualiser clairement certains pixels compris dans un intervalle de niveau de gris prédéfini.

$$G'_{mn} = \begin{cases} 255 & \text{si } S_1 \leq G_{mn} \leq S_2 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (1.9)$$

Avec :

G'_{mn} image seuillée

G_{mn} image originale

S_1 le seuil min et S_2 le seuil max

3.3.5.1.2 Elargissement du contraste

Le rôle d'une telle opération est d'améliorer la qualité subjective de l'image la préparer en vue de traitement ultérieur.

$$G'_{mn} = \begin{cases} \frac{(G_{mn} - S_1) \times 255}{(S_2 - S_1) S_1} & \text{si } S_1 \leq G_{mn} \leq S_2 \\ 0 & \text{si } G_{mn} < S_1 \\ 1 & \text{si } G_{mn} > S_2 \end{cases} \quad (1.10)$$

Avec : G'_{mn} l'image contrastée.

3.3.5.1.3 Négatif d'une image : On a en sortie une image qui est l'inverse de l'image en entrée.

$$G'_{mn} = 255 - G_{mn} \quad (1.11)$$

3.3.5.1.4 Transformation logarithmique : Cette opération permet d'éclaircir les parties sombres et de donner plus de détails

$$G'_{mn} = A \times \log G_{mn} \quad (1.12)$$

Où: A est un coefficient à déterminer

3.3.5.1.5 Transformation exponentielle : Cette opération permet d'assombrir les parties claires d'une image.

$$G'_{mn} = A \times \exp G_{mn} \quad (1.13)$$

Où :A est un coefficient à déterminer

3.3.5.2 Opérations localisées

Les traitements locaux utilisent l'information voisinage d'un pixel, pour modifier sa valeur ou pour établir une propriété des points image, Les traitements locaux peuvent être partagés en deux grandes classes : le filtrage et les opérations de morphologie mathématique.

3.3.5.2.1 Filtres digitaux

Les filtres digitaux servent à accentuer les variations d'intensité de l'image, de détecter les contours, ou de réduire le bruit existant dans l'image .on peut distinguer deux types de filtres :

a)filtres linéaire

Soit une image en niveau de gris définie par sa fonction de signal S, et une transformation linéaire T.

T est dite linéaire si elle vérifie :

$$T[\alpha S_1(x) + \beta S_2(x)] = \alpha T[S_1(x)] + \beta T[S_2(x)] \quad (1.14)$$

Les filtres linéaires peuvent être classés comme filtres passe-bas ou passe-haut cela dépend de la partie du spectre de fréquences, affectée.

a.1) filtre passe-bas

Ce filtre n'affecte pas les composantes de basses fréquences dans une image mais doit atténuer les composantes de hautes fréquences.

L'opération de lissage est souvent utilisée pour atténuer le bruit et les irrégularités de l'image

Elle peut être répétée plusieurs fois, ce qui crée un effet de flou.

Les règles concernant les filtres passe-bas sont :

- tous les coefficients doivent être positifs.
- La somme de tous les coefficients doit être égale à 1.

a.2) filtre passe-haut

Ce filtre a des caractéristiques inverses du filtre passe-bas, il n'affecte pas les composantes de hautes fréquences, mais doit atténuer les composantes de basses fréquences.

Les règles concernant un filtre passe-haut sont :

- les coefficients peuvent être positifs ou négatifs.
- La somme de tous les coefficients doit être égale à 0 [3].

b) Les filtres non linéaires

Le principe des filtres non linéaires est généralement voisin de celui des filtres linéaires : on va remplacer chaque pixel par une fonction calculée dans un voisinage de ce pixel. Cette fonction n'est plus une combinaison linéaire (ou moyenne pondérée) des valeurs des pixels mais peut prendre une forme quelconque [4].

Parmi les filtres non linéaires les plus connus les filtres médians :

b.1) Filtre médian

Le niveau de gris du pixel central est remplacé par la valeur médiane de tous les pixels de la fenêtre d'analyse centrée sur le pixel. La taille du masque dépend de la variance du bruit et de la taille des détails significatifs de l'image traitée.

La figure 1.8 illustre le fonctionnement d'un filtre médian de fenêtre d'analyse 3×3 sur un exemple :

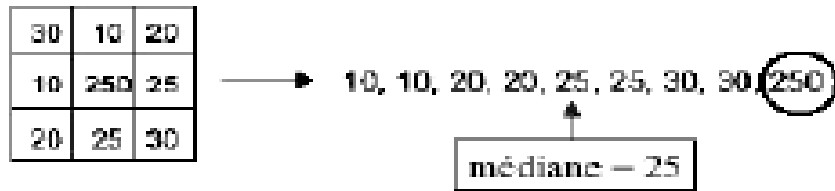


Fig.1.8 : Filtrage médian [5].

Le médian garde la netteté de l'image pour les éléments de dimensions importantes par rapport au noyau du filtre, mais élimine les détails fins de manière irrémédiable. [5][6]

3.3.5.2.2 Opérateurs de morphologie mathématique

a) Introduction

Par inspiration des ouvertures morphologiques appliquées aux images binaires, **F.Meyer** et **Sterberg** ont eu l'idée d'étendre ces ouvertures aux images en ton de gris, bien que la théorie de ces filtres ne soit élaborée.

Entre 1982 et 1986, **G. Matheron** et **J.Serra**, clarifiant les concepts de base, ont construit une théorie du filtrage morphologique, que l'on trouvera exposée dans **J.Serra**,(1988, chap.V à X), et dans les section ci-dessous en présentent un résumé

b) Philosophie du filtrage morphologique et comparaison avec le filtrage linéaire

Si les signaux sonores s'additionnent d'une manière générale, ceci n'est plus toujours vrai pour des images : ainsi, un objet placé au-devant de la scène cache tous ceux qui sont

derrière lui. Pour exprimer cet aspect fondamental, on a nécessairement recours à la notion d'inclusion qui remplace dans l'univers visuel la structure d'additive qui régit par exemple l'espace sonore. [8]

Les filtres morphologiques trouvent leurs applications particulièrement dans le domaine de la reconnaissance des formes. Nous avons utilisés ces filtres pour la détection de bas niveau des éléments linéaires.

c) propriétés des filtres morphologiques

Tout d'abord rappelons que les filtres morphologiques ne possèdent aucune propriété de linéarité. Supposons deux fonctions de niveau de gris $f(x)$ et $g(x)$ et soit une transformation morphologique. On aura généralement :

$$T(f(x) + g(x)) \neq T(f(x)) + T(g(x)) \quad (1.15)$$

Pour être appelée filtre morphologique, la transformation devra vérifier les deux propriétés suivantes :

- être **idempotente**, ce qui se traduit par :

$$T^2(f(x)) = T(f(x))$$

- être **croissante**, c'est-à-dire vérifier l'implication :

$$f(x) \geq g(x) \Rightarrow T(f(x)) \geq T(g(x)) \quad (1.16)$$

d) Élément structurant :

L'élément structurant est le concept de base de l'application de la morphologie mathématique aux images numériques. C'est un ensemble d'élément formant une sphère définie dans un ensemble de définition A^n ; comme l'image en tons de gris est définie dans le plan (domaine de définition A^2) qui est en fait une projection de A^n sur le plan. Par conséquent, la projection de cet élément structurant de forme sphérique, est un disque de centre x_0 et de rayon λ . L'élément strictement est considéré comme une forme de

référence qui peut être déplacée sur l'image. L'assimilation de cette forme à un carré ou un hexagone forme des fenêtres de voisinage et des fonctions de voisinage (masques).[25]. On note par λB_X l'élément structurant de taille de plan d'origine X .

e) Quelques transformations usuelles

Dilatation : La dilatation consiste en le choix du plus grand des éléments du masque. Elle élimine les tâches blanches dans des zones noires mais ajoute des pixels noirs au contour des objets présents dans l'image. [5] [7]

Erosion : L'érosion consiste en le choix du plus petit des éléments du masque. Elle permet d'éliminer les pixels noirs isolés au milieu des parties blanches de l'image. Autres effets habituels de l'érosion sont : la séparation des objets à l'endroit des étranglements, le rétrécissement des objets de grande taille et la disparition des petites composantes. [5] [7]

Ouverture : L'ouverture est constituée par une opération d'érosion suivie d'une dilatation. En général, l'image traitée diffère de l'image de départ : l'ensemble ouvert est plus régulier et moins riche en détails que l'ensemble initial. La transformation par ouverture adoucit donc les contours. [5] [7]

Fermeture : La fermeture est l'opération inverse de l'ouverture, qui consiste à faire subir à l'image une dilatation suivie d'une érosion. Elle permet aussi de retrouver la taille normale des objets de l'image. [5] [7]

CONCLUSION

Dans ce chapitre nous avons présenté quelques définitions liées au traitement d'images, ainsi qu'une phase de son processus à savoir le prétraitement fondé sur les algorithmes de filtrage classiques et adaptatifs. Ces derniers, basés sur des attributs stochastiques et des transformations ponctuelles, présentent davantage d'améliorations dans la réduction du bruit introduit par l'acquisition.

CHAPITRE 2

DETECTION DE CONTOURS

INTRODUCTION

La détection de contours requiert une attention particulière dans le sens où elle va déterminer les possibilités de réalisation, l'efficacité et la validité des traitements ultérieurs. Pour répondre à de telles exigences, la détection doit fournir une représentation complète et correcte de l'image car elle doit capter toutes les propriétés significatives de la scène perçue, c'est la raison pour laquelle de nombreux détecteurs ont été proposés, souvent différents par leurs propriétés mathématiques et algorithmiques ainsi que par leurs objectifs.

1. NOTIONS GENERALES [10]

1.1 Les contours

Les contours sont définis comme des discontinuités dans l'image et correspondent à des caractéristiques physiques de la scène tridimensionnelle observée.

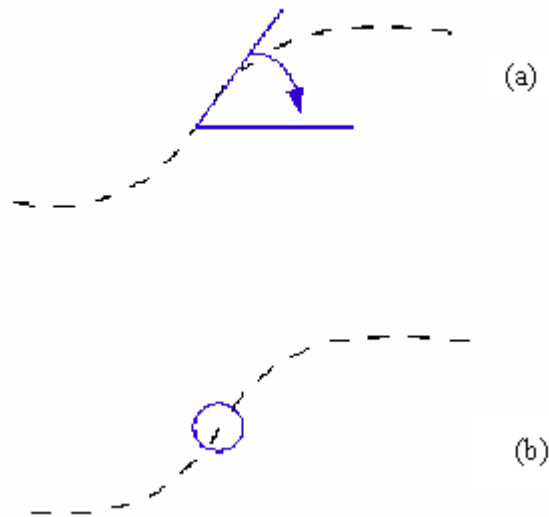
Ces caractéristiques qui apparaissent sur les images d'éclairage d'entrée sont engendrées par des phénomènes physiques qui se produisent dans la scène observée. Les caractéristiques physiques de la scène qui sont traduites par des contours sur les images d'éclairage peuvent être:

- **Le contour d'un objet** qui masque partiellement un autre objet de la scène observée. Ce contour d'occultation empêche de voir les caractéristiques de l'objet masqué qui est derrière.
- **Les arêtes 3D** qui correspondent à une discontinuité du vecteur normal à la surface externe de l'objet.
- **Les différentes marques** qui apparaissent sur des surfaces visibles de la scène. Ces marques peuvent provenir de la **texture** de la surface.
- **Le contour de l'ombre** projetée sur des objets de la scène et provoquée par une **discontinuité de l'éclairage incident**.

Les contours de l'image sont donc associés à des **caractéristiques, physiques ou géométriques, identifiables de la scène** tridimensionnelle sous observation.

Ces variations d'intensité représentent alors, dans un grand nombre de cas des informations importantes pour les opérations situées en aval de la segmentation.

Les contours d'une image correspondent donc aux lieux géométriques où le signal présente une forte discontinuité. Pour un signal à une dimension, on a :



(a) les contours correspondent à une pente élevée de la transition.(recherche des maxima locaux du gradient)

(b) les contours correspondent à un changement de concavité. (passage par zéros de la dérivée seconde).

Fig.2.1 : Définition des contours [10].

1.2 Différents types de contours

- contours de type « saut d'amplitude » : les contours se situent entre les pixels appartenant à des régions ayant des intensités moyennes différentes.
- contours de type toit : les contours correspondent à une variation locale d'intensité présentant un maximum ou un minimum.



Fig.2.2 : Différents types de contours : marche, toit et pointe [10].

1.3 Organisation d'un détecteur de contours :

D'un point de vue conception, un détecteur inclut trois opération : différenciation, lissage, et correction [18][12][15]. La correction est la dernière opération effectuée. Cependant, l'ordre dans lequel se déroulent le lissage et la différenciation reste à définir.

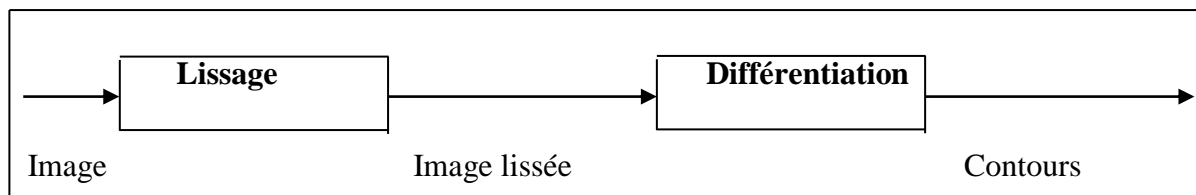


Fig.2.3 : Architecture d'un détecteur de contours [15]

1.3.1 Lissage de l'image :

L'opération de lissage à pour objectif la réduction du bruit contenu dans l'image, cette opération s'effectue par une convolution de l'image avec des filtres passe-bas linéaires.

1.3.2 Différenciation de l'image :

Un point de contour ou de transition peut être défini comme un point au voisinage duquel la fonction image du niveau de gris présente une variation de forte amplitude, si en considère cette fonction comme un signal monodimensionnel, la variation peut être détectée par le maximum d'une dérivé première ou bien par le passage au zéro de la dérivé seconde d'où l'intérêt de la différenciation qui calcule les dérivées nécessaires pour mettre en évidence les contours. Un opérateur de différenciation est caractérisé par [18][15] :

- L'ordre : il est défini par l'ordre des dérivées partielles qui sont utilisées et la manière dont elles sont combinées.
- L'invariance ou la variance par rotation
- Directionnel ou non directionnel : un opérateur de différentiation est directionnel s'il inclut dans sa définition l'orientation du contour, si non il non directionnel.
- Linéaire ou non linéaire : un opérateur ∂ est dite linéaire si et seulement si pour tout scalaire positif α et β et pour toute fonction $f(x)$ et $f(y)$, on a :

$$\partial (\alpha f(x) + \beta f(y)) = \alpha \partial (f(x)) + \beta \partial (f(y)) \quad (2.1)$$

Les opérateurs de différentiation les plus utilisés en détection de contours sont :

- Opérateur de premier ordre.
- Opérateur de second ordre.

1.4 Filtrage linéaire d'une image

Le filtrage linéaire d'une image consiste à convoluer sa fonction d'intensité $I(x, y)$ avec une fonction $h(x, y)$ appelée réponse impulsionnelle du filtre.

$$I'(x, y) = h(x, y) * I(x, y),$$

$$I'(x, y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} h(u, v) I(x-u, y-v) du dv \quad (2.2)$$

$$I'(x, y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} h(x-u, x-v) I(u, v) du dv$$

Dans le cas discret on a :

$$I'(x, y) = \sum_{u=-H/2}^{+H/2} \sum_{v=-H/2}^{+H/2} h(u, v) I(x-u, y-v) \quad (2.3)$$

Où H correspond à la dimension du masque de filtrage.

1.5 Filtre séparable

Un filtre à réponse impulsionnelle $h(x, y)$ séparable selon x et y est un filtre pour lequel :

$$h(x, y) = h_x(x) \cdot h_y(y) \quad (2.4)$$

Ce qui se traduit pour l'image filtrée par :

$$\begin{aligned} I'(x, y) &= h(x, y) * I(x, y), \\ I'(x, y) &= h_y(y) * (h_x(x) * I(x, y)) \end{aligned} \quad (2.5)$$

et pour les dérivées par :

$$\begin{aligned} \frac{\partial I'(x, y)}{\partial x} &= I(x, y) * \left(\frac{\partial h_x(x)}{\partial x} h_y(y) \right), \\ \frac{\partial I'(x, y)}{\partial y} &= I(x, y) * \left(h_x(x) \frac{\partial h_y(y)}{\partial y} \right), \\ \Delta I'(x, y) &= I(x, y) * (\Delta h_x(x) h_y(y) + h_x(x) \Delta h_y(y)) \end{aligned} \quad (2.6)$$

Les principaux intérêts des filtres séparables sont :

- Ramener le problème du filtrage d'un signal bidimensionnel à celui du filtrage d'un signal monodimensionnel.
- Réduire le temps de calcul.
- Possibilité d'implanter récursivement le filtre.

1.6. Conventions

Dans le cas discret l'axe horizontal exprime les i et l'axe verticale exprime les j

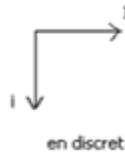


Fig.2.4 : Conventions [10]

2 Approche dérivée première [1] [5] [10] [11]

2.1 Opérateur gradient

Cet opérateur permet de caractériser et de repérer les zones de variation de niveaux de gris.

La détection de contours revient à déterminer *les extréma locaux dans la direction du gradient*.

L'avantage est que cette méthode est relativement peu bruitée (il est reconnu que l'opération de dérivation est bruitée parce qu'elle amplifie les variations brusques)

2.2 Gradient d'une image

Le gradient d'une image est le vecteur $\nabla I(x, y)$ définie par :

$$\nabla I(x, y) = \left(\frac{\partial I(x, y)}{\partial x}, \frac{\partial I(x, y)}{\partial y} \right)^t \quad (2.7)$$

Il est donc caractérisé par un module m , et une direction ϕ dans l'image

$$m = \sqrt{\left(\frac{\partial I(x, y)}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial I(x, y)}{\partial y} \right)^2} \quad (2.8)$$
$$\phi = \arctan\left(\frac{\partial I(x, y)}{\partial y} / \frac{\partial I(x, y)}{\partial x} \right)$$

2.3 Gradient d'une image filtrée

Le gradient d'une image filtrée

$$\nabla I'(x, y) = \nabla(I(x, y) * h(x, y)) = \nabla I(x, y) * h(x, y) = I(x, y) * \nabla h(x, y) \quad (2.9)$$

2.4 Approximation par différences finies

En développant au premier ordre, avec une approximation, la dérivée $f'(x)$ peut s'exprimer par :

$$f'(x) = \frac{1}{2} [f(x+1) - f(x-1)] \quad (2.10)$$

Les dérivées peuvent être alors calculées par convolution de l'image avec un masque de différences

Pour une image numérique, on peut définir

- une dérivée partielle df/dx suivant les colonnes par le filtre de matrice suivante

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad \text{dérivée horizontale}$$

- une dérivée partielle df/dy suivant les lignes de l'image définie par la matrice

$$\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad \text{dérivée verticale}$$

2.5 Opérateurs

2.5.1 Opérateurs de Roberts (1962)

$$h1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \quad h2 = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix}$$

Cet opérateur présente une forte sensibilité au bruit en raison de la taille des masques (nécessité de faire un préfiltrage).

2.5.2 Masques de Prewitt

$$h1 = 1/3 \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad h2 = 1/3 \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

La convolution de l'image par les masques ci-dessus correspond au calcul des dérivées de l'image préfiltrée par le filtre séparable:

- h1 : dérivation horizontale
- h2 : dérivation verticale

2.5.3 Masques de Sobel (1972)

$$h1 = 1/4 \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad h2 = 1/4 \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

La dérivation accentue le bruit de l'image, c'est-à-dire les pixels de valeur parasite et de répartition aléatoire. Les opérateurs de Sobel, qui effectuent une moyenne locale sur trois pixels en largeur, sont moins sensibles au bruit.

2.5.4 Masques dérivée de Gaussienne

Le filtrage se fait à l'aide d'un masque Gaussien G.

La dérivée en x s'écrit :

$$I_x = \frac{\partial(I * G)}{\partial x} = I * \frac{\partial G}{\partial x} \quad (2.11)$$

On raisonne de la même manière pour le calcul de la dérivée en y.

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.12)$$

soit

$$\frac{\partial G(x, y)}{\partial x} = -\frac{x}{2\pi\sigma^4} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.13)$$

2.6 Calcul de la norme du gradient

Une fois les dérivées en x et en y calculées, il faut calculer la norme du gradient.

De manière générale, son expression est :

$$\|\overline{gradI}\| = \left(|I_x|^N + |I_y|^N \right)^{1/N} \quad (2.14)$$

N=2, il s'agit de la distance euclidienne, mais le temps de calcul est long.

On peut avoir recours aux approximations :

N=1, somme des valeurs absolues, ou N=infini .Ces deux approximations sont utilisables pour réduire le temps de calcul mais amènent à des approximations importantes.

2.7 Détection de contours

Les opérateurs présentés précédemment permettent de calculer la norme du gradient. Pour détecter les contours il faut réaliser un traitement ultérieur.

Ce traitement consiste en un seuillage simple ou par hystérésis. On peut également faire un suivi de contour.

2.7.1. Seuillage simple

Après avoir calculé la norme du gradient il faut la seuiller pour décider si un pixel fait partie ou non d'un contour.

2.7.1.1 Principe

On fixe un seuil s .Si la norme du pixel est supérieure à S alors il s'agit d'un contour.

Cependant un seuil trop bas aboutit à des sur détetections, et un seuil trop élevé implique des contours non fermés.

2.7.2. Seuillage par hystérésis

L'utilisation d'un seuil unique peut mener à de fausses alarmes ou des contours non détectés.

Le seuillage par hystérésis permet d'y remédier.

2.7.2.1 Principe

- On introduit 2 seuils (seuil bas et seuil haut) :
- **Si** norme < Seuil bas, **alors** il ne s'agit pas d'un contour
- **Si** norme > Seuil haut, **alors** il s'agit d'un contour (contour « sur »)
- **Si** Seuil bas < norme < Seuil haut, **alors** il s'agit d'un contour hypothétique.

Les contours hypothétiques sont gardés s'ils sont voisins à des contours « surs ». Il s'agit d'une recherche d'adjacence à partir des points extrémités des contours surs. Cette recherche peut se faire soit par suivi soit par étiquetage des voisins connexes.

2.7.3 Suivi de contour, lignes de crêtes

Le seuillage par hystérésis n'élimine pas le problème des contours épais lorsqu'un fort lissage a été effectué. On peut y remédier par la recherche de lignes de crêtes ; un contour est gardé s'il est supérieur à un seuil et maximum local. On aboutit alors à des contours plus fins.

2.7.4. Extraction des maxima locaux

Le principe est de comparer le point G contour en un point M avec les gradients G1 et G2 pris dans la direction du gradient. Si $G > G1$ et $G > G2$ alors M est un maximum local.

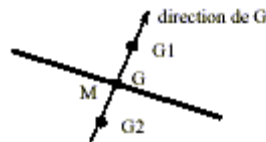


Fig.2.5 : Extraction des maxima locaux [11].

3 Approche dérivative du second ordre [1][5] [10] [11]

3.1 Laplacien d'une image

Dans ce cas la détection de contours revient à déterminer les *passages par zéro* du Laplacien.

Le Laplacien d'une image d'intensité $I(x, y)$ est donné par :

$$\nabla^2 I(x, y) = \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial y^2} \quad (2.16)$$

L'opérateur Laplacien donne une approximation directe de la somme des dérivées secondes

Il est invariant aux rotations de l'image.

Cependant, la sensibilité au bruit est accrue par rapport au gradient.

3.2 Laplacien d'une image filtrée

Le Laplacien d'une image filtrée

$$\Delta I'(x, y) = \Delta I(x, y) * h(x, y) = I(x, y) * \Delta h(x, y) \quad (2.17)$$

3.3 Différences finies

L'estimation du Laplacien d'une image se fait de la même manière par convolution de l'image avec un masque. Le Laplacien est approximé par différences finies :

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial x^2} &= f''(x, y) = f'(x+1, y) - f'(x, y) = [f(x+1, y) - f(x, y)] - [f(x, y) - f(x-1, y)] \\ &= f(x+1, y) - 2f(x, y) + f(x-1, y) \end{aligned} \quad (2.18)$$

On raisonne de la même manière pour le calcul de Laplacien en y.

Donc les masques d'approximation du Laplacien

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & -2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & -2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

3.4 Détection des points contours

Les points de contour sont caractérisés par des passages par zéro du laplacien. La détection de ces points s'effectue en deux étapes :

1. Détection des passages par zéros. Les pixels pour lesquels le laplacien change de signe sont sélectionnés.
2. Seuillage des passages par zéros de fortes amplitudes (par hystérésis par exemple).

CONCLUSION

La détection de contour n'est pas un objectif en soi, elle est la première étape dans un système de vision. Elle a comme objectif de localiser des contours saillants et de séparer les composants de l'image en sous-régions qui pourraient correspondre aux objets physique de la scène.

La qualité des résultats et le temps de traitement de cette localisation dépendent de type de détecteur utilisé.

Les opérateurs cités vont être implémentés, ceci fera l'objet du prochain chapitre

CHAPITRE 3

IMPLEMENTATION & REALISATION

INTRODUCTION

Au sein de ce chapitre, nous allons aborder les grandes lignes directrices, qui visent à réaliser l'objectif voulu de ce thème (détection de contour et étude comparative entre les détecteurs de contours), et constituant les briques de notre logiciel tel que le choix du langage de programmation et ainsi que les résultats obtenus après chaque traitement voulu.

2 Réalisation d'une interface graphique sous la boîte à outil GUIDE de MATLAB :

2.1 Pourquoi on-a choisi MATLAB ?

MATLAB permet le travail interactif soit en mode commande, soit en mode programmation, tout en ayant toujours la possibilité de faire des visualisations graphiques. Il possède les particularités suivantes :

- Puissance de calcul
- la continuité parmi les valeurs entières, réelles et complexes
- l'étendue de gamme des nombres et leurs précisions
- la compréhension de la bibliothèque mathématique
- l'inclusion des fonctions d'interface graphique et des utilitaires dans l'outil graphique
- La possibilité de liaison avec les autres langages classiques de programmations

Pour l'interface graphique, des représentations scientifiques et même artistique des objets peuvent être créés sur l'écran en utilisant les expressions mathématiques ou bien directement en utilisant un outil graphique. En effet, pour la conception de notre simulateur nous avons choisi la boîte à outil guide sous MATLAB.

2.2 Présentation de la boîte à outil GUIDE :

GUIDE ou Graphical User Interface Development Environment est un outil graphique sous MATLAB qui fournit un ensemble d'outils pour créer des interfaces graphiques de façon intuitive. L'utilisateur dispose de plusieurs outils graphiques prédéfinis comme les

boutons, les menus... qui lui permettent de créer une interface graphique qui communique avec un programme informatique.

2.3 Conception du logiciel

Le but de notre projet étant l'implémentation des algorithmes de détection de contours et de comparer les différents résultats obtenues par l'application des différents détecteurs. Notre application se trouve doté des fonctionnalités suivantes :

- le logiciel est une application pouvant ouvrir plusieurs documents (image) et effectuer différent traitements sur différents images.
- Il est muni d'un menu dynamique qui évolue en fonction de l'avancement de l'exécution.
- Lecture et affichage des images bitmaps en niveaux de gris
- Comparaison statistique et visuel entre différents images.
- Application des différents types de détecteurs de contours.

Remarque :

Nous avons donc créé nos propres fonctions qui se trouvent dans l'annexe 3.

3 Présentation du logiciel

Notre application contient différents menu que l'on va essayer de décrire les principaux dans ce qui suit.

Menu fichier

Contient les applications les plus couramment utilisées :

Ouvrir : pour l'ouverture d'un fichier image.

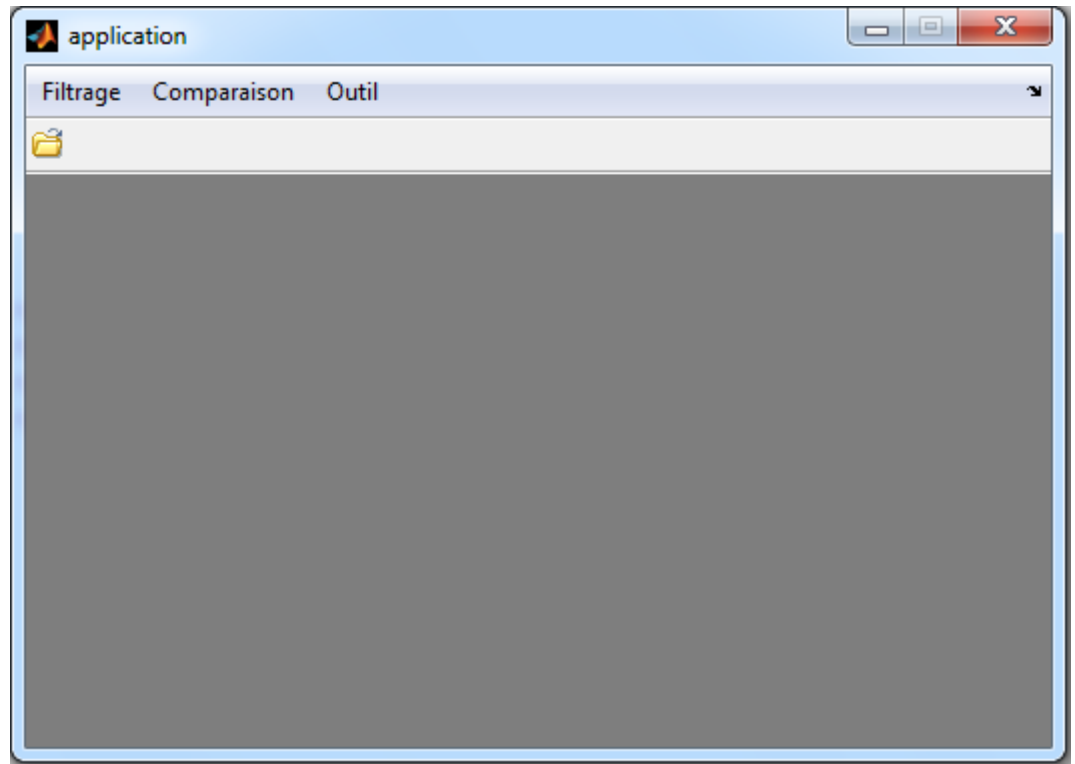


Fig.3.1 : menu fichier

Menu comparaison

Il a comme objectif de faire une comparaison entre une image contour détectée par deux opérateurs différents. Cette comparaison est faite de deux manières :

Statistique : donne les statistiques équivalentes aux deux images contours.

Visuelle : permet de faire une comparaison visuelle en utilisant l'image différence.

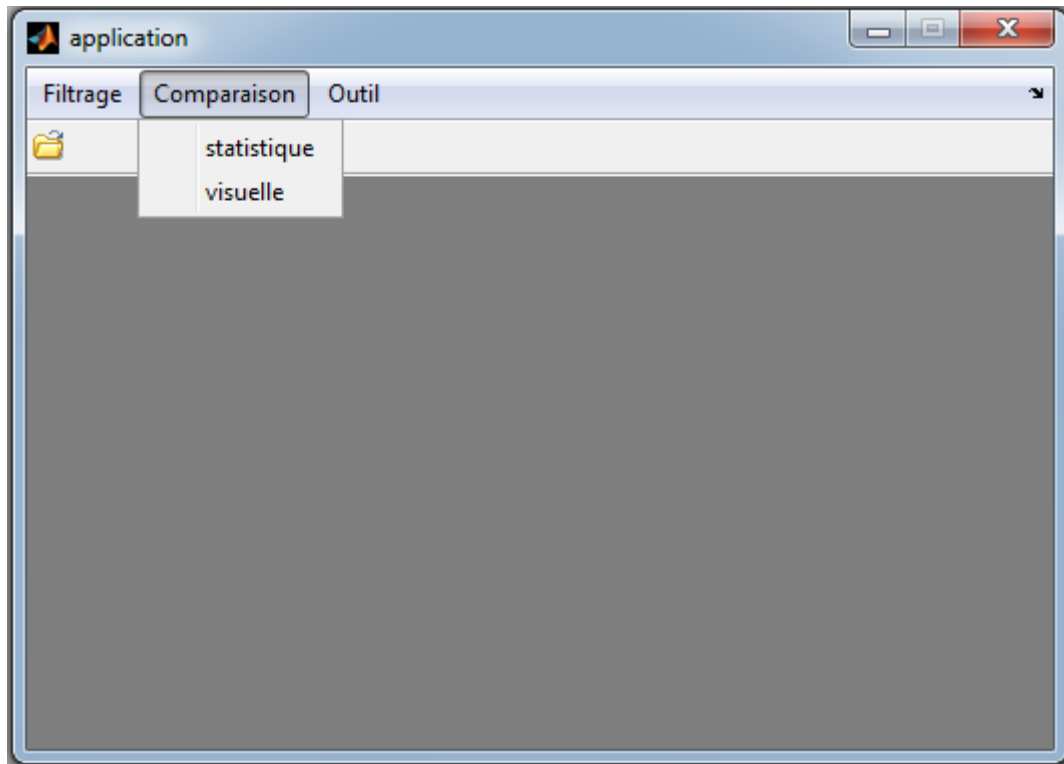


Fig.3.2 : menu comparaison

Menu filtrage :

Il contient les différents détecteurs de contours (convolutionnelle, morphologiques ...etc.), ainsi que les transformations visant à améliorer la qualité des images (lissage).

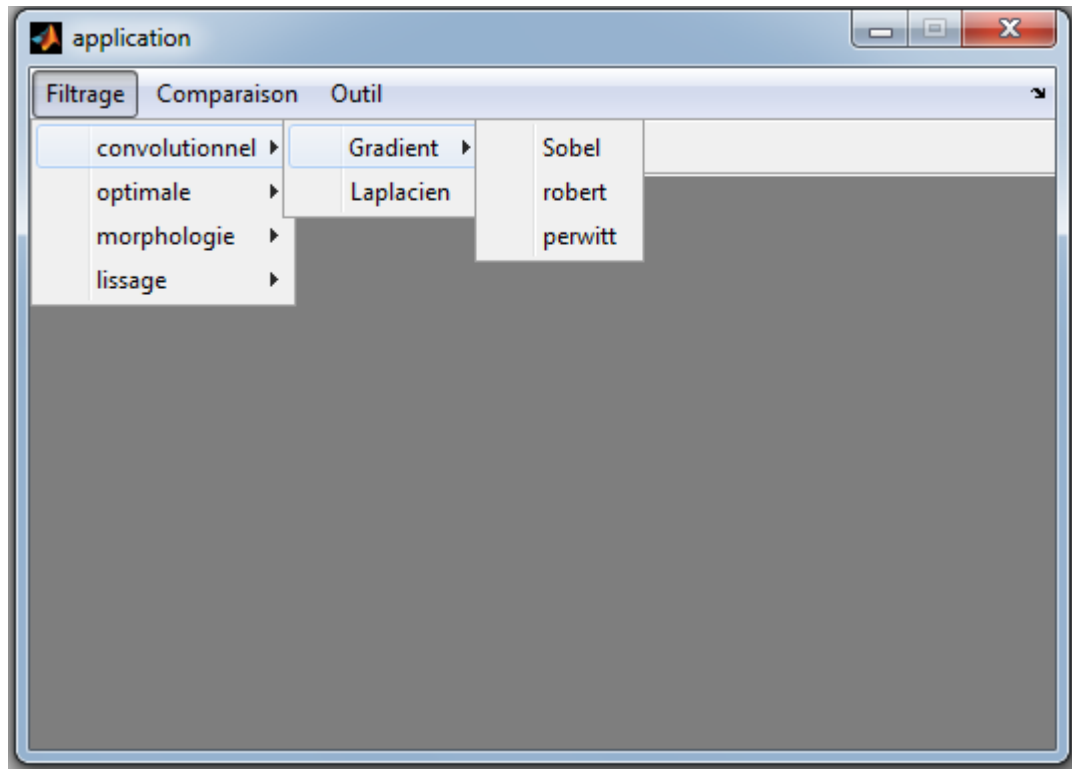


Fig.3.3 : menu filtrage

Menu outil :

Ce menu permet de connaître les caractéristiques statistiques des images (la moyenne, l'écart type, ...etc.) et son histogramme .

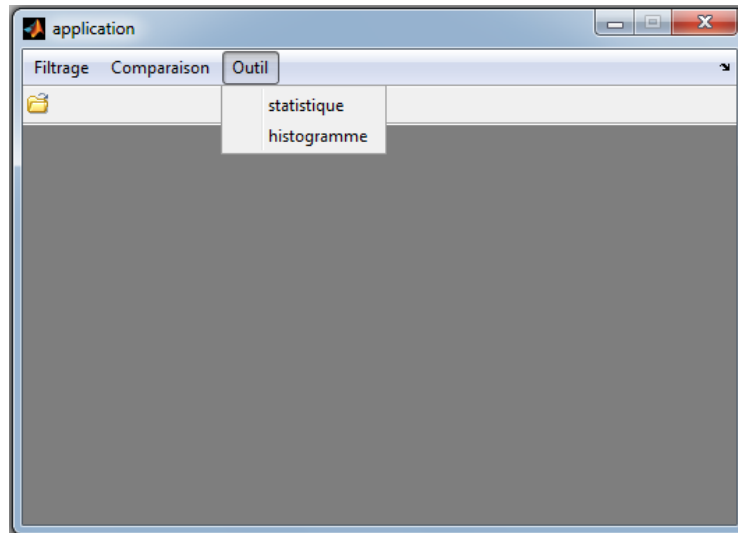


Fig.3.4 : menu outil

CONCLUSION

Dans ce chapitre nous avons présenté les différents menus créés afin de pouvoir opérer la détection de contours. Il s'agit d'un ensemble d'outils qui nous permettent d'opérer des traitements sur l'image.

L'étude comparative constitue le sujet principal de ce mémoire si pour quoi nous lui consacrons le chapitre suivant.

CHAPITRE 4

PERFORMANCES & COMPARAISON

INTRODUCTION

Le problème d'évaluation des performances d'un détecteur de contours est très peu abordé dans la littérature, malgré l'importance capitale qu'il représente. A notre avis, les méthodes d'évaluation doivent être développées avec le même intérêt que les méthodes de lissage et de différentiation. D'une façon générale, l'évaluation des résultats d'un détecteur de contours doit permettre de mettre en évidence ses failles et de qualifier ses performances. En effet, l'évaluation de la qualité d'un détecteur de contours permet d'une de comparer un détecteur donné D'une part, et d'une autre part d'étudier le comportement d'un détecteur donné sous des conditions différentes et avec des paramètres différents. A notre connaissance, il n'existe pas de méthode standard d'évaluation objective et précise des performances d'un détecteur de contours.

Une évaluation correcte d'un algorithme de détection de contours est difficile dans le sens où elle dépend de plusieurs facteurs doit tenir compte du contexte dans lequel s'exécute le détecteur et de son utilisation ultérieure, et nécessite donc la prise en considération des problèmes que l'on peut regrouper en cinq classes :

- problèmes liés au détecteur (à l'algorithme lui-même).
- Problèmes liés à la définition du contour.
- Problèmes liés au type d'images utilisé pour mesurer les performances de l'algorithme de détection.
- Problèmes liés aux paramètres utilisés dans l'évaluation des détecteurs de contours.
- Problèmes liés à la technique utilisée dans l'évaluation.

1 ATTRIBUT INFLUANT SUR LE CHOIX D'UN DETECTEUR DE CONTOURS

L'analyse de l'image originale a pour objectif l'extraction des attributs pertinents du contour recherché. On peut les englober dans trois grandes classes :

1.1 Attributs de contours

Les principales caractéristiques des contours sont :

- **Nature du contour** : Attributs relatifs à la nature de la courbe support du contour recherché : rectiligne, fermée, lisse, rectiligne fermée, rectiligne ouverte, ...etc.
- **Orientation du contour** : Dans le cas où l'estimation du module et de l'orientation du contour ne dépend pas du sens de celui-ci, le détecteur est dit *invariant par rotation* et vice versa.
- **La netteté du contour** : c'est-à-dire la structure de l'intensité de l'image dans le voisinage du contour.
- **Le type** : marche, ligne, crête, jonction, ...etc.
- **Contexte d'utilisation** : Ce sont les attributs concernant le contexte d'utilisation de l'image de contour, c'est-à-dire ceux qui sont définis par l'utilisateur et qui sont caractérisés par des contours efficacement détectés, des contours correctement localisés ou un compromis entre les deux.

1.2 Les attributs et propriétés d'un détecteur

Les principales caractéristiques qui peuvent influencer sur un détecteur de contour sont :

- **Les paramètres d'échelle**: prends des valeurs dans un intervalle infini. Pour cela, on doit le discrétiser.
- **Les propriétés mathématiques** : le gradient, Laplacien
- **Les propriétés algorithmiques** : complexité algorithmique
- **Temps d'exécution**

1.3 Le bruit

La présence de bruit dans une image est due à deux phénomènes :

- souvent les variations engendrées par les petites irrégularités contenues dans la surfaces des objets de la scène [14] .

- il peut être engendré par les dispositifs d'acquisition de l'image. Sous certaines hypothèses, ce type de bruit peut être mesuré et éliminé.

Il existe plusieurs approches pour mesurer le bruit dans un signal, par exemple : le filtre de Wiener, l'algorithme de Canny pour l'estimation du bruit dans un signal 1D [8]...etc.

2 Critères de performances

Les performances d'un détecteur se caractérisent essentiellement par :

- **Détection** : l'opérateur doit donner une réponse au voisinage d'un contour 1
- **Localisation** : le contour doit être localisé avec précision.
- **Réponse unique** : Il doit provoquer une seule réponse de l'opérateur d'extraction [8]

Cependant, la non détection des vrais points de contour, l'étiquetage erroné de faux points et la mauvaise estimation dans la position du point sont des problèmes généralement présents dans tout les détecteurs à des degrés différent. Dans ce sens, plusieurs recherches sont entamées afin de définir des critères et des méthodes d'évaluation et de chercher à définir une relation entre les propriétés mathématiques et algorithmiques d'un détecteur, ainsi que les caractéristiques du contour et les performances de ce détecteur.

En peut citer quelques types de mesures distinctes caractérisant les performances d'un détecteur de contours :

- **Erreur d'omission** : Elle pénalise un détecteur qui oublie de marquer les vrais points des contours. Le nombre de points oubliés est calculé par la différence entre le nombre de points attendus et le nombre de vrais points détectés.
- **Erreur de sensibilité** : Cette mesure pénalise un détecteur sensible au bruit contenu dans l'image.
- **La localisation** : Elle est définit par la distance moyenne entre les vrais points de contours et le contour attendu, c'est à dire le déplacement moyen par pixel
- **Le rapport signal sur bruit RSB** : Pour avoir une bonne détection, il faut maximiser le rapport RSB [8]

$$RSB = \frac{A}{\eta_0} \frac{\int_{-\infty}^0 f(x)dx}{\left(\int_{-\infty}^{+\infty} f^2(x)dx \right)^{\frac{1}{2}}} \quad (4.1)$$

$$\text{On pose } \sigma = \frac{\int_{-\infty}^0 f(x)dx}{\left(\int_{-\infty}^{+\infty} f^2(x)dx \right)^{\frac{1}{2}}} \quad (4.2)$$

On obtient :

$$RSB = \frac{A}{\eta_0} \sigma \quad (4.3)$$

3 METHODE D'EVALUATION DE DETECTEURS DE CONTOURS

On distingue deux grandes approches d'évaluation de détecteurs de contours : l'évaluation subjective et l'évaluation objective.

3.1 Evaluation subjective

Elle consiste à présenter les résultats d'un détecteur de contours à un être humain. Celui-ci porte un jugement sur le détecteur à travers ses résultats. Cette méthode est la plus répandue. Elle a l'avantage d'être simple. Cependant, elle pose certains problèmes :

Une évaluation correcte nécessite la présence de critères et d'une référence. Les critères et la référence utilisés par un être humain sont mal connus et dépendent de son expérience dans le domaine.

On ne vérifie pas si le détecteur est conforme à ses caractéristiques initiales, mais plutôt si le détecteur fournit des contours qui répondent à nos besoins.

L'évaluation subjective s'appuie essentiellement sur la visualisation de l'image de contours. Seul la position, et éventuellement la force des points de contours sont visibles.

L'évaluation ne tient donc pas compte de toutes les informations sur les contours. L'évaluation subjective est donc vague et peu précise. Par conséquent, Elle ne peut être utilisée pour mesurer les performances d'un détecteur, mais seulement pour détecter ses failles.

3.2 Evaluation objective

On distingue deux méthodes différentes [16][17][15][22] :

La première méthode a pour objectif l'évaluation quantitative qui ne concerne que l'étape de lissage d'un détecteur de contours. Elle consiste à mesurer dans une image lissée compromis entre la préservation des contours et la quantité de bruit estimée.

La seconde méthode consiste à évaluer les performances d'un détecteur contours à partir de ses résultats. il s'agit de proposer des critères de performance pour décrire les qualités requises d'un détecteur de contours.

Une nouvelle approche d'évaluation de détecteur de contours fait l'objet de nombreuses recherches récentes en tentant de combiner l'évaluation subjective d'une part et l'évaluation objective d'autre part [22][23].

3.3 Travaux antérieurs

Les méthodes d'évaluation d'un détecteur de contours qui existent dans la littérature peuvent être classées en quatre grandes catégories :

- Méthode d'évaluation humaine.
- Méthode d'évaluation théorique
- Méthode d'évaluation sans contour exemple « Without Ground-Truth ».
- Méthode d'évaluation basées sur un contour exemple « Using Gound-Truth »

3.3.1 Evolution théorique

Cette méthode présente les limitations suivantes :

- Le modèle mathématique utilisé pour caractériser le signal d'entrée et le bruit est très simple.

- C'est une technique qui s'est avérée difficile à appliquer dans l'évaluation des performances des algorithmes récents qui sont de plus en plus complexes. On retiendra deux méthodes, celle Pratt et Abdou [14] d'une part, et celles de Fram et Deutch [20] et Ramech et Haralick [21] d'autre part.

3.3.1.1 Le critère de Pratt

Pratt [14] distingue trois types d'erreurs résultant de l'application d'un algorithme de détection de contours : les non-détections qui créent des trous dans les contours, les fausses alarmes, dues au bruit et les détections déclarées qui translatent le contour détecté par rapport au contour réel. Pour pénaliser ces différents types d'erreurs, Pratt propose le critère suivant :

$$F = \frac{1}{\max(N_c, N_a)} \sum_{i=1}^{N_a} \frac{1}{1 + \alpha d_1^2} \quad (4.4)$$

Où

N_c le nombre d'éléments de contours effectivement présents dans l'image, N_a le nombre d'alarmes déclenchés, c'est à dire le nombre d'élément de contours détectés, d_1 est la distance entre l'alarme et l'élément de contour réel, et où la sommation porte sur toutes les alarmes, α est un coefficient pris égal à 1/9.

Ce critère pénalise ainsi d'une part les contours épais et les contours avec trous et, D'autre part les contours décalés. Or, il est plus raisonnable de moins pénaliser les contours épais que les contours décalés. En outre, on peut critiquer le critère de Pratt dans le sens où il réduit à un seul paramètre toute l'information sur la qualité de la détection de contours dans une image.

3.3.1.2 Evaluation quantitative de Fram et Deutsch

Fram et Deutsch [20] utilisent deux critères, l'un P_1 tenant compte de la robustesse du détecteur de contours en présence de bruit, et l'autre P_2 caractérisant la réparation, le du

contour, des alarmes déclenchées. Ces deux paramètres sont estimés par des fréquences et utilisés pour l'évaluation des méthodes de détection de contours appliquées à des images test simple (deux zones séparées par un contour rectiligne), et en particulier pour l'étude de leur sensibilités à l'orientation du contour.

Les images test utilisé par Fram et Deutsch sont d'une part des mires artificielles présentant des contours de diverses orientations, et d'autre part des photographies prises de satellites. Fram et Deutsch comparent leur méthode à des tests psychovisuels en présentant à un certain nombre d'observateurs une succession de mires artificielles différentes quant à l'orientation du contour et au rapport signal/bruit, et évaluent le pourcentage de contours correctement décelés par ces observateurs.

3.3.2 Evaluation humain

C'est une technique qui relève du domaine de la psychologie. Elle fait appel au jugement humain pour évaluer les performances d'un détecteur de contours. Plus précisément, l'évaluation humaine consiste à présenter une série d'images contours à un ensemble d'individus qui auront pour tâche d'accorder à chaque image contours un score de réussite bien définie. Or, si cette méthode possède l'avantage d'être facile à mettre en pratique, présente par contre l'inconvénient de dépendre de jugement de l'œil humain on retiendra une méthode très récente proposé par Heath et al. [17]

3.3.2.1 Méthode de Heath et al

L'originalité de ce travail réside dans l'utilisation d'un système visuel humain et d'un grand nombre d'images réelles de scènes complexes dans l'évaluation des performances des détecteurs de contours. En effet, Heath et al. [17] choisissent 28 images à niveau de gris variées (naturelles, de synthèses, texturées, non texturées, etc.) et utilisent cinq détecteurs (Canny, Nalwa, Bergholm, Rothwel et Iverson) qui diffèrent par leurs propriétés mathématiques et algorithmique. Le système visuel humain est représenté par un échantillon de neuf étudiants du département de « Computer science & engineering » de l'université de la Floride du sud (Etat Unis) qui se sont portés volontaires. Chaque étudiant dispose de deux heures au maximum pour évaluer les images contours d'un détecteur. L'opération est répétée

toute les deux ou trois semaines pour un nouveau détecteur .En appliquant des méthodes d'analyse statistiques Heath et Al [17] arrivent aux résultats suivants :

- Il existe une interaction solide entre les performances d'un algorithme de détection de contours et le type de l'image utilisée.
- Les résultats sont nettement meilleurs lorsque les paramètres du détecteur sont adaptés à chaque type d'image et que lorsque ces paramètres sont fixés à priori.
- En effet, dans le cas où les paramètres sont fixés, les performances de {Canny,Nalwa} sont inférieures aux performances de { rothwill, bergholm, iverson } . Tandis que dans le cas où les paramètres sont adaptés à chaque type d'image, les performances de { rothwill, bergholm, iverson } sont inférieures aux performances {Canny,Nalwa}

3.3.3 Evaluation sans contour exemple “without ground -truth”

Cette classe de méthode tente de mesurer la robustesse d'un détecteur de contours sans utiliser la grille de contours de l'image originale (ground-truth) ces méthodes représentent l'inconvénient, d'une part d'être incapables de mesurer les déplacements des contours de leurs vraies positions et d'autres part de ne pas tenir compte de toutes les informations contours. parmi les méthodes les plus connus : Kitchen et Rosenfeld , celle de Venkatesh et Kitchen et celle de Palmer et Al.

3.3.4 Evaluation avec contour exemple

C'est une technique hybride dans le sens où elle combine l'évaluation subjective et l'évaluation objective. L'idée de base est de mesurer la différence entre les contours détectés et le contour exemple. Ce type d'évaluation présente l'inconvénient de dépendre des contours exemple et ainsi ne peuvent être appliquée que sur soit des images de synthèse soit encore sur des images simple dont le contour exemple est facile à extraire. Parmi les méthodes les plus connus on a : celle de Dougherty et Bowyer et les des méthodes de Nguyen et Ziou.

4 Principe de sélection d'un contour

Un détecteur de contour est traditionnellement représenté par une fonctionnelle :

$$f(I(x, y), p1, p2, \dots, pn) \quad (4.5)$$

Où : $I(x, y)$: l'image à traiter, $p1, p2, \dots, pn$: sont les paramètres du détecteur

De ce qui a précédé on déduit qu'il faut choisir les détecteurs les plus appropriés ainsi que leur paramètres pour mettre en évidence un contour recherché, d'où avec ce couple on peut extraire deux type d'informations qui nous aide à sélectionner le bon détecteur :

4.1 Information portant sur le détecteur

- Performance du détecteur
- Leurs propriétés mathématiques
- Leurs propriétés algorithmiques
- Leurs objectifs.

Cette première information nous aide a savoir où le détecteur pourra être utilisé avec succès.

4.2 Information portant sur le contour :

- Son type
- Son profil

Cette deuxième information pour le choix du détecteur adéquat de ces deux informations on peut définir des règles de sélection d'un bon détecteur de contour en assurant un compromis entre :

- algorithme de détection de contour
- les paramètres
- une précondition limitant les domaines d'application du détecteur
- les paramètres d'échelle [19]

5 Comparaison

Dans cette section on va comparer les résultats obtenus par les différents détecteurs de contours. Cette comparaison est effectuée via deux méthodes :

- Statistique.
- Visuelle.

5.1 Comparaison statistique :

Cette méthode consiste à comparer deux images numériquement (I1 et I2).

Elle est basée sur la comparaison de taux de corrélation entre les différentes couples (I1 (image originale), I2 (image traitée))

Le taux de corrélation nous informe sur le taux de ressemblance entre les deux images.

Quand τ est grand ($\rightarrow 1$) il existe une grande ressemblance entre les deux images

τ Est petit ($\rightarrow 0$) les deux images sont hétérogène.

$\tau = 1$ les deux images sont identiques.

$$\tau = \frac{1}{nm} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m [I1(i, j) * I2(i, j) - \overline{X1} * \overline{X2}] / V1 * V2 \quad (4.6)$$

X1, X2 sont les moyennes successives de I1 et I2.

V1, V2 sont les variances successives de I1 et I2

5.2 Comparaison visuelle

Son but est d'obtenir une image différence $I_D(x, y)$ des deux images à comparer

$I_1(x, y), I_2(x, y)$ tel que :

$$I_D(x, y) = I_1(x, y) - I_2(x, y) \quad (4.7)$$

- Tant que l'image différence a le noire comme couleur majeur ($I_D(x, y) = 0$)
→ Le taux de ressemblance devient plus grand
- Si $\forall x, y (I_D(x, y) = 0)$, alors les deux images sont identique

6 APPLICATION ET INTERPRETATION

6.1 Filtre morphologie

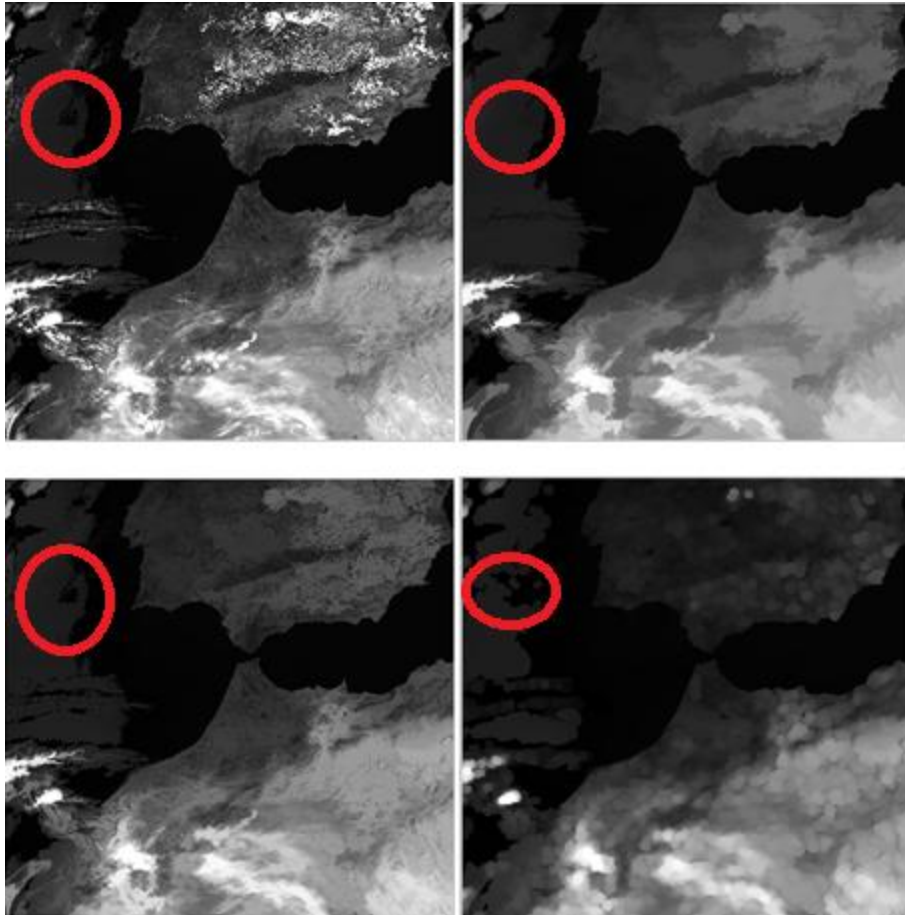


Fig.4.1 : en haut à gauche l'image originale, en haut à droit l'image dilatée, en bas à gauche l'image érodée, en bas à droit l'image en ouverture.

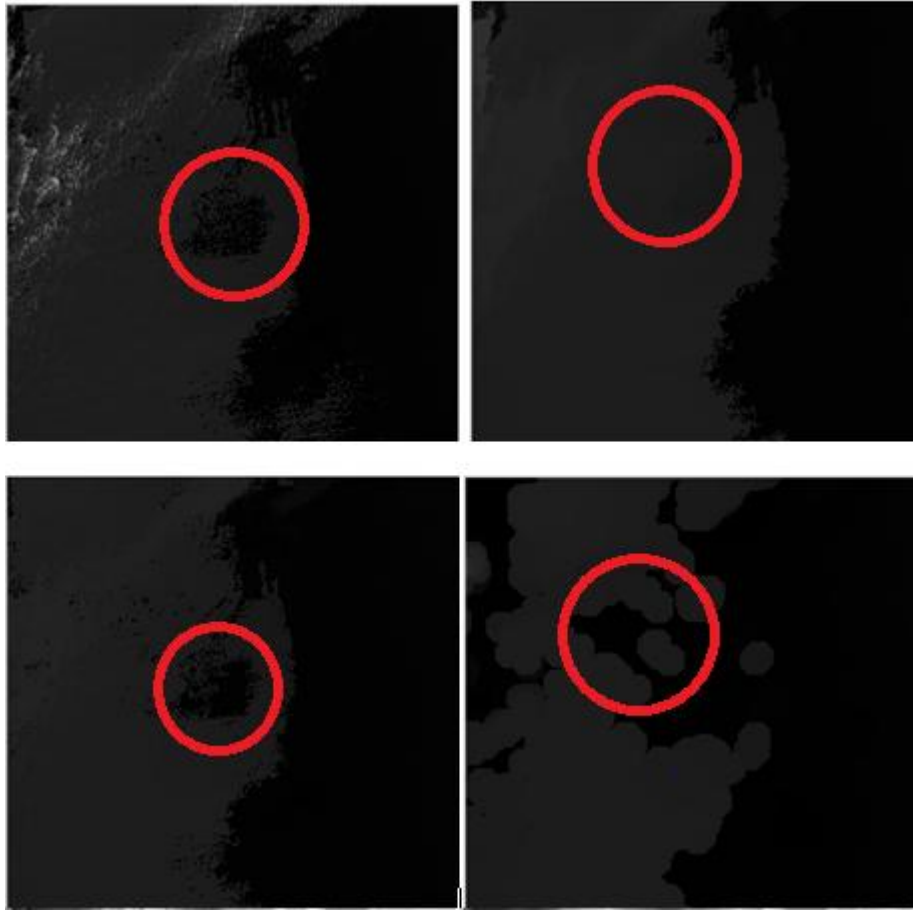


Fig.4.2 : la figure (4.1) zoomée.

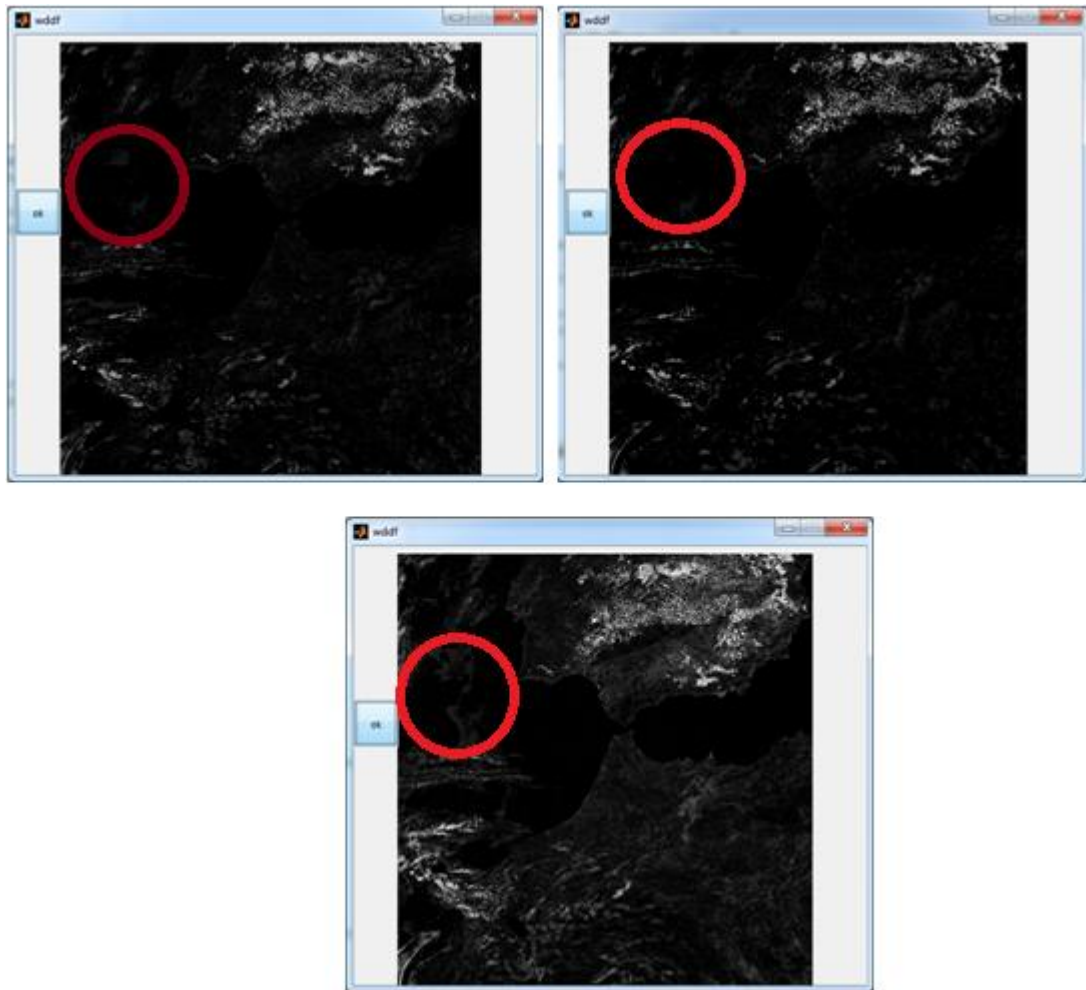


Fig.4.3 : l'image de différence entre l'image originale et l'image dilatée (en haut à gauche), la différence avec l'image érodée (en haut à droite), la différence avec l'image d'ouverture (en bas).

6.1.1 Interprétation

On voit que la dilatation bouche les trous, (figure 4.1. en haut à droit, visible sur l'image différence figure 4.2 en haut à gauche).

Donc une dilatation en niveaux de gris accroît l'intensité lumineuse d'un pixel entouré de voisins plus lumineux La valeur d'un pixel après dilatation est alors définie comme étant la valeur maximale de tous les pixels compris dans le voisinage.

Par contre on voit que l'érosion supprime les fausses alarmes (les pixels isolées, visible sur l'image différence figure 4.2 en haut à droite) figure 4.1 (en bas à gauche).

Une érosion en niveaux de gris réduit donc l'intensité lumineuse des pixels qui sont entourés de voisins de moindre intensité.

Ceci qui implique que la valeur d'un pixel après érosion est définie comme étant la valeur minimale de tous les pixels de son voisinage. Cependant, les deux transformations engendrent un problème de localisation du contour. En effet, l'épaisseur symbolisant le contour se trouve à l'intérieur de l'objet dans le cas de l'érosion, et se trouve à l'extérieur de l'objet dans le cas de la dilatation.

On peut régler ce problème par la combinaison entre les deux transformations (ouverture). Une ouverture en niveau de gris est une érosion suivie d'une dilatation en niveaux de gris. On remarque qu'elle élimine les points clairs isolés et lisse les contours (figure 4.1. en bas à droite). On observe également une segmentation des différentes formes de l'image. Mais même cette transformation engendre un problème d'épaisseur du contour. En effet l'épaisseur symbolisant le contour se trouve bien à cheval mais le trait est deux fois plus épais que pour les détections de contours vues précédemment.

6.2 Lissage

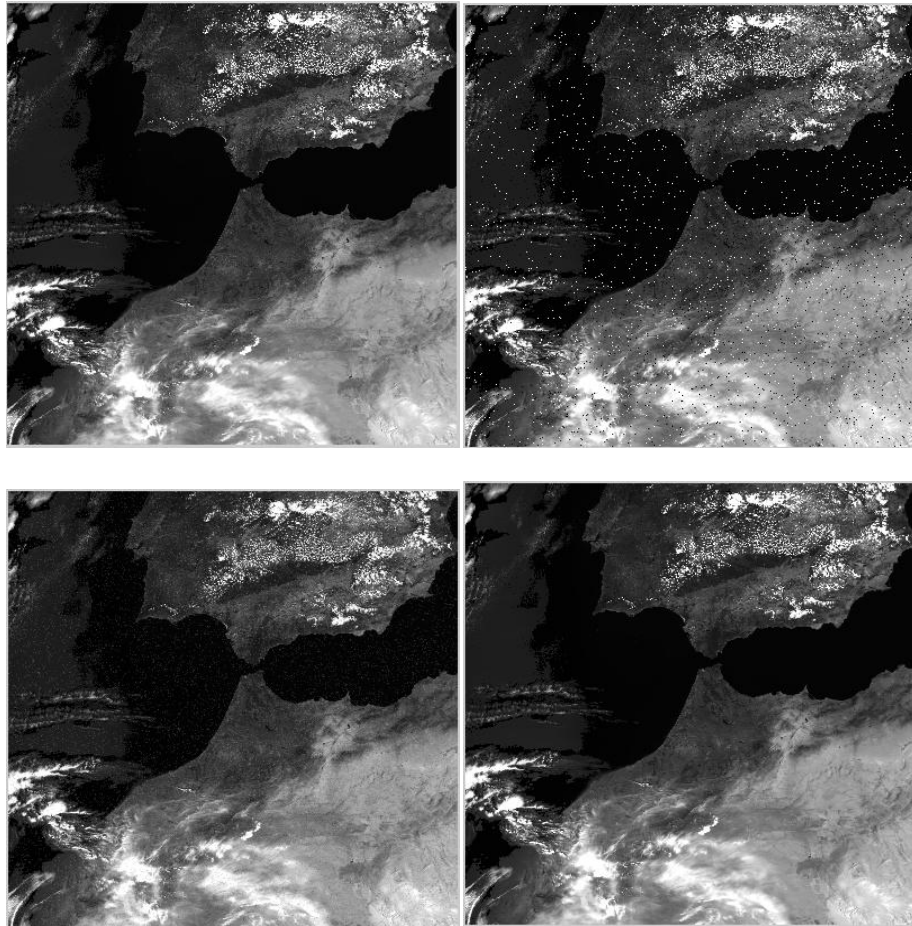


Fig.4.4 : en haut à gauche l'image originale, en haut à droite l'image originale bruitée (bruit de Salt-and-pepper), en bas à gauche filtrage moyen , en bas à droite filtrage median .

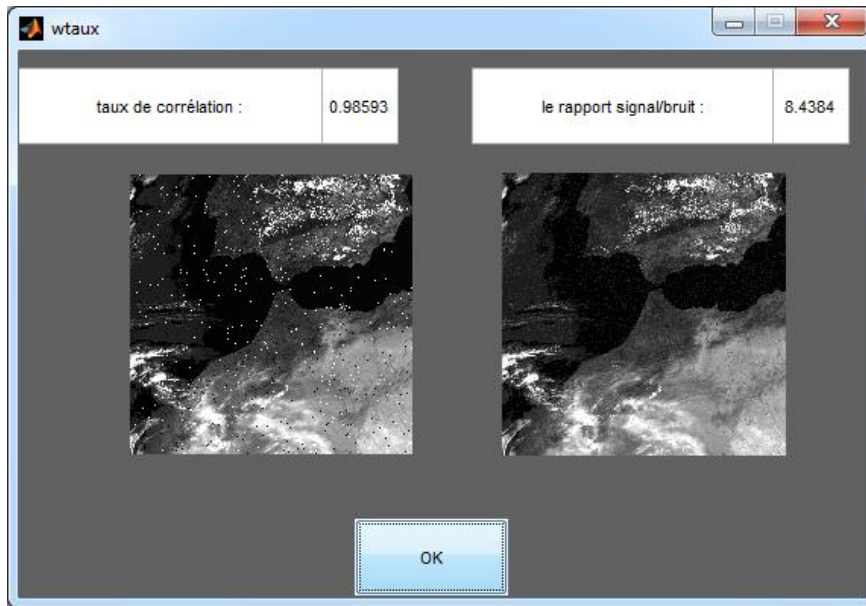


Fig.4.5 : le SNR et le taux de corrélation pour le filtre moyen

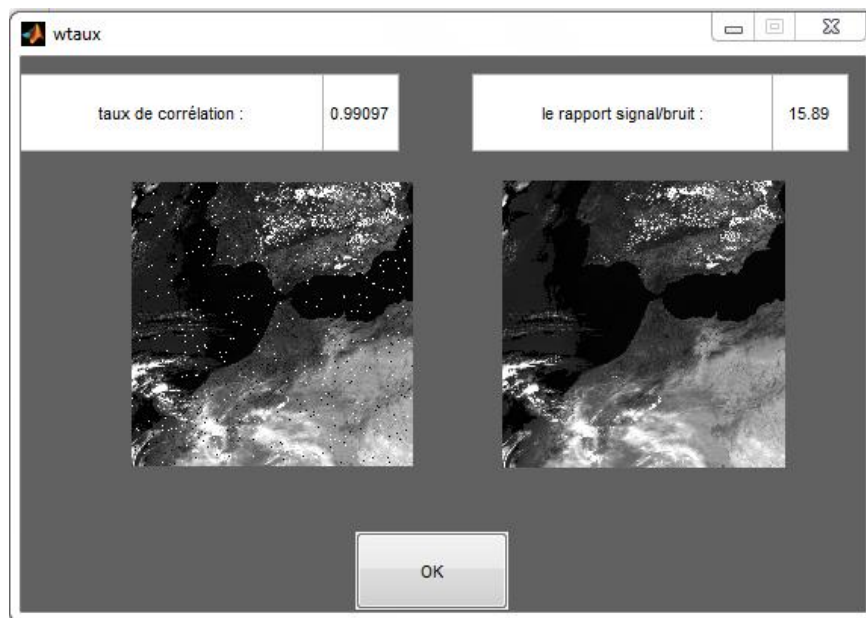


Fig.4.6 : le SNR et le taux de corrélation pour le filtre médian

6.2.1 Interprétation

On remarque que le bruit est faiblement réduit. On distingue encore nettement les grains dans l'image. En effet, le filtre moyen réalise la moyenne pour chaque pixel sur un voisinage (3*3) et le bruit des impulsions (à 0 ou à 255) participe à cette moyenne

Par contre, on remarque que le bruit impulsionnel (Salt-and-Pepper) est visiblement réduit. On peut retourner cette efficacité sur le principe de filtrage. Par exemple, le filtrage médian d'un pixel P, sur un voisinage V(P) de taille (M * N), ordonne les valeurs des pixels de V(P) par ordre croissant, et attribue en sortie la valeur médiane sur ce voisinage au pixel P (opération non-linéaire). Pour cette opération non-linéaire, les impulsions 0 et 225 n'ont pas d'influence sur la valeur médiane.

Mais par rapport à l'image originale, la valeur des niveaux de gris de l'image a changé (on peut le remarquer à travers le fond).

La comparaison statistique confirme ces résultats :

SNR de filtrage médian (15,89) > SNR de filtrage moyen (8,43), ceci explique donc la supériorité de filtre médian par rapport au filtre moyen.

6.3 Détection de contours

Remarque : l'absence d'un modèle de contour original nous mène à choisir une image contour où les contours apparaissent les plus évident. Dans notre cas on a choisis l'image contour résultante du filtre de Sobel.

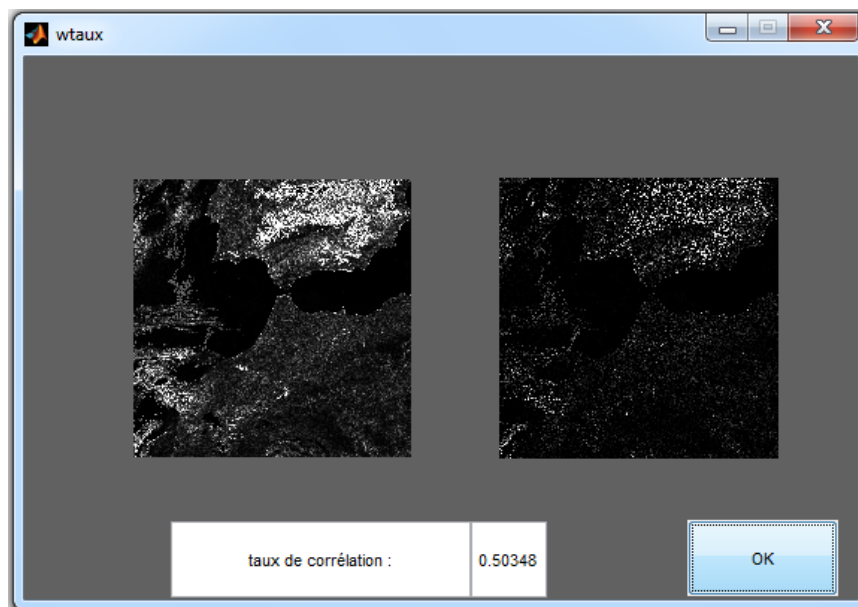


Fig.4.7 : comparaison avec l'image issue de Laplace

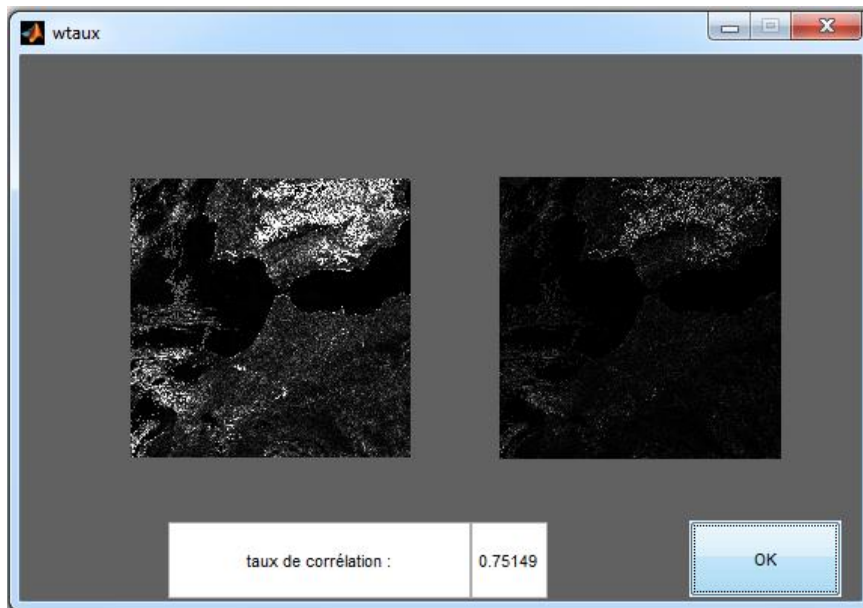


Fig.4.8 : comparaison avec l'image issue de Robert

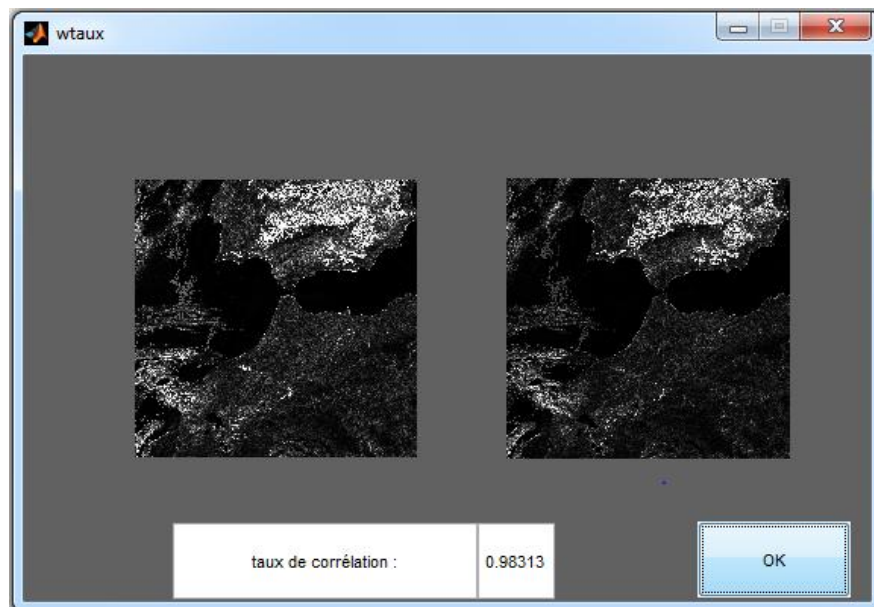
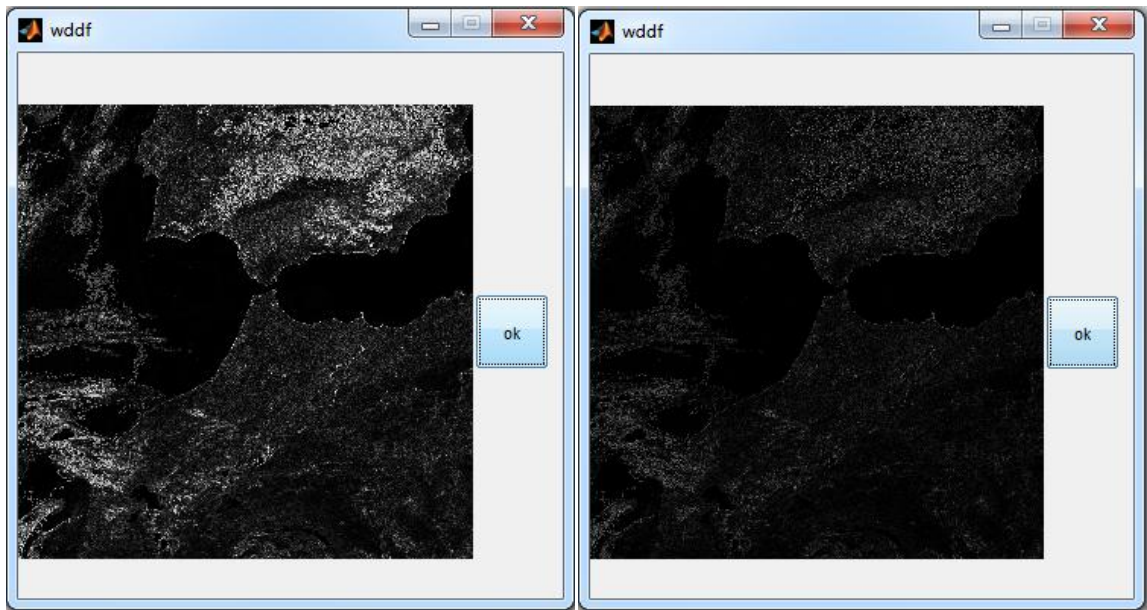


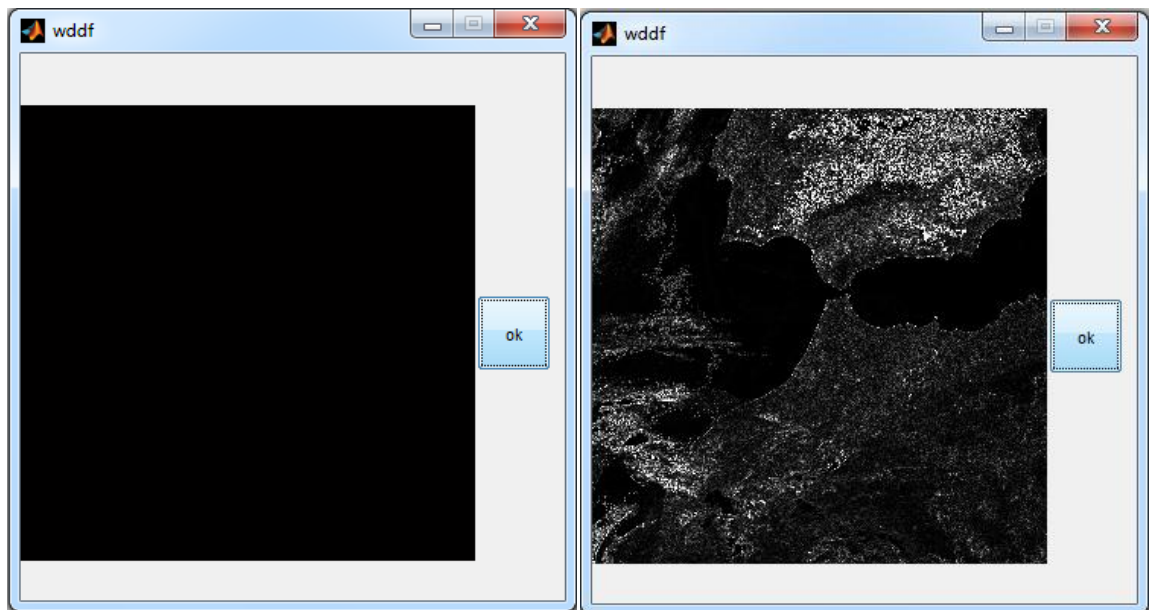
Fig.4.9 : comparaison avec l'image issue de Perwitt

Remarque : l'image avec laquelle on compare est toujours celle issue du filtre de Sobel.



(a)

(b)



(c)

(d)

Fig.4.10 : a) image différence avec l'image contour de Robert b) image différence avec l'image contour de Perwitt c) image différence avec elle-même d) image différence avec l'image contour de Laplace

6.3.1 Interprétation des résultats

Les résultats présentés dans cette section sont des résultats expérimentaux tirés de notre étude et d'autres études auparavant ([15] [19] [14] [16]).

On peut tirer les résultats suivants en utilisant le critère de Pratt [14]:

- Les détecteurs du premier ordre (Sobel, Robert, Perwitt) donnent de bons résultats comparés aux résultats de l'ensemble des détections effectuées.
- On remarque que le détecteur du second ordre (Laplacien) est plus sensible au bruit.
- Les variations du critère F en fonction de l'épaisseur du contour détecté montrent que l'opérateur de Sobel est optimal.
- Les performances en fonction du rapport signal/bruit, calculées pour les détecteurs de Sobel et Perwitt font apparaître la supériorité du détecteur de Sobel.
- Les opérateurs de Perwitt et Sobel sont très nettement supérieurs à celui de Robert.
- L'opérateur de Perwitt est légèrement supérieur à celui de Sobel pour les contours verticaux, cette différence disparaissant pour les contours diagonaux.
- Dans le cas d'un contour de type marche simple, un opérateur gradient fournit des contours de meilleures localisations. Par contre, un Laplacien est mieux adapté du point de vue efficacité.
- Dans le cas d'un contour de type double marche, un opérateur Laplacien fournit des contours de meilleures localisations. Par contre, un gradient est mieux adapté du point de vue efficacité.
- Dans le cas d'un contour de type marche simple, un opérateur gradient fournit peu de réponses multiples. Par contre, dans le cas d'un contour de type marche double, un Laplacien est plus performant du point de vue réponse multiple.

CONCLUSION

À partir de notre étude comparative à la cour de ce chapitre on peut tirer ces résultats

- L'effet de la dilatation est la fusion des formes.
- L'effet de l'érosion est l'amincissement des formes, le gommage des petites formes, la déconnexion des éléments.
- L'ouverture bouche les canaux étroits, fusionne les objets proches les uns des autres et bouche les trous de petite taille.
- Le filtrage médian est plus adapté que le filtrage moyen pour réduire le bruit impulsif.
- D'une manière générale, les opérateurs de taille 3×3 sont très nettement supérieurs à ceux de taille 2×2 , les opérateurs de Sobel et Prewitt sont plus performants que l'opérateur de Robert vis à vis du SNR.
- Lorsque le SNR augmente, l'erreur des réponses multiples diminue pour les trois opérateurs Sobel, Prewitt et Roberts.
- Les performances des trois opérateurs informels se détériorent lorsque le bruit augmente.
- En conclusion, les détecteurs informels se limitent à un opérateur de différenciation. Leurs résultats se détériorent facilement en face du bruit. Tous ces détecteurs sont heuristiques dans la mesure où ils n'utilisent aucun modèle pour représenter le contour. Leurs performances sont analysées sur des bases informelles dans le sens où ils ne prennent pas en compte l'influence du contour sur leurs performances.
- Le gradient est l'opérateur le plus robuste et le moins précis alors que le Laplacien est l'opérateur le plus précis et le moins robuste.
- Un détecteur utilisant l'opérateur gradient semble être mieux adapté à la mise en évidence de contours peu nets et de contours bruités.
- Un détecteur Laplacien semble être mieux adapté à la mise en évidence des jonctions, des contours lisses, des double marches et à la détection multi-échelle des contours car ses performances sont plus sensibles à la variation de l'échelle.
- Un contour de type marche bruité ou possédant une faible netteté, nécessite l'utilisation d'une échelle élevée. Cependant, un contour net et non bruité nécessite l'utilisation d'une échelle basse.

CONCLUSION GENERALE

Dans ce mémoire, nous nous sommes intéressés au problème de la détection de contours.

De par son importance, la détection de contours a été étudiée par plusieurs acteurs. Le problème posé dans plusieurs études était le problème de localisation et d'extraction des vrais contours d'une image traitée. C'est à dire répondre à la question : quel est le détecteur qui nous permet d'extraire les vrais contours ?

Pour répondre à cette question tout un ensemble de paramètres entrent en jeu comme les caractéristiques du contour recherché, du détecteur utilisé et de l'image à traiter.

Nous avons fait une étude comparative entre les détecteurs étudiés. Cette étude était d'une part théorique tirée d'autres études établies par des auteurs auparavant et d'autre part expérimentale faite par nous même.

L'étude expérimentale nous a conduit à faire une comparaison statistique basée sur le taux de corrélation (ressemblance), le rapport signal sur bruit et sur la comparaison visuelle basée sur l'image différence.

Cette étude nous a permis d'explorer un domaine très important dans l'interprétation d'images et nous espérons que nos résultats seront d'une grande utilité pour d'autres travaux et exploités pour la réalisation d'autres projets.

REFERENCES

- [1] C. ACHARD, « Cours de traitement d'images-2002/2003 », sur la base du cours de J.DEVARIS, 2002, (www.dearesin.cicrp.jussieu.fr/dearesin/module7/cours%20vision.pdf)
- [2] L.CHEN et J.Y AULOGE, « Concepts fondamentaux de l'image numérique », 2003 (<http://www.deasia/Ana-index.pdf>)
- [3] L.DELAHOUCHE et E.BRASSARD, « Introduction au traitement d'images », 2003
- [4] J.P.COCQUEREZ et S.PHILIPP, « Analyse d'images : filtrage et segmentation », MASSON, Paris, 1995.
- [5] J.FRUITET « Outils et méthodes pour le traitement des images »,2004
- [6] A.MARION, « Introduction aux techniques de traitement d'images », EYROLLES, 1987.
- [7] C.KADDOUR, « Généralités sur le traitement d'images », 1999. (<http://iquebec.ifrance.com/kadchakib/chap1/chap1.htm>)
- [8] P.COTTET, « 1 week end pour comprendre & utiliser l'image et le graphisme », OSMAN EYROLLES MULTIMEDIA, 1999.
- [9] C.GIOVANNY, « Détection de contours, détection des points d'intérêt »,2003 (www.epfl.ch/teaching/rdf/exercices03/pdf/Chapitre01_2003.pdf).
- [10] S.BOYER, « Détection de contours », 2003. (<http://www.inrialpes.fr/movi/people/Boyer/Teaching/DESS-CI/ASI/c9.pdf>).
- [11] F.DEVERNAY, « vision par ordinateur: vision pré attentive, détection de contours », 2003. (<http://Devernay.free.fr/cours/vision/ensg2003.html>).
- [12] N. Ayache. «L'analyse automatique des images médicales :Etat de l'art et perspectives. Rapport de recherche. INRIA.N°33464.
- [13] M.Basseville. «détection de contours : méthodes et études comparatives. ANN. Telecommunic, vol 34, N°11-12,pp.559-579.1979.
- [14] J.Canny. «A computational Approach to Edge Detection. IEEE Transation on PAMI. 8(6) :679-698. NOV 1986
- [15] S.Castan «.vision par ordinateur .les Thecniques de l'ingénieur, volume H2(1990).
- [16] J.S.Chen and G.Medioni. detection,localisation and estimation of Edges.IEEE Transation on PAMI. 11(2) :191-198.1989.
- [17] R. Deriche. «Fast algorithm for low-level vision. IEEE Transactions on PAMI. 12(1) :78-87.1987.
- [18] S.Dougherty and Kevin.W.Bowyer. Objective Evaluation of Edge Derectors Using a finallydefined Framwork. To appear in Empirical evaluation techniques in computer vision.K.W.Bowyer and P.J.Phillips. Editors. IEEE computer society Press. Los Alamitos.CA.1998.
- [19] R.Deriche. Optimal Edge Detection Using Recursive Filtering. In proccesing of the 1stinternational conference on computer vision. Pp.501-505. Londres. 1987.
- [20] N.Doumi et M.Ali CHERIF. La détection de contours dans les images à niveau de gris : étude et implémentation des détecteurs. Mémoire de fin d'étude pour l'obtention ded'iplome d'ingénieur d'état en informatique, université de Sidi-Bel-Abbes 1995.
- [21] R.M.Haralick and L.G.Sahapiro. Glossary of Computer vision Termes. Pattern recorgnition. 24(1) :69-93.1991.
- [22] R.Horaud and O. Monga. Vision par ordinateur. 2eme édition Herme.1995.
- [23] R.Horaoud et O.Monga. vision par ordinateur. Edition Hermes, Paris 1993
- [24] Samia fatma Khelifi. Approche de sélection automatique d'un détecteur de contours : étude et évaluation des performances . thèse de magistère en informatique USTO, juillet 1998.

- [25] Karima Kies . segmentation d'images par une approche multirésolution
Thèse de magistère en informatique USTO, Juillet 1998.
- [26] Y.LU. and R.C.JAIN. Reasoning About Edges in Scal Space. IEEE Transaction on PAMI.
14(4) :450-468,1992