

N° d'ordre :

**République Algérienne Démocratique et Populaire**  
**Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique**

**UNIVERSITE DE M'SILA**  
**-MOHAMMED BOUDIAF-**

**FACULTE DE TECHNOLOGIE**  
**DÉPARTEMENT D'ELECTRONIQUE**

MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du diplôme de MASTER

**EN : ELECTRONIQUE**

Spécialité : **Electronique des Systèmes Embarqué**

**Par :**

**Mira Ouassila.**

**Saada Sara.**

THEME

**Détection De Contours Dans Les Images Niveau De  
Gris "Etude Comparative"**

Soutenu devant le jury composé de

<b>Mr. BOURAS Mounir</b>	<b>MCA</b>	<b>Univ M'sila</b>	<b>Président</b>
<b>Mr. ATTALLAH Bilal</b>	<b>MCA</b>	<b>Univ M'sila</b>	<b>Directeur de mémoire</b>
<b>Mr. BRIK Youcef</b>	<b>MCB</b>	<b>Univ M'sila</b>	<b>Co-Directeur de mémoire</b>
<b>Mr. DJERIOUI Mohammed</b>	<b>MCB</b>	<b>Univ M'sila</b>	<b>Examineur</b>

**L'année universitaire**  
**2019 /2020**

# *Remerciements*

*On remercie tout d'abord le bon dieu pour nous avoir donné le courage et la santé pour accomplir ce travail.*

*Nos vifs remerciements accompagnés de toute notre gratitude vont ensuite à notre promoteur **Dr. ATTALLAH Bîlal** et **Dr. BRIK Youcef** pour avoir proposé, suivi et dirigé ce travail, qui nous a amicalement conseillé tout au long de ce travail.*

*Nous tenons à remercier aussi l'enseignant **Dr. Bouras Mounir** pour son remarques nous ont permis de faire progresser ce travail.*

*Enfin, que tous ceux qui nous ont aidé et encouragé de près ou de loin dans la concrétisation de ce mémoire, trouvent ici notre gratitude et nos sincères remerciements.*

# Table des matières

Table des matières

Remerciements

Liste des figures

Liste des tableaux

Introduction générale.....1

## CHAPITRE I : TRAITEMENT DES IMAGES

I.1.L'IMAGE.....2

I.1.1. Introduction .....2

I.1.2. Définition d'une image.....2

I.1.3. Types d'images.....3

I.1.3.1. Image réelle.....3

I.1.3.2. Image numérique.....3

I.1.4. Domaines d'application .....4

I.1.5. Qualité d'images .....5

I.1.6. Niveaux de gris.....5

I.1.7. Contenu .....6

I.2. TRAITEMENT D'IMAGES.....6

I.2.1. Exemples de traitement d'images .....6

I.2.2. Les pixels d'une image.....7

I.2.3. Stocker une image .....8

I.2.4. Echantillonnage .....8

I.2.5. Quantification .....9

I.2.6. Notion d'histogramme et de seuillage .....9

I.3. Détection de contours .....	11
I.3.1. Définition d'un contour .....	11
I.3.2. Filtrage .....	13
I.3.2.1. Le filtrage global .....	13
I.3.2.2. Le filtre local linéaire .....	13
a. Filtre moyennneur .....	14
b. Filtre smooth.....	16
I.3.2.3. Le filtre local non linéaire .....	17
a. Filtre médian .....	17
b. Filtre nagao .....	19

## **CHAPITRE II : LES APPROCHES CLASSIQUES**

II.1.LES APPROCHES CLASSIQUES DU 1 <sup>er</sup> ordre .....	21
II.1.1. Filtre de Roberts .....	21
II. 1.2. Le filtre de Prewitt .....	22
II.1.3.Le filtre de Sobel .....	22
II.1.4. Le filtre canny .....	23
II.2.LES APPROCHES CLASSIQUE 2 <sup>er</sup> ordre .....	25
II.2.1. L'approche Laplacienne ou Méthode de Dérivation Seconde.....	25
II.3.La Transformée en Ondelette .....	27
II.3.1.Propriétés de La Transformée en Ondelette .....	27
II.3.2. Détection de contour par transformée en ondelettes.....	28

# CHAPITRE III : RESULTATS EXPERIMENTAUX

III.1. Introduction.....	30
III.2. Critères d'Evaluation Des Algorithmes De Détection De Contours .....	30
III.2.1. Erreur quadratique moyenne (MSE) .....	30
III.2.2 Rapport crête signal sur bruit (PSNR) .....	31
III.3. Evaluation et résultats.....	31
III.3.1. Les méthodes classiques du 1er ordre.....	32
III.3.2. Les méthodes de 2 <sup>ième</sup> ordre .....	35
III.3.3. La méthode basée sur la transformée de l'ondelette .....	38
III.4. Récapitulatif.....	41
III.5. Conclusion.....	41
Conclusion générale.....	42
Bibliographie	

## Table des figures

Figure .I.1. Image numérique.....	4
Figure .I.2. Sous image de taille 5×5.....	7
Figure .I.3. Détection de contours dans les images(1).....	11
Figure .I.4. Détection de contours dans les images(2).....	12
Figure .I.5. Allure Générale d'un système d'Analyse d'Images.....	12
Figure .I.6. Image filtrée par un filtre moyenneur.....	15
Figure .I.7. Image filtrée par un filtre smooth.....	16
Figure .I.8. Image filtrée par un filtre médian.....	18
Figure .I.9. Image filtrée par un filtre nagao .....	20
Figure .II.1. Image roberts.....	21
Figure .II.2. Masques de Prewitt horizontal et vertical.....	22
Figure .II.3. Masques de dérivation de Sobel dans les directions horizontale, verticale et oblique.....	22
Figure II.4. Image sobel .....	23
Figure .II .5.résultats comparatifs(1).....	24
Figure .II .6. Résultats comparatifs(2) .....	24
Figure .II.7. Images Original.....	26
Figure .II .8 .L'image Détectée Par L'opération de Robert.....	26
Figure .II.9. Images Original.....	26
Figure .II.10 L'images Détectée Par L'opération de Prewitt.....	26
Figure.II .11.l'odelette $\psi$ .....	28
Figure .II.12 détails horizontaux $W_{2^i}^1 f(x,y)$ .....	29
Figure .II .13 détails verticaux $W_{2^i}^2 f(x,y)$ . .....	29
Figure .II.14.L'image module.....	29
Figure .II.15. L'image contour.....	29

## Table des figures

---

Figure.III.1. Contours détectés par les méthodes de premier ordre sur l'image <i>Lena</i> .....	33
Figure.III.2. Contours détectés par les méthodes de premier ordre sur l'image <i>Cameraman</i> avec différents bruits. ....	34
Figure.III.3. Contours détectés par les méthodes de premier ordre sur l'image <i>Rice</i> avec différents bruits.....	35
Figure.III.4. Contours détectés par les méthodes de deuxième ordre sur l'image <i>Lena</i> avec différents bruits.....	36
Figure.III.5. Contours détectés par les méthodes de deuxième ordre sur l'image <i>Cameraman</i> avec différents bruits.....	37
Figure.III.6. Contours détectés par les méthodes de deuxième ordre sur l'image <i>Rice</i> avec différents bruits .....	38
Figure.III.7. Contours détectés par les méthodes de deuxième ordre sur l'image <i>Lena</i> avec différents bruits.....	39
Figure.III.8. Contours détectés par les méthodes de deuxième ordre sur l'image <i>Cameraman</i> avec différents bruits.....	40
Figure.III.9. Contours détectés par les méthodes de deuxième ordre sur l'image <i>Rice</i> avec différents bruits .....	41

## Liste des tableaux :

<b>Tableau.1.</b> Performances de détecteur de contours d'ordre 1 avec les différents types de bruit sur l'image de <i>Lena</i> .....	<b>32</b>
<b>Tableau.2.</b> Performances de détecteur de contours d'ordre 1 avec les différents types de bruit sur l'image de <i>Cameraman</i> .....	<b>33</b>
<b>Tableau.3.</b> Performances de détecteur de contours d'ordre 1 avec les différents types de bruit sur l'image de <i>Rice</i> .....	<b>34</b>
<b>Tableau.4.</b> Performances de détecteur de contours d'ordre 2 avec les différents types de bruit sur l'image de <i>Lena</i> .....	<b>35</b>
<b>Tableau.5.</b> Performances de détecteur de contours d'ordre 2 avec les différents types de bruit sur l'image de <i>Cameraman</i> .....	<b>36</b>
<b>Tableau.6.</b> Performances de détecteur de contours d'ordre 2 avec les différents types de bruit sur l'image de <i>Rice</i> .....	<b>37</b>
<b>Tableau.7.</b> Performances de détecteur de contours par les ondelettes avec les différents types de bruit sur l'image <i>Lena</i> .....	<b>38</b>
<b>Tableau.8.</b> Performances de détecteur de contours par les ondelettes avec les différents types de bruit sur l'image <i>Cameraman</i> .....	<b>39</b>
<b>Tableau.9.</b> Performances de détecteur de contours par les ondelettes avec différents types de bruit sur l'image de <i>Rice</i> .....	<b>40</b>

## Liste des abréviations

RVB : Rouge Vert Bleu.

MSE : Erreur Quadratique Moyenne.

PSNR : Rapport Crête Signal Sur Bruit.

Peak Signal To Noise Ratio.

LOG : Laplacian Of Gaussien.

DOG : Différance Of Gaussien .

T.O : Transformée par Ondelette.

# INTRODUCTION GENERALE

Le traitement des images est un sujet actuellement à la mode. Nous pouvons pourtant dire que l'homme traite des images depuis les débuts de l'optique. Mais cette discipline, sous l'aspect que nous lui connaissons aujourd'hui a pris un essor considérable à partir des années 1960.

Le traitement d'image s'impose dans des disciplines nouvelles au fur et à mesure que les besoins croissent dans ce domaine, il prend ainsi de façon continue des formes différentes, de telle sorte qu'une définition précise du traitement d'image devient maintenant très difficile car il est un ensemble de tâches destinées à extraire de l'image des informations qualitatives et quantitatives (utiles). Parmi les domaines d'application du traitement d'images qui se sont progressivement élargies, nous citons : la médecine (la radiographie, la tomographie, la scintigraphie), la biologie, la géographie et la cartographie, la physique (la spectroscopie, la physique des plasmas, la microscopie), les applications militaires et les applications industrielles. De même que les sujets concernés, la nature des images traitées est extrêmement variée telle que les photographies aériennes, les photographies de satellites, les radiographies, les images radar, les photos prises au microscope optique ou électronique etc. . . . .

Notre recherche se base sur les systèmes de détection de contours avec leurs fonctions, leurs avantages et leurs inconvénients. A cet effet, nous comparerons les procédures de détection de contours existantes se trouvant sous les 2 catégories :

- ❖ a) méthodes dérivées / gradient du 1er ordre (Sobel, Prewitt, opérateur de Robert et Canny).
- ❖ b) dérivées du 2ème ordre / passage par zéro (laplacien de gaussien, différence de gaussien).

La comparaison est terminée sur la base des images détectées latérales avec leurs valeurs PSNR (rapport signal / bruit de crête) et MSE (erreur quadratique moyenne) pour des stratégies exclusives.

## L'organisation du manuscrit

Notre mémoire est scindé en **trois chapitres** :

Dans le **premier** nous commençons des initiations et des informations de base sur les images, le traitement d'images et la détection de contours.

Le **deuxième chapitre**, nous détaillons travail en donnant les différentes méthodes des detection de contours.

Ensuite, **le troisième** chapitre nous élaborons des programmes sur MATLAB pour effectuer la comparaison entres les méthodes de détection de contours .Enfin, nous terminons par une étude comparative pour donner la meilleure méthode.

Enfin, nous avons terminé notre mémoire avec une conclusion et quelques perspectives visées

# **CHAPITRE I**

# **TRAITEMENT DES IMAGES**

## I.1 L'image

### I.1.1 Introduction

Le traitement d'images est de plus en plus utilisé dans de nombreux domaines pour l'interprétation et le contenu des images. L'idée étant d'avoir un premier aperçu des techniques de traitement d'images.

La compréhension du traitement d'images commence tout d'abord par la définition d'une image et de son acquisition. Ensuite la notion de filtrage et de convolution et leurs applications à la détection de contours. Nous parlerons ainsi des différents filtres utilisés dans ce cadre. Nous nous occuperons ensuite la détection de contours.

Nous terminerons alors par une comparaison entre deux cratères pour obtenir la meilleure méthode de la détection de contours

### I.1.2 Définition d'une image

Une image est obtenue par transformation d'une scène réelle par un capteur. La numérisation d'une image consiste à passer de la représentation continue à discrète. Une image peut être définie par une fonction,  $f(x, y)$ , où  $x$  et  $y$  sont des coordonnées spatiales planes. L'amplitude de  $f$  pour chaque paire de coordonnées  $(x, y)$  est appelée intensité de l'image au point donné. Une image peut alors être assimilée à une matrice de points appelés « pixels ». De nos jours les appareils photos numériques effectuent la transformation d'eux-mêmes, fournissant directement une image facilement manipulable par ordinateur. Celle-ci pourra alors être affichée sur un moniteur, imprimée, modifiée, enregistrée etc. Derrière cette transformation se cachent deux opérations successives appelées échantillonnage (discrétisation de l'espace) et quantification (discrétisation des couleurs). [1]

### I.1.3 Types d'images

- **Niveau de gris** : valeur de l'intensité lumineuse  $f(x, y)$  au pixel de coordonnées  $(x, y)$

Exemple Image binaire : deux valeurs possibles d'intensité (0 ou 1) pour les pixels  
Image en niveaux de gris : Quantification des luminances sur l'intervalle  $[0, 255]$  Codage sur 8 bits (1 octet) :  $20 - 1 \leq k \leq 28 - 1$  Convention : noir=0, blanc=255

### I.1.3.1 Image réelle

Une image est la projection sur un plan d'une scène 3D .Elle peut être définie comme une fonction à deux variables  $f(x, y)$  ( $x, y$ ) est la position d'un point de l'espace sur le plan de projection  $f(x, y)$  est l'intensité (ou brillance) au point de coordonnées ( $x, y$ ). Une image est un plan analogique dans lequel les intensités sont réelles.

### I.1.3.2 Image numérique

- - Matrice dont la valeur de chaque élément représente une intensité discrète de la lumière.
- Plan discret dérivé d'une image analogique après numérisation (digitization)
- Echantillonnage spatial (sampling) : discrétisation des coordonnées de l'image réelle
- Quantification des luminances (quantization) : discrétisation des intensités de l'image réelle. [2]

## L'imagerie numérique

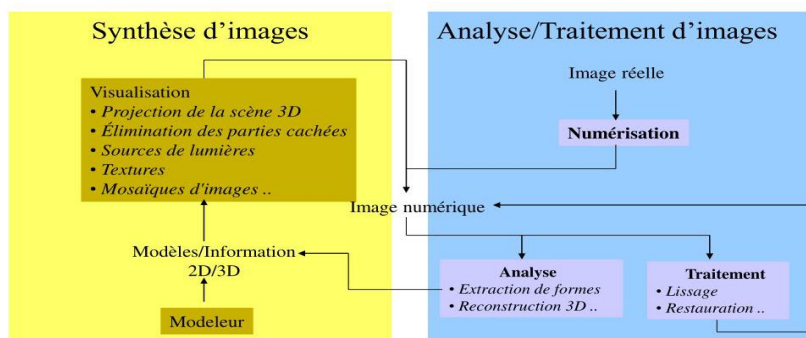


Figure. I.1 : Image numérique

### I.1.4. Domaines d'application :

Les domaines d'application du traitement d'images qui se sont progressivement élargis, nous citons :

- **Téledétection** : météo, cartographie, astronomie.
- **Imagerie médicale** : (la radiographie, la tomographie, la scintigraphie) aide au diagnostic, suivi automatique, reconstruction 3D.

- **Applications militaires** : guidage de missile, reconnaissance terrestre.
- **Robotique** : reconnaissance/assemblage de pièces, véhicules autonomes, contrôle de qualité.
- **Sécurité** : identification de visages, reconnaissance d'empreintes digitales, tatouage d'image (watermarking), data hiding.
- la biologie, la géographie et la cartographie, la physique (la spectroscopie, la physique des plasmas, la microscopie),
- **Divertissement** : HDTV, images haute qualité (DVD), compression (normes JPEG et MPEG). [2]

### I.1.5 Qualité d'images

La qualité d'image est un terme général employé par l'observateur pour évaluer la qualité inhérente de l'image. Elle est principalement subjective, signifiant que chaque observateur évalue la qualité d'image différemment.

Certains peuvent penser qu'une image est d'assez haute qualité, mais on peut avoir un individu avec des niveaux plus élevés qui peut indiquer que l'image manque de qualité.

Avec des images numériques, beaucoup de personnes peuvent évaluer et classer des images par catégorie basées sur les bits de données ou les pixels. Par exemple, si on a deux images numériques, une d'un méga de pixels (1 million de pixels) et une image différente ayant 5 méga pixels de d'information dans l'image, la plupart des personnes déclareraient que l'image avec plus de pixels a la qualité plus élevée.

Et ce serait vrai dans un bon nombre de circonstances. Cependant, si l'image de 5 méga pixels était prise dans l'obscurité complète et l'image de 1 méga pixels était prise en utilisant la lumière régulière, la plupart des personnes conviendraient que bien qu'une image puisse avoir plus de méga pixels ne signifie pas nécessairement qu'elle a une meilleure qualité d'image.

La qualité d'image pour la plupart est déterminée par la résolution et un équilibre de couleurs qui se nomme habituellement contraste.

La résolution se rapporte à la quantité de détails dans une image.

Habituellement plus il y'a de détails dans une image, plus la résolution est haute. [3]

### I.1.6 Niveaux de gris

Surface divisée en éléments de taille fixe, ou pixels (Picture élément), définie par : Le nombre **N** de pixels en largeur et le nombre **M** de pixels en hauteur (obtenus après échantillonnage) L'étendue **L** des intensités (dynamique) que peut prendre chaque pixel après quantification.

➤ **Exemple :**

Image en niveaux de gris (8 bits) de taille  $128 \times 128$  :  $128 \times 128 \times 8 = 131072$  octets  
= 16 K octets.

Image en couleurs (32 bits) de taille  $256 \times 256$  :  $256 \times 256 \times 32 = 256$  K octets

### I.1.7 Contenu

- ❖ **Texture** : répartition statistique ou géométrique des intensités dans l'image.
- ❖ **Contour** : limite entre deux (ou un groupe de) pixels dont la différence de niveau de gris (couleur) est significative.
- ❖ **Région** : groupe de pixels présentant des caractéristiques similaires (intensité, mouvement, etc.)
- ❖ **Objet** : région (groupe de régions) entièrement délimitée par un contour, possédant une indépendance dans l'image. [2]

## I.2 Traitement D'images

Le traitement d'images est un domaine très vaste qui a connu, et qui connaît encore, un développement important depuis quelques dizaines d'années.

On désigne par traitement d'images numériques l'ensemble des techniques permettant de modifier une image numérique afin d'améliorer ou d'en extraire des informations. 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.2.1 Exemples de traitement d'images :

- ✓ **Amélioration** : augmenter la qualité de la perception visuelle qu'on a d'une image
- ✓ **Restauration** : compenser les dégradations (bruit, flou, ...) .
- ✓ **Compression** : stocker et transférer efficacement.
- ✓ **Segmentation** : délimiter les "objets".
- ✓ **Reconstruction 3D** : obtenir un volume `a partir de plans (images).
- ✓ **Représentation** : modéliser :
- ✓ - **Analyse** : convertir en informations.
- ✓ **Reconnaissance / Compréhension** : identifier le contenu. [2]

### I.2.2 Les pixels d'une image :

Une image numérique en niveaux de gris est un tableau de valeurs. Chaque case de ce tableau, qui stocke une valeur, se nomme un pixel. En notant **n** le nombre de lignes et **p** le nombre de colonnes de l'image, on manipule ainsi un tableau de  $n \times p$  pixels. La Figure. I.2, gauche, montre une visualisation d'un tableau carré avec  $n = p = 240$ , ce qui représente  $240 \times 240 = 57600$  pixels. Les appareils photos numériques peuvent enregistrer des images beaucoup plus grandes, avec plusieurs millions de pixels.

Les valeurs des pixels sont enregistrées dans l'ordinateur ou l'appareil photo numérique sous forme de nombres entiers entre 0 et  $255 = 2^8 - 1$ , ce qui fait 256 valeurs possibles pour chaque pixel. La valeur 0 correspond au noir, et la valeur 255 correspond au blanc .Les valeurs intermédiaires correspondent à des niveaux de gris allant du noir au blanc. La Figure. I.2 montre un sous-tableau de  $6 \times 6$  pixels extrait de l'image précédente. On peut voir à la fois les valeurs qui composent le tableau et les niveaux de gris qui permettent d'afficher l'image à l'écran. [4]

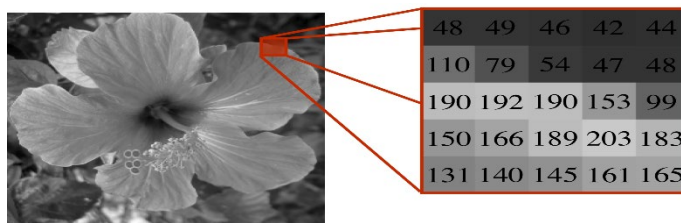


Figure. I.2. Sous image de taille  $5 \times 5$

### 1.2.3 Stocker une image

Stocker de grandes images sur le disque dur d'un ordinateur prend beaucoup de place. Les nombres entiers sont stockés en écriture binaire, c'est-à-dire sous la forme d'une succession de 0 et de 1. Chaque 0 et chaque 1 se stocke sur une unité élémentaire de stockage, appelée bit. Pour obtenir l'écriture binaire d'un pixel ayant comme valeur 179, il faut décomposer cette valeur comme somme de puissances de deux. On obtient ainsi

$179 = 2^7 + 2^5 + 2^4 + 2^1 + 2^0$ , ou l'on a pris soin d'ordonner les puissances de deux par ordre décroissant. Afin de faire mieux apparaître l'écriture binaire, on ajoute "1×" devant chaque puissance qui apparaît dans l'écriture, et "0×" devant les puissances qui n'apparaissent pas  $179 = 1 \times 2^7 + 0 \times 2^6 + 1 \times 2^5 + 1 \times 2^4 + 0 \times 2^3 + 0 \times 2^2 + 1 \times 2^1 + 1 \times 2^0$ . Avec une telle écriture, la valeur de chaque pixel, qui est un nombre entre 0 et 255, nécessite  $\log_2(256) = 8$  bits.

La fonction  $\log_2$  est le logarithme en base 2, et ce calcul exprime le fait que  $2^8 = 256$ . L'écriture binaire de la valeur 179 du pixel est ainsi (1,0,1,1,0,0,1,1), où chaque 1 et chaque 0 correspond au facteur multiplicatif qui apparaît devant chaque puissance. On peut écrire toute valeur entre 0 et 255 de cette manière, ce qui nécessite d'utilisation de 8 bits. Il y a en effet 256 valeurs possibles, et  $2^8 = 256$ . Pour stocker l'image complète, on a donc besoin de  $n \times p \times 8$  bits. Pour l'image montrée aux figures précédentes, on a ainsi besoin de  $256 \times 256 \times 8 = 524288$  bits. On utilise le plus souvent l'octet (8 bits) comme unité, de sorte que cette image nécessite 57,6ko (kilo octets).

### 1.2.4 Echantillonnage

La phase d'échantillonnage consiste en la transformation de l'image analogique (Continu), en image numérique (discret). Les valeurs du signal analogique sont alors capturées à intervalles de temps réguliers. La fréquence de capture est appelée fréquence d'échantillonnage. L'échantillonnage va ainsi permettre de définir la résolution de l'image, c'est-à-dire le nombre de pixels qu'elle contiendra. Plus la résolution est élevée, plus l'image sera détaillée. Sa taille augmentera en conséquence. [1]

### 1.2.5 Quantification

La quantification offre une approximation du signal continu par des valeurs d'un ensemble discret de taille variable. Il est ainsi possible de discrétiser les niveaux de gris ou bien les couleurs de l'image selon le résultat qui nous intéresse.

Le terme « niveau de gris » est utilisé souvent pour se référer à l'intensité d'images monochromes. Les images couleurs, sont formées par une combinaison d'images en 2D. Par exemple, dans le système de couleur RVB, une image en couleur consiste en une combinaison de 3 composantes (rouge, vert, bleu). Ainsi, le travail de quantification d'une image couleur consistera à décomposer l'image continue en plusieurs composantes, suivant le système de couleurs choisi.

Il existe différents types d'encodage couleur, cependant nous nous intéresseront ici au système RVB. [1]

L'intensité  $I$  est quantifié sur  $m$  bits et peut prendre  $L = 2^m$  valeurs :  $I \in [0, \dots, 2^m - 1]$  Plus petit changement d'intensité discernable dans l'image

**Attention :** Une quantification trop faible provoque des “faux contours”.

**Exemple :**

- $m = 1$  : 2 valeurs possibles (images **binaires**).
- $m = 8$  : 256 valeurs possibles (images en **niveaux de gris**).
- $m = 16$  : 65535 valeurs possibles (images en **couleurs**) [2]

### 1.2.6 Notion d'histogramme et de seuillage

L'histogramme d'une image est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris (ou couleurs) dans l'image. Il permet de donner un grand nombre d'informations sur la distribution des niveaux de gris (couleurs) et de voir entre quelles bornes est répartie la majeure partie des niveaux de gris (couleurs). Il ne contient aucune information relative à l'emplacement des pixels ni sur la proximité relative de deux pixels.

L'histogramme est donc un outil très utile pour étudier la répartition des composantes d'une image. De plus, la représentation visuelle de l'histogramme permet de se rendre compte

rapidement des défauts de contraste dans l'image. Ainsi en le modifiant, on peut impacter le rendu de l'image. Cette technique est beaucoup utilisée en photographie pour régler le contraste de photos. Cela consiste à appliquer à l'image une fonction de transfert (courbe tonale). Celle-ci indique en abscisse les valeurs initiales et en ordonnées les valeurs modifiées. Il sera alors possible, en fonction de la fonction utilisée de rehausser l'image, d'égaliser l'histogramme, éclaircir ou assombrir l'image. Il est toutefois important de noter que la transformation n'altère pas les informations contenues dans l'image mais les rend plus ou moins visibles.

Il est également possible de définir les valeurs de seuil, en utilisant une borne inférieure et supérieure pour faire ressortir les valeurs comprises dans cet intervalle.

Le seuillage permet de mettre en évidence des formes ou des objets dans une image.

Si les pixels dans les objets d'intérêt ont leurs niveaux de gris proches d'une même valeur  $v$ , tandis que ceux dans les autres structures ont presque toujours des niveaux de gris éloignés de  $v$ , alors l'histogramme de l'image aura un pic autour de  $v$ .

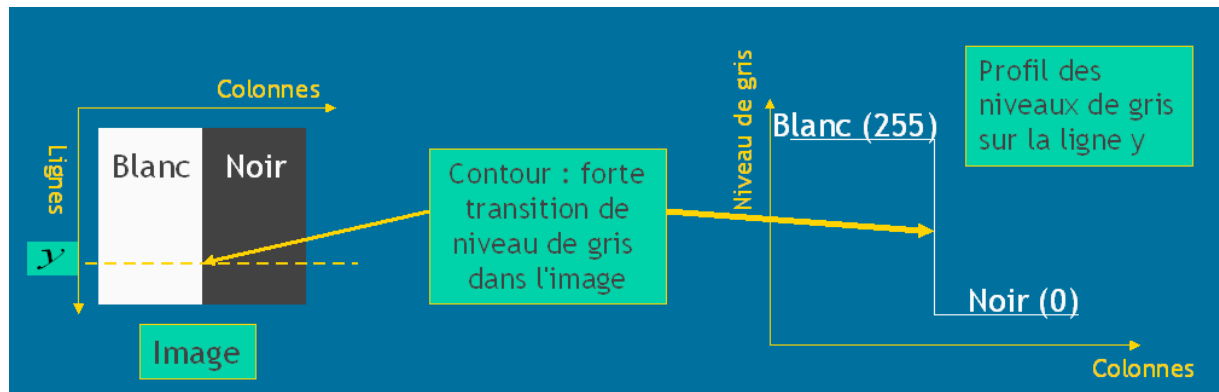
En fait, cet histogramme a été lissé, car la plupart des histogrammes ont un aspect bruité, avec des pics crénelés. On pourra donc sélectionner les bornes de l'intervalle de seuillage  $[a, b]$ , en prenant dans l'histogramme lissé les deux minima de l'histogramme situés de part et d'autre de la valeur  $v$  de référence pour le niveau de gris des objets recherchés.

Le seuillage est donc intéressant pour extraire l'information d'une image. Il faut d'abord analyser l'image pour savoir comment bien binariser. [1]

### **I.3 Détection de contours**

La détection de contours s'effectue classiquement de deux manières. La première « approche Gradient », consiste à calculer le gradient et à extraire les extrema locaux de la norme du gradient [1-4]. Tandis que la deuxième « approche Laplacien » consiste à calculer le Laplacien et à déterminer les passages par zéros.

Il convient, avant de détailler ces deux approches de donner la définition d'un contour.



**Figure. I.3. Détection de contours dans les images(1)**

### I.3.1. Définition d'un contour

Un contour peut être défini. Comme une zone de transition plus ou moins brutale. Le contour est donc une variation brusque, sa détection se fait généralement par une dérivation du premier ordre ou de deuxième ordre [2-4]. Le système visuel humain semble utiliser largement la détection de contours pour la perception scénique. En plus un contour fermé définit également la région. Nous pouvons distinguer différents types de contours. Parmi ces types, le contour idéal. Il est rarement rencontré dans la pratique puisque plusieurs facteurs le dégradent comme la quantification, le flou, le bruit, l'irrégularité des surfaces des objets. Une ligne de contour idéal est une région étroite séparant deux niveaux de gris identiques.

Dans les régions d'une image où la luminance varie très lentement d'un point à un autre, la quantification va créer un niveau constant de luminance entre de telles régions. Il y aura un saut de niveau à un autre alors que la luminance varie d'une manière continue. Ces sauts créent en général des contours artificiels dans l'image qui sont très gênants ; ils peuvent selon des cas produire des formes et des objets artificiels qui n'existent pas dans l'image originale. La Figure. I.5 illustre ces différents types de contours. Pour palier à un tel problème, on filtre l'image avant toute opération d'analyse. En fait, différentes méthodes sont utilisées pour lisser une image. Le paragraphe qui suit décrit les méthodes basées sur la convolution. [5]

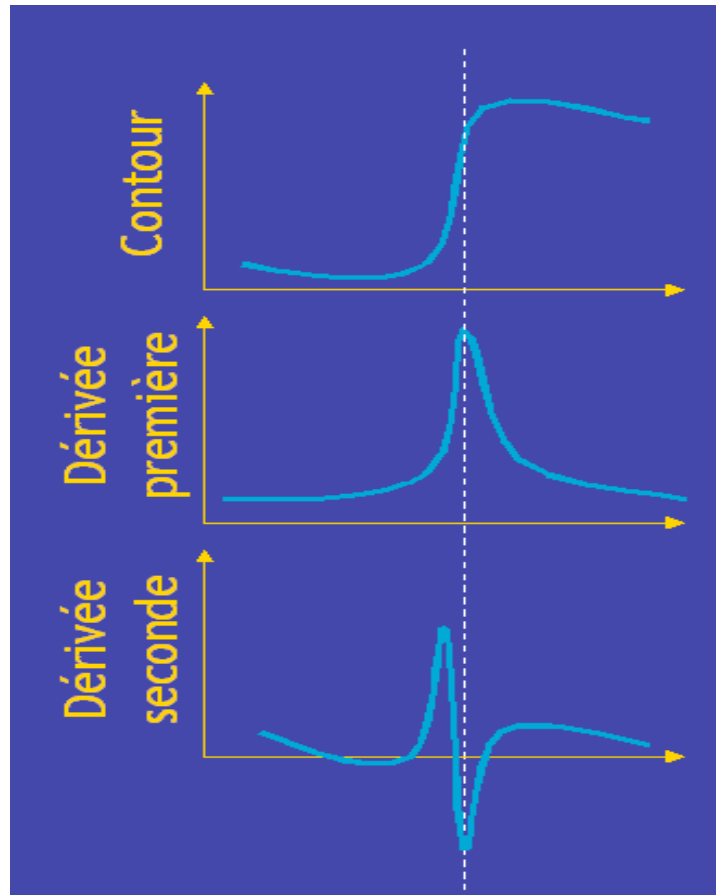


Figure. I.4. Détection de contours dans les images(2)

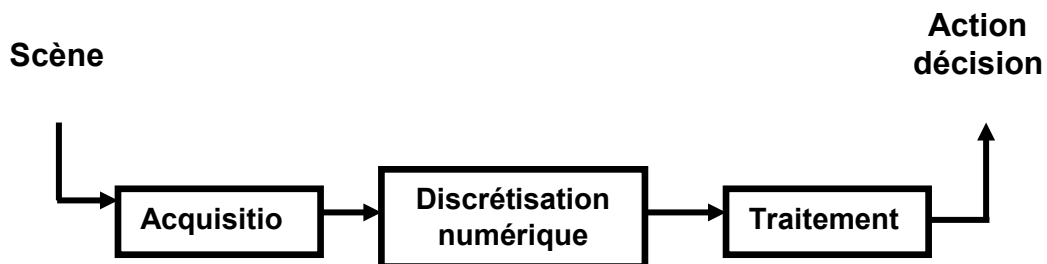


Figure. I.5. Allure Générale d'un système d'Analyse d'Images

### I.3.2. Filtrage [6]:

Le principe du filtrage est de modifier la valeur des pixels d'une image, généralement dans le but d'améliorer son aspect. En pratique, il s'agit de créer une nouvelle image en se servant des valeurs des pixels de l'image d'origine.

N'entrent pas dans la catégorie du filtrage toutes les transformations de l'image d'origine : zoom, découpage, projections,

### I.3.2.1 Le filtrage global

Dans le filtrage global, chaque pixel de la nouvelle image est calculé en prenant en compte la totalité des pixels de l'image de départ. Dans cette catégorie on trouve, par exemple, les opérations sur les histogrammes ou les opérations qui nécessitent de passer dans l'espace de Fourier.

Dans le filtrage local, chaque pixel de la nouvelle image est calculé en prenant en compte seulement un voisinage du pixel correspondant dans l'image d'origine. Il est d'usage de choisir un voisinage carré et symétrique autour du pixel considéré. Ces voisinages sont donc assimilables à des tableaux à deux dimensions (matrices) de taille impaire.

### I.3.2.2 Le filtre local linéaire

Le filtre local est dit linéaire si la valeur du nouveau pixel est une combinaison linéaire des valeurs des pixels du voisinage.

Nouvelle Valeur  $x, y = \sum_{i, j} A_{i, j} * P_{x+i, y+j}$

avec  $i, j$  variant entre  $-h$  et  $+h$ , la demi taille du voisinage (pour  $3 \times 3$   $h=1$ , pour  $5 \times 5$   $h=2$ , ...)  
et  $A_{i, j}$  = valeur, entière ou réelle, spécifique au filtre linéaire.

Ces opérateurs sont caractérisés par leur réponse impulsionnelle  $h(x, y)$  (ou  $h(i, j)$  dans le cas discret), la relation entrée-sortie étant donnée par :

$S [i, j] = \text{Somme}_{u, v} ( E [i, j] * h [i-u, j-v] )$  pour  $u, v$  variant de moins l'infini à plus l'infini.

Ici  $h$  est a support borné. Un filtre linéaire donné sera le plus souvent caractérisé par

son kernel, c'est-à-dire la matrice  $[h (i, j)]$ .

**$h[0,0] \ h[0,1] \ h[0,2]$**

**$h[1,0] \ h[1,1] \ h[1,2]$**

**$h[2,0] \ h[2,1] \ h[2,2]$**

### a. Filtre moyeneur :

Le niveau de gris du pixel central est remplacé par la moyenne des niveaux de gris des pixels environnants. La taille du kernel dépend de l'intensité du bruit et de la taille des détails significatifs de l'image traitée. Son kernel est :



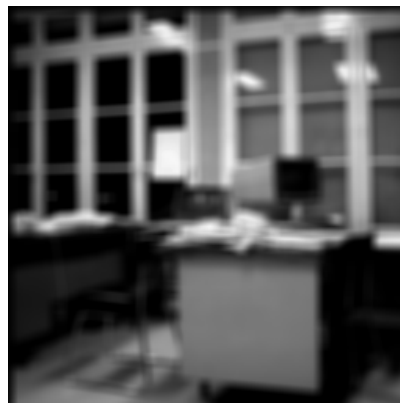
**image originale**



**image filtrée par un filtre moyeneur  
de taille 3\*3**



**image filtrée par un filtre moyeneur  
de taille 5\*5**



**image filtrée par un filtre moyeneur  
de taille 7\*7**

**Figure I.6. Image filtrée par un filtre moyeneur**

Les coefficients sont calculés en utilisant des pondérations gaussiennes. Des itérations successives permettent d'obtenir le smooth 5\*5 (2 itérations) et le smooth 7\*7 (3 itérations).



**image originale**



**image filtrée par un filtre smooth de  
taille 3\*3**



**image filtrée par un filtre smooth de  
taille 5\*5**



**image filtrée par un filtre smooth de  
taille 7\*7**

### **Figure I.7. Image filtrée par un filtre smooth**

Dans ce cas aussi, l'effet du filtre augmente avec la taille de son noyau. Les contours et les détails fins sont cependant mieux conservés qu'avec le moyenneur : ainsi, dans le cas smooth 7\*7, on n'a pas une impression de flou sur les barreaux des fenêtres, qui est gênante avec le moyenneur.

En effet, en utilisant une pondération gaussienne, le filtre smooth prend mieux en compte les corrélations entre pixels, notamment pour une texture (la fonction de corrélation des niveaux de gris pour une texture est fréquemment modélisée par une

gaussienne).

Le filtre smooth est un bon exemple des performances qu'on peut obtenir avec un filtre linéaire à réponse impulsionnelle finie. Le gros avantage de ces filtres est leur facilité de conception et d'implémentation, mais ils ne peuvent être utilisés pour des travaux trop fins (la détérioration des contours qu'ils induisent par exemple, empêchera une segmentation fine des images).

Ces limitations ont donc conduit à la conception de filtres non-linéaires présentés dans la partie suivante.

### I.3.2.3. Le filtre local non linéaire

Si le filtre ne peut pas être exprimé par une combinaison linéaire, il est appelé " non-linéaire ". Les filtres non-linéaires sont plus complexes à mettre en œuvre que les filtres linéaires. Cependant les résultats obtenus avec les filtres non-linéaires sont très souvent de meilleure qualité que ceux obtenus par les filtres linéaires.

Ces opérateurs ont été développés pour pallier aux insuffisances des filtres linéaires : principalement la mauvaise conservation des contours. Ils ont le défaut d'infliger des déformations irréversibles à l'image. Nous ne développerons pas ici de théorie des filtres non-linéaires : ils sont chacun basés sur des bases mathématiques ou empiriques différentes.

#### a. 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 kernel dépend de la fréquence du bruit et de la taille des détails significatifs de l'image traitée. La figure suivante illustre le fonctionnement d'un filtre médian de fenêtre d'analyse 3\*3 sur un exemple:

<b>1</b>	<b>4</b>	<b>5</b>		*	*	*
<b>3</b>	<b>9</b>	<b>6</b>		*	<b>5</b>	*
<b>8</b>	<b>10</b>	<b>2</b>		*	*	*

Les niveaux de gris sont classés par ordre croissant :  $1 < 2 < 3 < 4 < 5 < 6 < 8 < 9 < 10$ .  
La valeur médiane, 5, est choisie.

L'opération de classement est coûteuse en tant de calcul.

Nous présentons ici les effets de 2 filtres médians de taille de noyaux respectifs  $3 \times 3$  et  $7 \times 7$



image originale



image filtrée par un filtre median de  
taille  $3 \times 3$

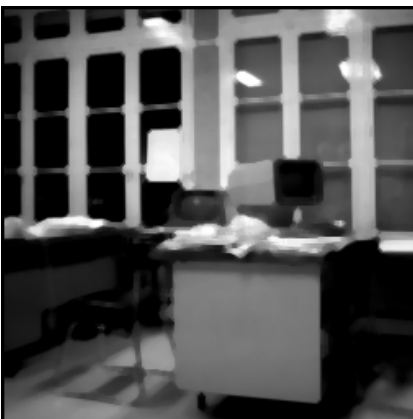


image filtrée par un filtre median

de taille  $5 \times 5$

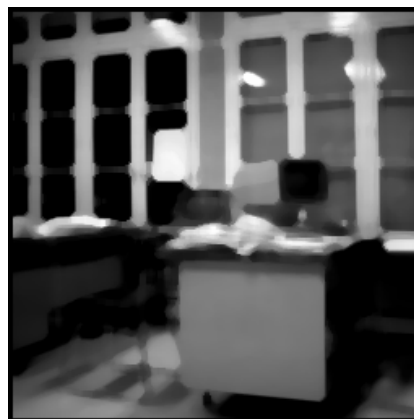


image filtrée par un filtre médian

de taille  $7 \times 7$

**Figure I.8. Image filtrée par un filtre médian**

La taille de noyau égale, la raideur des transitions de niveau de gris est mieux conservée

Qu'avec les filtres linéaires précédents (tout au moins si la transition est monotone et s'étale sur une longueur grande par rapport à la taille du noyau) : le flou sur les barreaux verticaux des fenêtres et sur les arêtes du bureau a quasiment disparu, même pour un noyau  $7 \times 7$ . Par contre, les détails fins (i.e. : les transitions de faibles dimensions spatiales) sont beaucoup plus détériorés qu'avec les filtres précédents : les barreaux horizontaux des fenêtres ont ainsi quasiment disparu pour le cas du médian  $7 \times 7$  (dans le cas des filtres linéaires, ils étaient très flous, mais cependant distinguables).

Pour résumer : 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.

### **b.Filtre nagao :**

Le niveau de gris du pixel est calculé en utilisant tous les voisinages de taille donnée contenant le pixel :

La nouvelle valeur sera la moyenne des niveaux de gris du voisinage le plus homogène (variance minimale).

La taille du voisinage, est comme précédemment fonction de la taille des éléments significatifs de l'image, de l'intensité du bruit, et le temps CPU qu'on est prêt à accorder au filtrage : Il est évident que ce filtre est d'une plus grande complexité d'implémentation que les précédents. L'image présentée ici est le résultat d'un filtrage Nagao avec un voisinage  $9 \times 9$ .



**image originale**

**image filtrée par un filtre nagao**

Les contours sont remarquablement conservés par ce filtre (on peut d'ailleurs montrer Les détails fins sont nettement plus apparents qu'avec le médian (on distingue les barreaux horizontaux des fenêtres, quoique de manière moins évidente qu'avec le smooth 7\*7). On constate cependant que les éléments de l'image sont déformés par des effets de blocs : les lignes en biais (barreaux, arrêtes du bureau) sont remplacées par des concaténations de lignes horizontales ou verticale.

## **Conclusion**

La notion de contour étant reliée à celle de variation, il est évident qu'une telle définition nous amène tout naturellement vers une évaluation de la variation en chaque pixel.

Une variation existera si le gradient est localement maximum ou si la dérivée seconde présente un passage par zéro. Les principaux algorithmes connus (Sobel, Prewitt, Kirsh, Canny, Dérivée, ...) se focalisent sur ce premier aspect du contour.

La section suivante présente un ensemble de méthodes qui ont eu historiquement une grande importance en traitement des images. Bien que certaines soient encore régulièrement employées.

**CHAPITRE II :**  
**LES APPROCHES CLASSIQUES**

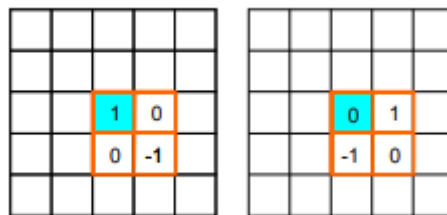
## Introduction

Dans ce chapitre nous citons deux approches : 1. Approche gradient : détermination des extrema locaux dans la direction du gradient. 2. Approche laplacien : détermination des passages par zéro du laplacien. Ces approches reposent sur le fait que les contours correspondent des discontinuités d'ordre 0 de la fonction d'intensité. Le calcul de dérivée nécessite un pré-filtrage des images. Filtrage linéaire pour les bruits de moyenne nulle (par exemple bruit blanc Gaussien, filtre Gaussien). Filtrage non-linéaire pour les bruits impulsionnels (filtre médian par exemple). [15]

### II.1.LES APPROCHES CLASSIQUES DE 1<sup>er</sup> ordre :

#### II.1.1. Filtre de Roberts :

Calculé sur 4 points, ce filtre consiste en l'application du double masque suivant



En pratique, le filtre de Roberts se calcule de la façon suivante :

$$Roberts[x][y] = \text{abs}(I[x][y]-I[x+1][y+1]) + \text{abs}(I[x+1][y]-I[x][y+1]) \tag{2.1}$$

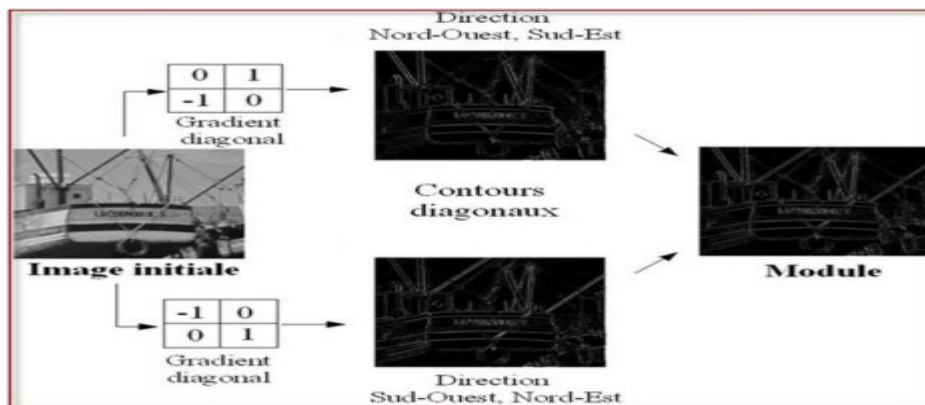
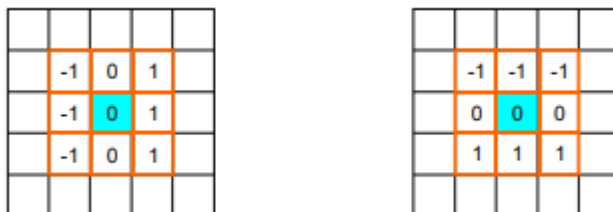


Figure .II.1. Image roberts

**II. 1.2. Le filtre de Prewitt :**

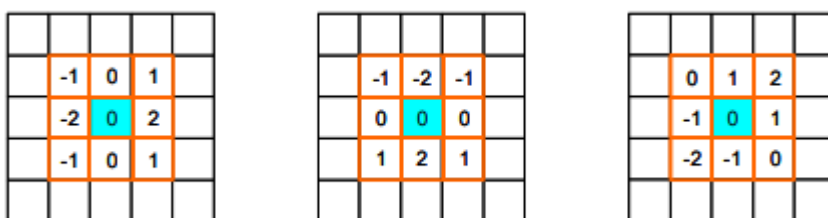
Le filtre de prewitt est calculé sur 9 points, ce filtre effectue une moyenne locale sur 3 points en même temps que la dérivation. Il est défini par le double masque suivant (normalisé par un facteur de 1/3)



**Figure .II.2. Masques de Prewitt horizontal et vertical**

**II.1.3.Le filtre de Sobel :**

Il est également calculé sur 9 points, ce filtre est une variante du filtre de Prewitt mais permet de privilégier le calcul suivant certaines directions (horizontale, verticale, obliques). Les filtres sont donc les suivants (Figure II.3):



**Figure .II.3. Masques de dérivation de Sobel dans les directions horizontale, verticale et oblique**

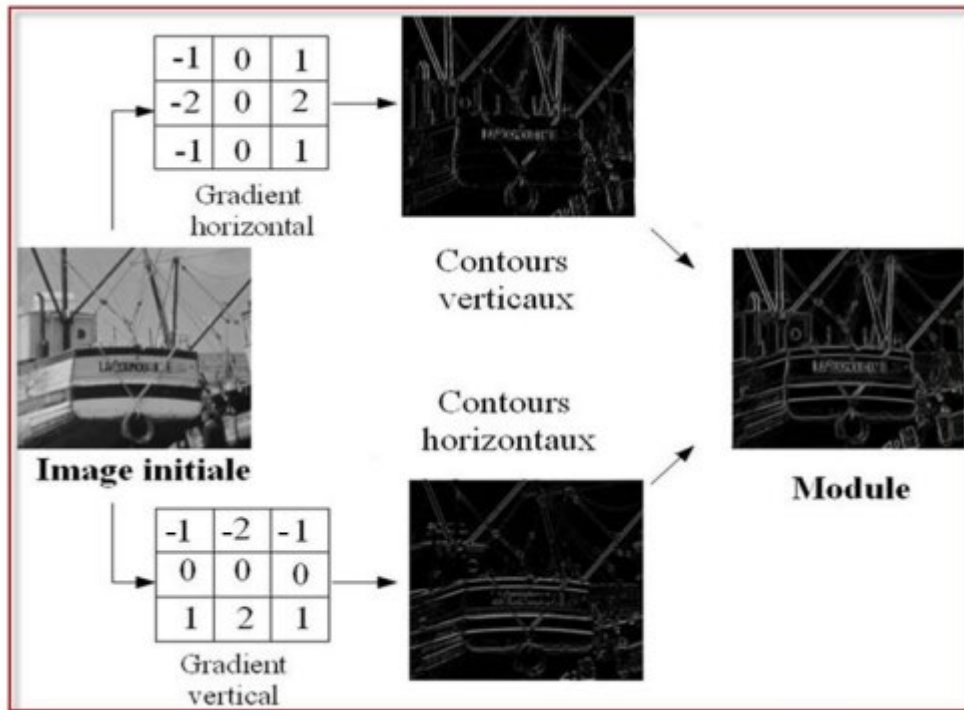


Figure .II.4. Image sobel

Il est important de noter que l'utilisation d'un facteur de normalisation (1/4 en ce qui concerne ces filtres) doit être introduite si l'on veut rester rigoureux.

**II.1.4. Le filtre canny :**

Canny propose en 1986 un étude sur la détection de contours Etude dans le cas 1D de signal bruité A formalisé trois critères que doivent valider un détecteur de contours : Détection : robustesse au bruit Localisation : précision de la localisation du point de contour Unicité : une seule réponse par contour A chaque critère est associée une formule mathématique La maximisation de ces critères conduit à la résolution d'une équation différentielle d( ) [ ont la solution est le filtre f perm ettant de détecter le contour

But : maximiser le rapport t signal sur bruit, ou SNR (Signal Noise Ratio )

$$E ( N^2 ) = E[ \int n ( - u ) h ( u ) d u \int n ( - v ) h ( v ) d v ] \tag{2 .2}$$

$$E ( N^2 ) = \sigma^2_0 \int h^2 ( u ) d u \tag{2 .3}$$

On cherche le maximum du critère :

$$C_1 = \text{SNR} = \frac{A \left| \int_{-\infty}^0 h(u) du \right|}{\sigma_0 \sqrt{\int_{-\infty}^{\infty} h^2(u) du}} = \frac{A}{\sigma_0} \Sigma(h)$$

(2.4)

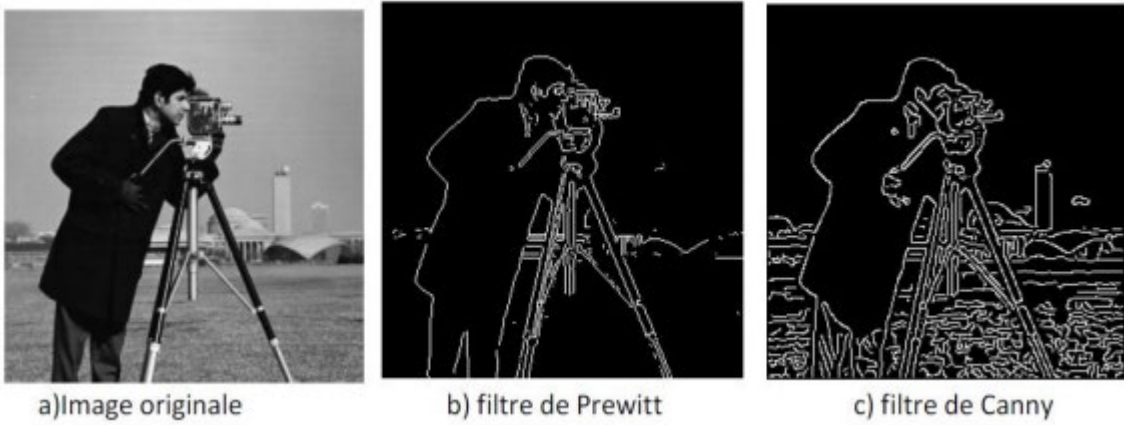


Figure II .5.résultats comparatifs(1)

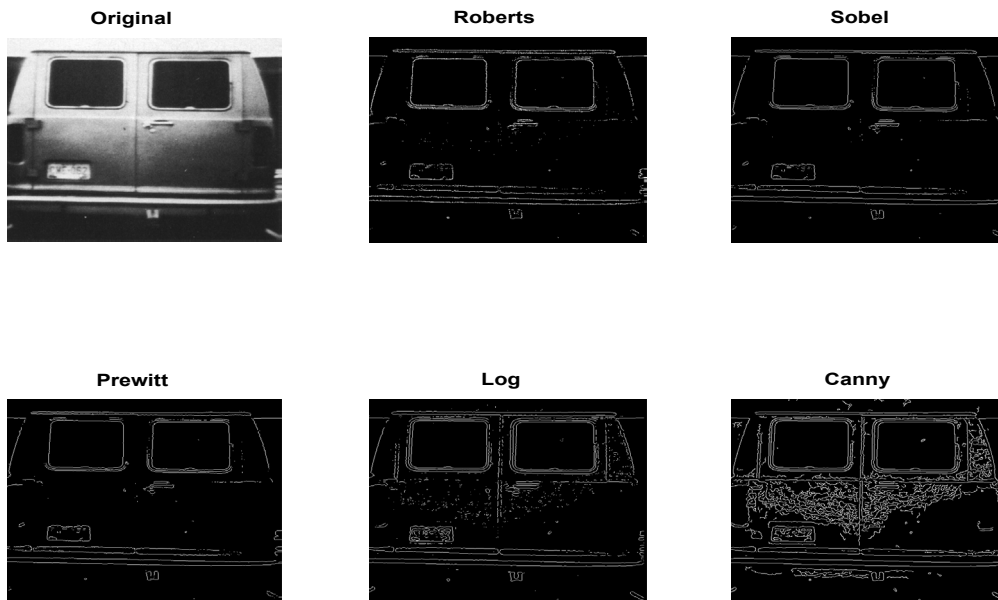


Figure II .6. Résultats comparatifs(2)

## II.2. Les Approches Classique De 2<sup>er</sup> ordre [7]:

### II.2.1.L'approche Laplacienne ou Méthode de Dérivation Seconde :

C'est une procédure de double différenciation représentée par la somme des dérivées secondes partielles de  $I(x,y)$  (intensité lumineuse au point de coordonnées  $x$  et  $y$ )

$$lapl(x, y) = \frac{d^2 I}{dX^2} + \frac{d^2 I}{dY^2} \quad (2.5)$$

Le laplacien est approximé par une combinaison linéaire de pixels voisins. Les passages par zéros du laplacien signalent la présence d'un contour. Cette méthode cependant, n'apporte aucune information sur l'orientation du contour ; en effet le laplacien est invariant par rotation. Dans les cas discrets l'opérateur est approximé par :

$$lap(i, j) = I(i+1, j) + I(i-1, j) + I(i, j+1) + I(i, j-1) - 4I(i, j) \quad (2.6)$$

L'avantage de ce filtre est l'obtention de frontières de l'épaisseur d'un pixel. Comme il y a toujours le revers de la médaille, cet opérateur est très sensible au bruit car il résulte d'une dérivée seconde. En fait, nous ne détectons pas les points dont le laplacien est nul, mais ceux pour qui il change de signe, les points de contour sont définis comme étant les transitions de régions positives et négatives.

En général, l'opérateur de laplace utilise un voisinage de  $3 \times 3$  pixels

Pour illustrer cette méthode, nous utilisons les mêmes images niveaux de gris tirées de la banque du toolbox du MATLAB. Les deux figures II.7 et II.9 représentent l'image originale cameraman, les résultats de la détection sont illustrent sur Les deux figures II.8 et II.11.



**Figure .II.7. Images Original**

**Figure .II .8 .L'image Détectée Par L'opération de Robert**



**Figure .II.9. Images Original**

**Figure .II.10 L'images Détectée Par L'opération de Prewitt**

Dans les années 1940, le physicien britannique Dennis Gabor (l'inventeur de l'holographie) découvre la première forme de représentation temps–fréquence. Il obtient une analyse temporelle en découpant arbitrairement le signal en plage de longueur limitée. Chaque plage, centrée autour du paramètre  $b$  de localisation en temps, est alors étudiée séparément des autres par l'analyse traditionnelle de Fourier, ce qui

revient à décomposer le signal sur des fonctions élémentaires  $\psi_{a,b}$  qui dérivent toutes d'une même « fonction fenêtre »  $\psi(t)$  par translation en temps (paramètre  $b$ ) et modulation en fréquence. L'inconvénient majeur de ce procédé est que la longueur de la plage est fixée une fois pour toutes. Pour contourner cette limitation, il serait souhaitable de définir d'autres méthode d'analyse qui ne privilégient aucune échelle particulière, mais qui généralisent à toutes les échelles l'analyse locale des fréquences par la méthode de Gabor. Cette remarque est à la base de la transformée en ondelette (T.O) continue ; en effet une ondelette est une fonction élémentaire très particulières. Elle est la vibration la plus courte que nous puissions envisager.

Les ondelettes sont obtenues par des dilatations et des translations d'une même fonction de base, appelée fonction mère. Cette caractéristique permet d'adapter la taille de la fenêtre d'analyse à la taille des structures présentées dans un signal contrairement à la transformée de Fourier à court terme. En fait, il y a plusieurs familles d'ondelettes qui correspondent à des décompositions différentes, la structure des calculs restant cependant la même.

### II.3.La Transformée En Ondelette :

#### II.3.1.Propriétés de La Transformée en Ondelette [8]

- La transformée en ondelettes conserve l'énergie à un constant multiplicatif pré indépendant du signal

$$C\psi = \int |f(t)|^2 dt = \iint |C_{a,b}|^2 da db \tag{2.7}$$

$$C\psi = \int |\psi(w/a)|^2 da \tag{2.8}$$

Où  $\psi(w)$  est la transformée de Fourier de  $\psi(t)$ .

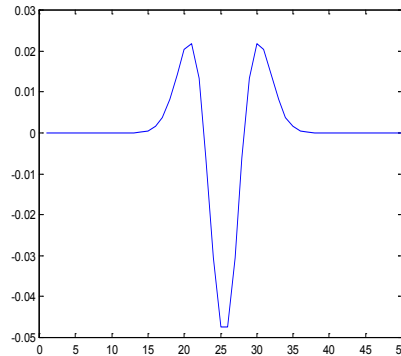
- Reconstruction du signal, en recombinaison linéairement chaque ondelettes  $\psi_{b,a}$  pondéré par le coefficient en ondelettes  $T\psi[f](b,a)$  qui est associé

on obtient la formule de reconstruction suivant :

$$F(x) = \frac{1}{C\psi} \iint T\psi[f](b,a) \psi_{b,a}(x) db da \tag{2.9}$$

**II.3.2. Détection de contour par transformée en ondelettes [9]**

Les structures irrégulières des signaux portent souvent des informations importantes, dans les images les discontinuités de l'intensité donnent la localisation des contours de l'intensité qui est un moyen performant pour la reconnaissance des objets, dans l'électrocardiogramme, l'information la plus intéressante est donnée par les phénomènes de la transition (les pics). Ainsi, la transformée en ondelettes permet de déterminer les irrégularités des signaux en découpant ces signaux en blocs élémentaires qui sont localisés dans le domaine temps – fréquence.



**Figure. II .11.l'odelette  $\psi$**

$$W_s f(x) = f * (S^2 \frac{d^2 \phi_s}{dx^2}) = S^2 \frac{d^2}{dx^2} (f * \phi_s)(x) \tag{2.10}$$

Où \* désigne la convolution:

Nous constatons que la transformée en ondelettes  $W_s(x)$  est la dérivée seconde du signal lissé à la résolution S . pour tirer les variations brusques de la fonction  $f$  , nous extrayons les passages par zéro de la Transformée en ondelettes  $W_s^b f(x)$  .

Dans la méthode zérocrossing, une étape de seuillage des passages par zéro est utile et elle nécessite le calcul de la norme du gradient (aux toits de passage par zéro ). Il faut cependant noter que la localisation la plus précise des contours est obtenue par cette dernière méthode.



Figure .II.12 détails horizontaux  $W_{2^j}^1 f(x,y)$



Figure .II .13 détails verticaux  $W_{2^j}^2 f(x,y)$ .



Figure .II.14.L'image module



Figure .II.15. L'image contour

## Conclusion :

Les filtres les plus utilisés pour ces filtrages passe-bas sont les filtres gaussiens. Le filtre obtenu par convolution avec le laplacien d'une gaussienne est connu sous le nom de LOG . Un autre filtre très utilisé et très proche du LOG est le DOG (Différence of Gaussiens) . Les gaussiennes sont bien sûr affectées des facteurs adéquats pour que la somme des parties positives du filtre soit égale à la somme des parties négatives (valeur nulle à la fréquence 0 de la fonction de transfert). [16]

**CHAPITRE III :**  
**RESULTATS EXPERIMENTAUX**

### III.1.Introduction

Le traitement d'image numérique, comprend la modification des informations numériques pour améliorer les éléments d'image à l'aide d'un ordinateur. Le traitement des images contribue à augmenter la netteté, la clarté et les fonctionnalités supplémentaires intéressantes.

Comme nous le savons déjà, nous comparons les différentes techniques de détection de contours en termes de MSE et PSNR.

### III.2.Critères d'Evaluation Des Algorithmes De Détection De Contours

On va tester la performance de la méthode proposée dans cette partie. Ensuite, une étude comparative est effectuée en utilisant un ensemble des mesures reconnues dans la littérature d'évaluation de la qualité d'image à savoir PSNR et MSE.

#### III.2.1.Erreur quadratique moyenne (MSE)

Ce critère est le plus utilisé. Il est basé sur la mesure de l'erreur quadratique moyenne (MSE) calculée entre les pixels originaux et dégradés, l'erreur quadratique moyenne, MSE permet aux chercheurs d'examiner les «vraies» valeurs de pixel de la connaissance normale avec l'image dégradée. Tel que compris par le nom, MSE représente l'ordinaire des carrés des «erreurs» entre l'image authentique et l'image bruyante. L'erreur peut être calculée comme la différence entre les valeurs de l'image originale et l'image dégradée [10].

$$MSE(x) = \frac{1}{N} \|X - X^\wedge\|^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x - X^\wedge)^2 \quad (3.1)$$

#### III.2.2 Rapport crête signal sur bruit (PSNR)

Le PSNR est défini comme le rapport entre la puissance maximale possible et le bruit se produisant qui affectent la représentation de l'image d'entrée. Habituellement, le PSNR est exprimé en décibels.

Généralement, le PSNR est utilisé par les chercheurs comme mesure de la reconstruction de qualité d'une image. Dans ce cas, les données d'origine sont utilisées comme signal et l'erreur survenue comme bruit. La valeur maximale du PSNR conduit à une qualité d'image élevée. Le PSNR est défini en utilisant le MSE et la matrice de distorsion correspondante.

Au lieu de mesurer la distorsion, cette valeur (Peak Signal to Noise Ratio, PSNR) mesure la fidélité, puisqu'elle est proportionnelle à la qualité. Tout de même, elle est une fonction de MSE ; sa définition et son utilisation proviennent du domaine du traitement de signal [11].

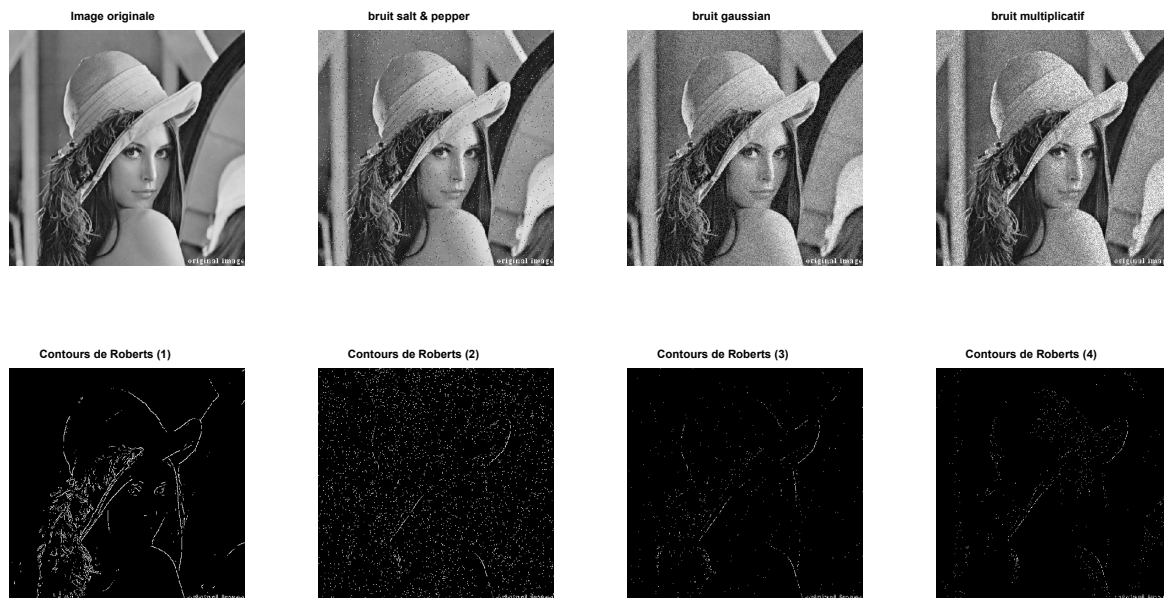
$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \left( \frac{MAX_I^2}{MSE} \right) = 20 \cdot \log_{10} \left( \frac{MAX_I}{\sqrt{MSE}} \right) \quad (3.1)$$

Pour une image à niveau de gris,  $Imax$  désigne la luminance maximale possible. Une valeur de PSNR infini correspond à une image non dégradée. Et cette valeur décroît en fonction de la dégradation. Le PSNR relie donc le MSE à l'énergie maximale de l'image.

### III.3. Evaluation et Résultats

#### III.3.1. Les méthodes classiques du 1er ordre

Nous montrons dans cette section les résultats obtenus en utilisant les opérateurs de premier ordre. Les figures III.1, 2 et 3 représentent les contours détectés par les opérateurs de Roberts, Sobel, Prewitt et Canny sur l'image Lena, Cameraman et Rice, respectivement. Subjectivement, nous constatons que l'opérateur Canny donne des meilleurs contours par rapport les autres et cela peut être justifié par son architecture qui se compose par un filtre plus un dérivateur.



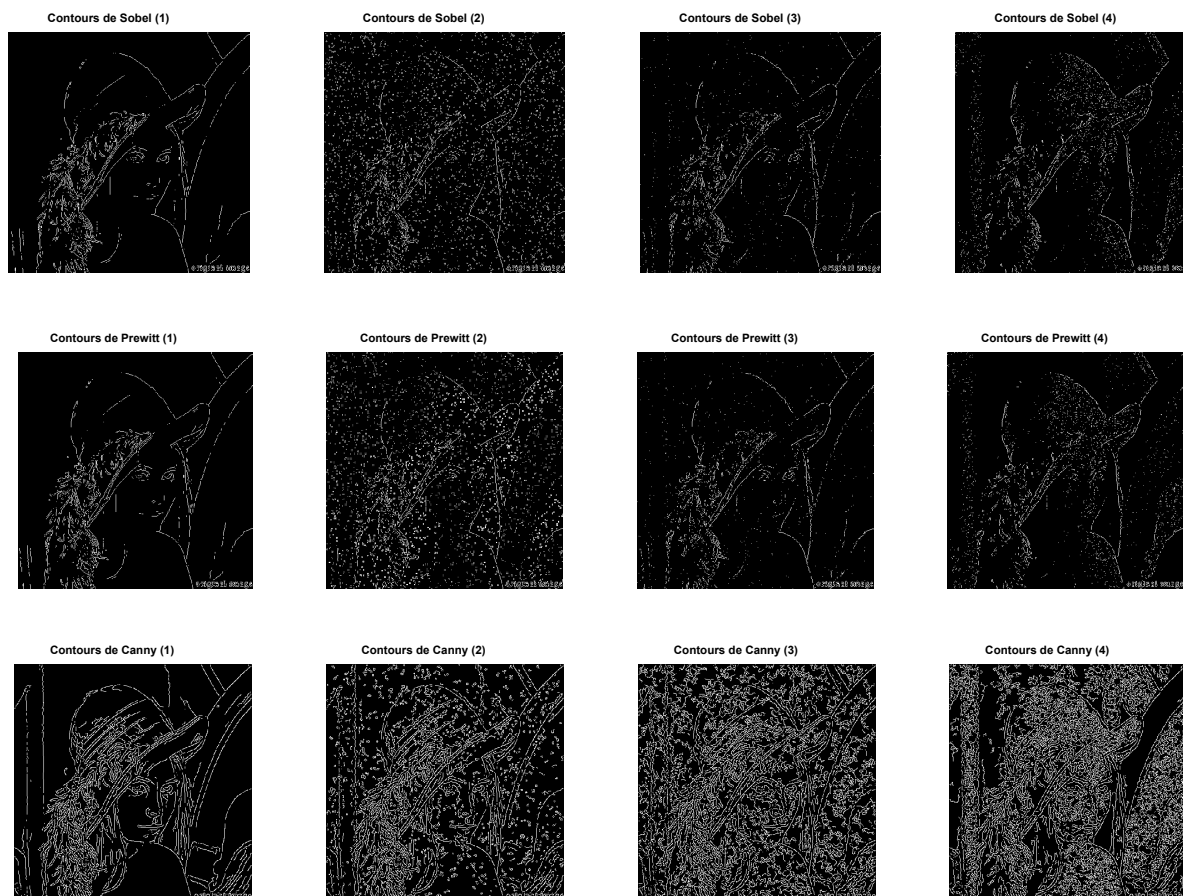


Figure.III.1. Contours détectés par les méthodes de premier ordre sur l'image *Lena*

	PSNR				MSE			
	Robert	Sobel	Prewitt	Canny	Robert	Sobel	Prewitt	Canny
<b>Bruit salt&amp;pepper</b>	13.4142	12.9918	12.4549	10.4136	0.0455	0.0502	0.0568	0.0909
<b>Bruit gaussian</b>	16.3915	15.7449	15.7146	7.7686	0.0229	0.0266	0.0268	0.1671
<b>Bruit multiplicatif</b>	15.8910	14.4022	14.5324	7.4138	0.0257	0.0362	0.0352	0.1813

Tableau.1. Performances de détecteur de contours d'ordre 1 avec les différents types de bruit sur l'image de *Lena*.



Figure.III.2. Contours détectés par les méthodes de premier ordre sur l’image *Cameraman* avec différents bruits.

	PSNR				MSE			
	Robert	Sobel	Prewitt	Canny	Robert	Sobel	Prewitt	Canny
<b>Bruit salt&amp;pepper</b>	14.3446	15.8962	16.1181	10.4086	0.0367	0.0257	0.0244	0.0910
<b>Bruit gaussien</b>	16.660	17.4940	17.4129	7.6799	0.0215	0.0178	0.0181	0.1706
<b>Bruit multiplicatif</b>	15.7568	16.8711	17.0791	7.2862	0.0265	0.0205	0.0195	0.1867

Tableau.2. Performances de détecteur de contours d’ordre 1 avec les différents types de bruit sur l’image de *Cameraman*.

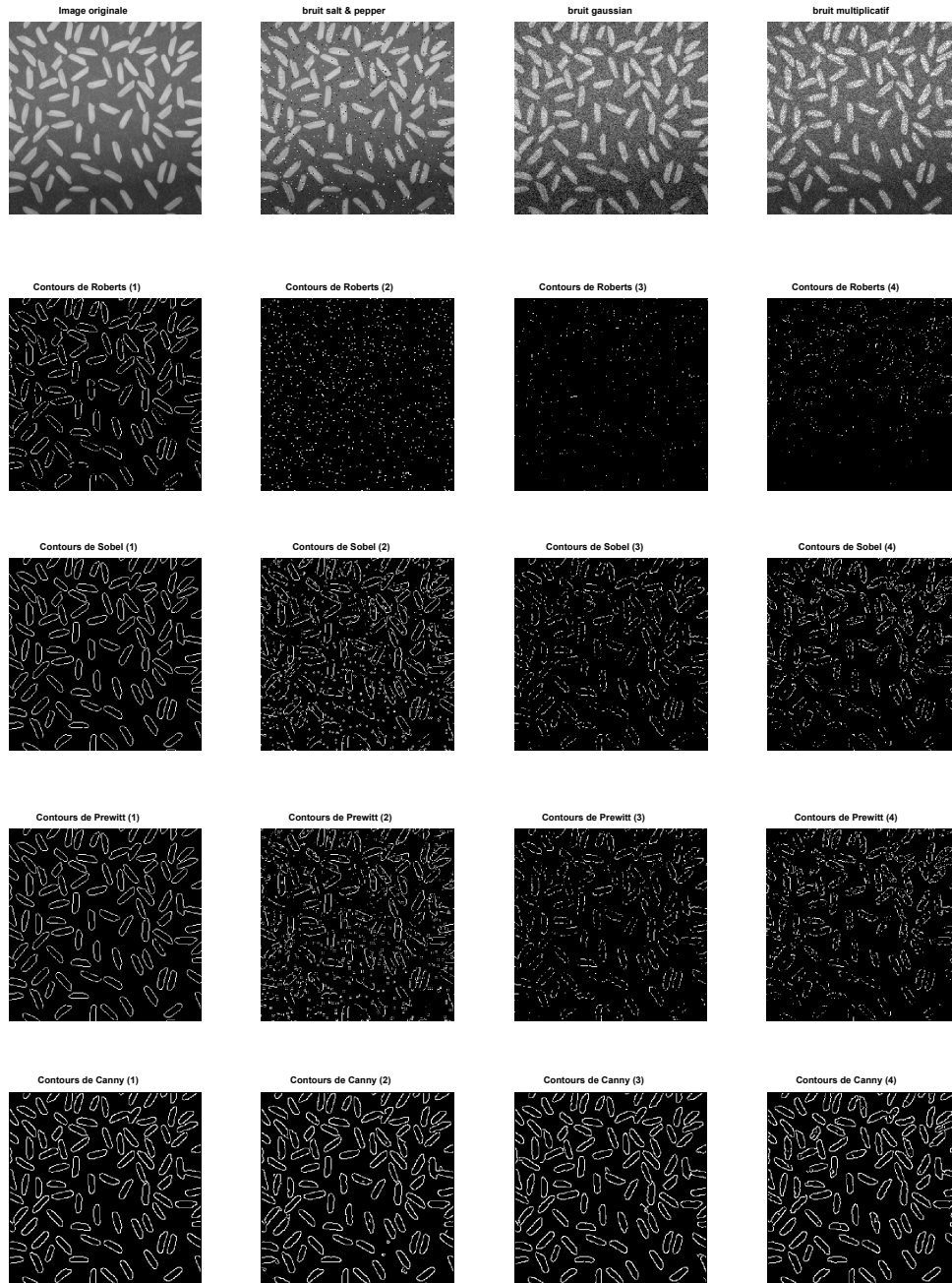


Figure.III.3. Contours détectés par les méthodes de premier ordre sur l’image *Rice* avec différents bruits.

	PSNR				MSE			
	Robert	Sobel	Prewitt	Canny	Robert	Sobel	Prewitt	Canny
<b>Bruit salt&amp;pepper</b>	10.7540	12.4710	12.2452	16.6911	0.0840	0.0566	0.0596	0.0214
<b>Bruit gaussien</b>	12.1714	12.4488	12.3475	14.7307	0.0606	0.0569	0.0582	0.0336
<b>Bruit multiplicatif</b>	12.096	11.7919	11.7204	13.7447	0.0617	0.0661	0.0672	0.0422

Tableau.3. Performances de détecteur de contours d’ordre 1 avec les différents types de bruit sur l’image de

*Rice*.

### III.3.2. Les méthodes de 2<sup>ème</sup> ordre

Nous montrons dans cette section les résultats obtenus en utilisant les opérateurs de deuxième ordre. Les figures III.4, 5 et 6 représentent les contours détectés par les opérateurs de LOG et DOG, sur l'image Lena, Cameraman et Rice, respectivement. Subjectivement, nous constatons que l'opérateur LOG donne des meilleurs contours par rapport les autres et cela peut être justifié par son architecture que se compose par un filtre plus un dérivateur.

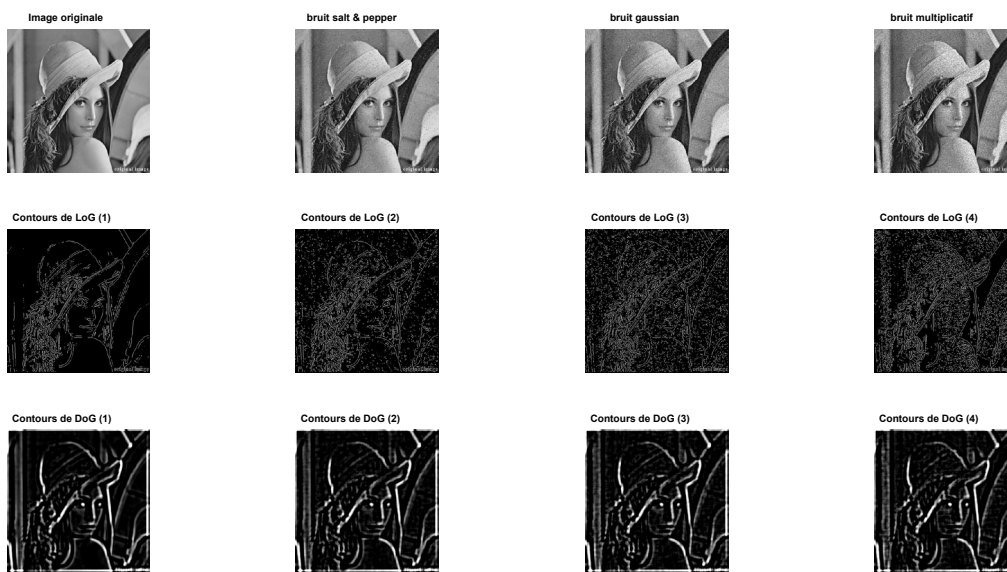
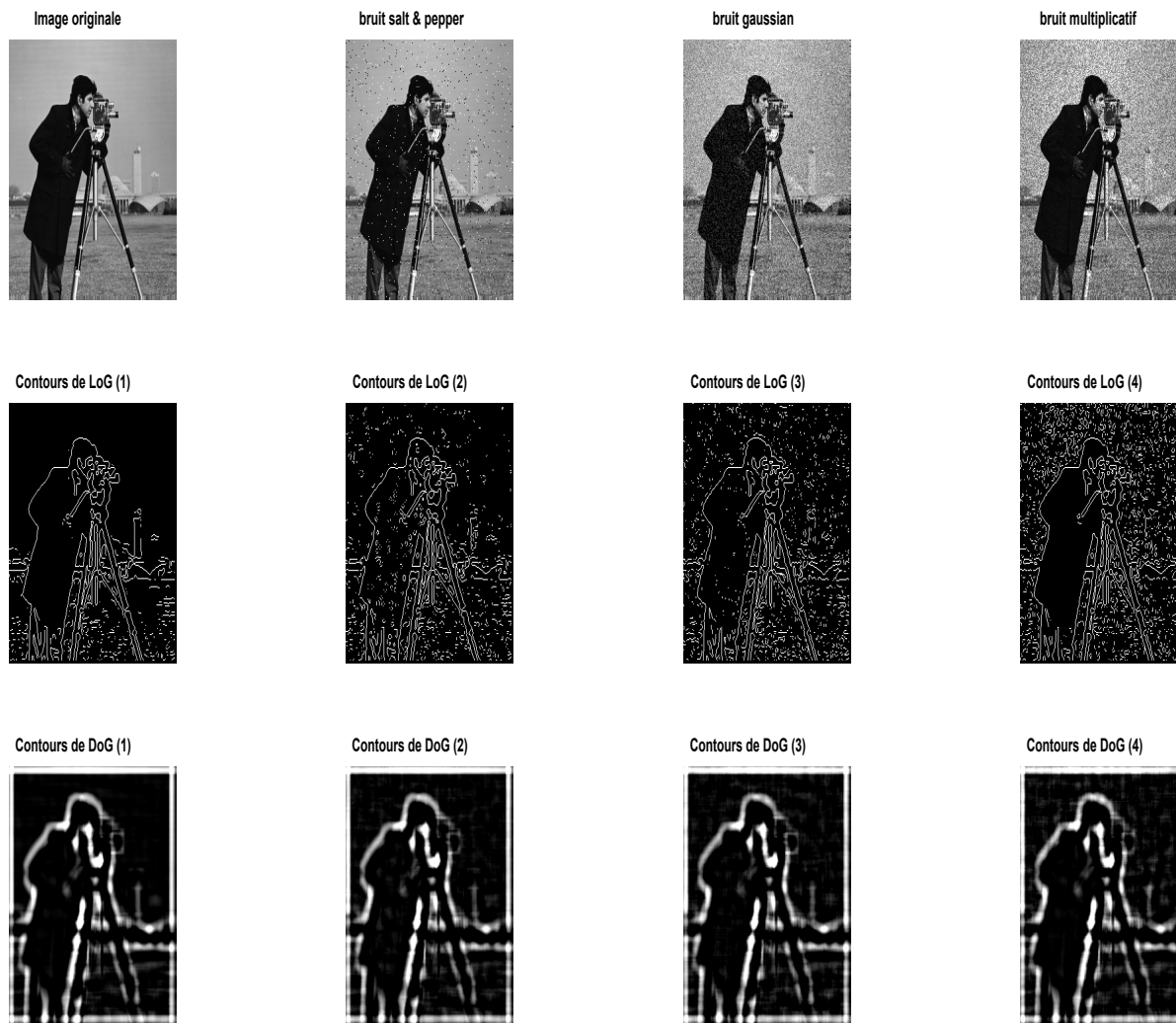


Figure.III.4. Contours détectés par les méthodes de deuxième ordre sur l'image *Lena* avec différents bruits.

	LoG		DoG	
	PSNR	MSE	PSNR	MSE
<b>Bruit salt&amp;pepper</b>	12,29	27,63	0,0017	0,4516
<b>Bruit gaussien</b>	10,47	25,84	0,0026	0,2400
<b>Bruit multiplicatif</b>	10,03	24,39	0,0036	0,2949

Tableau.4. Performances de détecteur de contours d'ordre 2 avec les différents types de bruit sur l'image de *Lena*.



**Figure.III.5.** Contours détectés par les méthodes de deuxième ordre sur l'image *Cameraman* avec différents bruits.

	LoG		DoG	
	PSNR	MSE	PSNR	MSE
<b>Bruit salt&amp;pepper</b>	13,53	27,75	0,0442	0,0016
<b>Bruit gaussian</b>	12,14	25,97	0,0610	0,0025
<b>Bruit multiplicatif</b>	10,72	24,36	0,0845	0,0036

**Tableau.5.** Performances de détecteur de contours d'ordre 2 avec les différents types de bruit sur l'image de *Cameraman*.

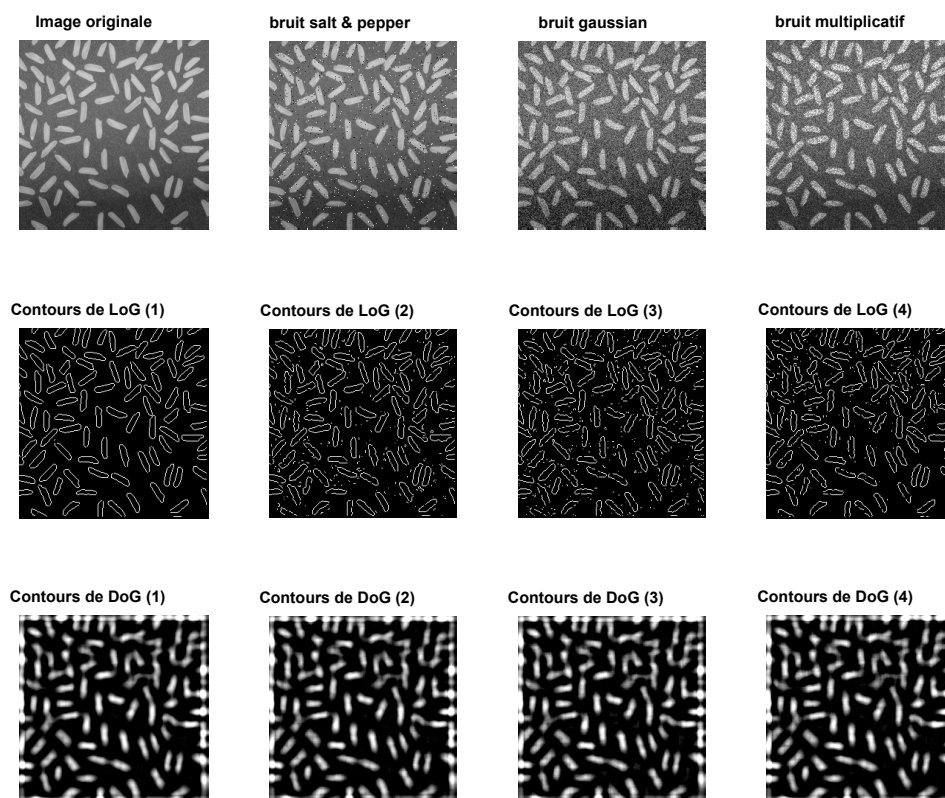


Figure.III.6. Contours détectés par les méthodes de deuxième ordre sur l'image *Rice* avec différents bruits.

	LoG		DoG	
	PSNR	MSE	PSNR	MSE
<b>Bruit salt&amp;pepper</b>	14,49	27,99	0,0355	0,0015
<b>Bruit gaussian</b>	12,74	25,56	0,0531	0,0027
<b>Bruit multiplicatif</b>	12,53	25,81	0,0558	0,0026

Tableau.6. Performances de détecteur de contours d'ordre 2 avec les différents types de bruit sur l'image de *Rice*.

### III.3.3 La méthode basée sur la transformée de l'ondelette

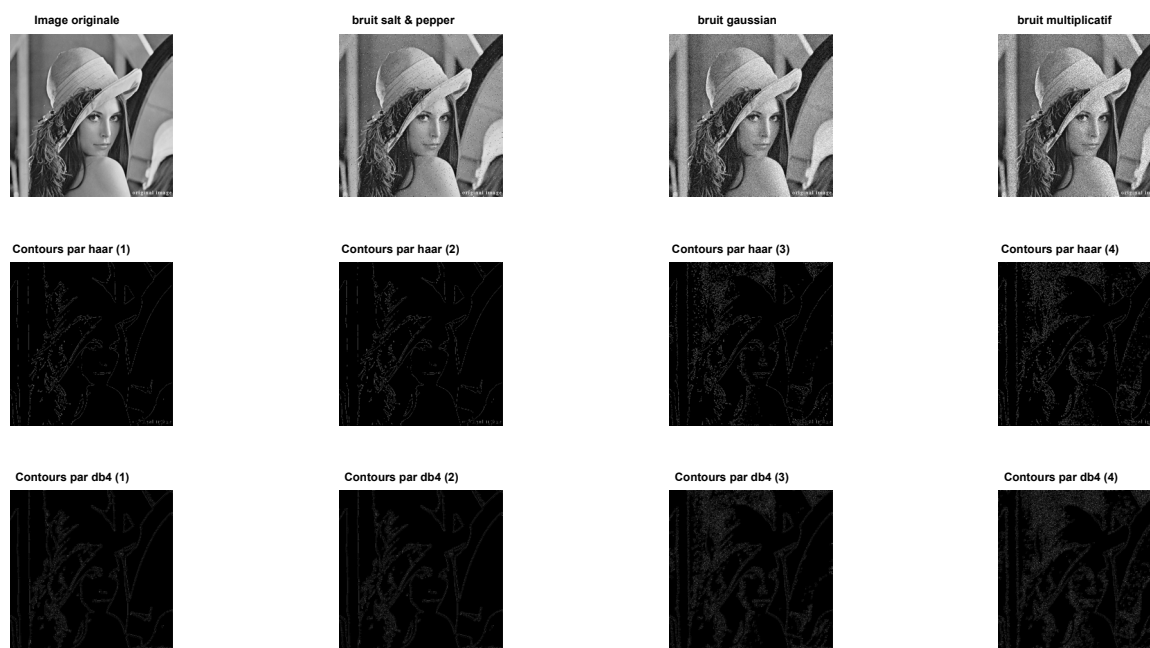
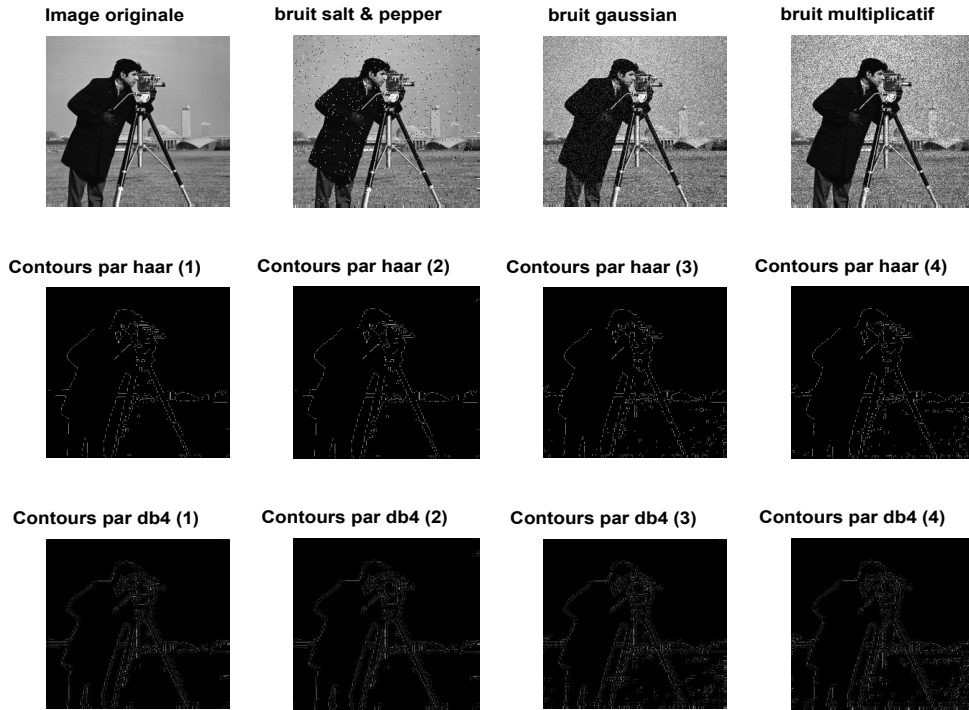


Figure.III.7. Contours détectés par les méthodes de deuxième ordre sur l'image *Lena* avec différents bruits.

	Ondelette 'Haar'		Ondelette 'db4'	
	PSNR	MSE	PSNR	MSE
<b>Bruit salt&amp;pepper</b>	30,30	30,67	0,0009	0,0008
<b>Bruit gaussian</b>	16,41	17,04	0,0228	0,0197
<b>Bruit multiplicatif</b>	15,15	15,88	0,0305	0,0257

Tableau.7. Performances de détecteur de contours par les ondelettes avec les différents types de bruit sur l'image *Lena*.



**Figure.III.8.** Contours détectés par les méthodes de deuxième ordre sur l’image *Cameraman* avec différents bruits.

	Ondelette ‘Haar’		Ondelette ‘db4’	
	PSNR	MSE	PSNR	MSE
<b>Bruit salt&amp;pepper</b>	31,28	31,13	0,0007	0,0007
<b>Bruit gaussian</b>	20,96	21,47	0,0079	0,0071
<b>Bruit multiplicatif</b>	20,85	21,35	0,0082	0,0073

**Tableau.8.** Performances de détecteur de contours par les ondelettes avec les différents types de bruit sur l’image *Cameraman*.

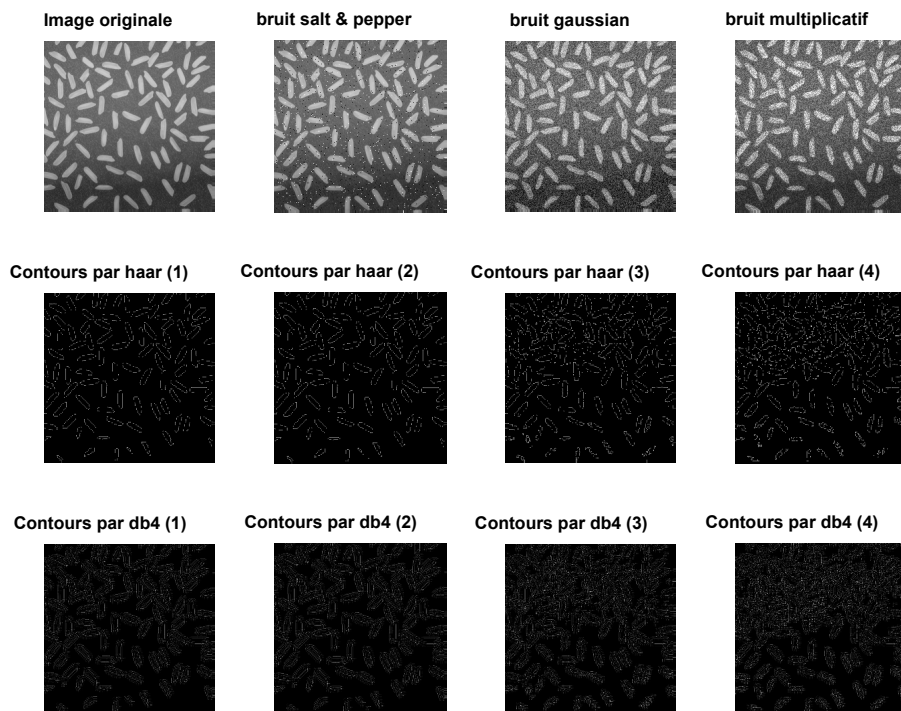


Figure.III.9. Contours détectés par les méthodes de deuxième ordre sur l'image *Rice* avec différents bruits.

	Ondelette 'Haar'		Ondelette 'db4'	
	PSNR	MSE	PSNR	MSE
<b>Bruit salt&amp;pepper</b>	28,93	29,04	0,0012	0,0012
<b>Bruit gaussian</b>	16,09	16,59	0,0245	0,0219
<b>Bruit multiplicatif</b>	14,86	15,40	0,0326	0,0288

Tableau.9. Performances de détecteur de contours par les ondelettes avec différents types de bruit sur l'image de Rice.

### III.4. Récapitulatif

Une valeur de PSNR infini correspond à une image non dégradée. Et cette valeur décroît en fonction de la dégradation. Le PSNR relie donc le MSE à l'énergie maximale de l'image.

La valeur minimale de MSE conduit à la meilleure image. L'idée est que plus le PSNR est grand, plus l'image dégradée est facile à reconstruire pour correspondre à l'image normale et à l'algorithme de reconstruction plus simple.

Cela se produirait parce que nous souhaitons minimiser le MSE entre les images par rapport à la valeur de signal maximale de l'image. Pour cette analyse, nous avons pris trois

images d'entrée: l'image de la fille *lena* (image d'entrée1), l'image du *caméraman* (image d'entrée2) et l'image du *Rice* (image d'entrée 3). Et leurs valeurs PSNR et MSE respectives pour chaque technique indiquent que les dérivés de second ordre, c'est-à-dire LoG et Dog, améliorent les dérivés de premier ordre tels que sobel, prewitt, robert et opérateur de canny en raison de leur PSNR maximum et de leur MSE minimum en conséquence.

### III.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous comparons des opérateurs de détection de contours différents et les tests expérimentaux ont été menés à l'aide de MATLAB.

Les dérivés du premier ordre ne fournissent pas les meilleurs résultats par rapport au 2ème ordonner les filtres dérivés. Les opérateurs LOG et DOG ont présenté les meilleurs résultats pour la perception visuelle et la quantité de contours.

La conséquence des dérivés du 2ème ordre est copieuse et atteint le niveau d'amélioration élevé. L'image distinguée de contours obtenue est utilisée pour les phases ultérieures du processus d'accusé de réception.

Au fur et à mesure des travaux futurs, nous pouvons améliorer la qualité de l'image en concevant un nouveau filtre sur les limitations afin que l'image puisse être améliorée par sa résolution en réduisant le bruit.

## **CONCLUSION GENERALE**

Dans ce travail, le problème de l'évaluation de la qualité d'images a été abordé. Des méthodes d'évaluation ont été présentées afin d'évaluer la qualité d'une image. Ces méthodes peuvent être divisées en deux classes : subjectives et objectives.

Dans la pratique, l'évaluation subjective est habituellement trop inconmode, longue et très coûteuse. Afin d'éviter ce problème, il est nécessaire d'évaluer la qualité des images compressées ; ceci est réalisé par une mesure de la dégradation en terme d'erreur moyenne quadratique (MSE) ou encore le rapport signal sur bruit (PSNR). La mesure du PSNR jusqu'à aujourd'hui est considérée comme un critère d'évaluation de la qualité le plus utilisé en traitement d'images. Cependant le PSNR est une mesure qualitative qui nécessite parfois une évaluation subjective de la dégradation. En plus, les résultats de ces méthodes ne sont pas souvent conformes à l'évaluation subjective.

## Bibliographie:

- [1] **Yoann. Scuol**, 'Introduction au traitement d'images Détection de contours et segmentation', Semestre de Printemps, 2009, Branche SIT.
- [2] **Séverine Dubuisson**, 'Introduction au traitement d'images', Fondements du Traitement d'Images, novembre, 2006.
- [3] **AHMED SEGHIR, Zianou.** : 'Evaluation de la qualité d'image', Université de Mentouri – Constantine, THESE de doctorat, 2012.
- [4] **Van Droogenbroeck, Marc.** "Traitement numérique des images." (2007).
- [5] **R.DERRICHE**, « Techniques d'Extraction de Contours », WWW. Manipulation. Images. Html.
- [6] [http://www.tsi.enst.fr/pages/enseignement/ressources/beti/filtres\\_lin\\_nlin/filtres.html](http://www.tsi.enst.fr/pages/enseignement/ressources/beti/filtres_lin_nlin/filtres.html).
- [7] **Y.MEYER, S. JAFFARD et O.RIOUL**, « l'analyse par ondelette », *Pour la science*, PP. 28-35, Septembre 1987.
- [8] **S.MALLAT et W.HWANG**, « Singularity Detection And Processing with Wavelet », *IEEE Transaction On Information Théory*, Vol. 38,N0. 2, PP. 674-693, March 1992.
- [9] **Z. MESSALI**, « Méthode Hybride à Base d'Ondelettes pour La Détection de Contour avec La Règle de Fusion (AND) », Thèse de Magistère, Université de Constantine, Avril 1996
- [10]. "Peak Signal to Noise Ratio As An Image Quality Metric", Sep 11, 2013
- [11] **Pooja Kaushik and Yuvraj Sharma**," Comparison Of Different Image Enhancement Techniques Based Upon Psnr & Mse", International Journal of Applied Engineering Research, ISSN 0973-4562 Vol.7 No.11 (2012).
- [12] <https://www.mccormick.northwestern.edu/documents/students / undergraduate / introduction-to-matlab.pdf>
- [13]. **N. Senthilkumaran and R. Rajesh**, "Edge DetectionTechniques for Image Segmentation - A Survey",Proceedings of the International Conference on ManagingNext Generation Software Applications (MNGSA08),2008, pp.749-760.

## RESUME

Il existe dans le domaine du traitement d'images un grand nombre de filtres de détection de contours. Cependant le choix du filtre reste souvent subjectif, par l'observation de l'image résultat. Notre recherche se base sur les systèmes de détection de contours avec leurs fonctions, leurs avantages et leurs inconvénients. A cet effet, nous comparerons les procédures de détection de contours.

Il nous paraît délicat de comparer les performances de filtres numériques avec des critères définis dans le domaine continu. La comparaison est terminée sur la base des images détectées latérales avec leurs valeurs PSNR (rapport signal / bruit de crête) et MSE (erreur quadratique moyenne) pour des stratégies exclusives

Les critères que nous avons utilisés servent à évaluer les performances des filtres de détection de contours. Ils permettent de comparer les filtres qu'ils soient à réponse impulsionnelle, c'est à dire calculés à partir d'une convolution avec un masque de coefficients ou par l'intermédiaire d'une équation de récurrence.

**Mots clés** Traitement d'images ; Détection de contours ; Filtres ; PSNR ; MSE.

## ABSTRACT

There are a large number of edge detection filters in the field of image processing. However, the choice of filter is often subjective, by observing the result image. Our research is based on edge detection systems with their functions, advantages and disadvantages. To this end, we will compare the edge detection procedures.

We find it difficult to compare the performance of digital filters with criteria defined in the continuous domain. The comparison is completed based on the detected side images with their PSNR (peak signal-to-noise ratio) and MSE (root mean square error) values for exclusive strategies

The criteria we have used to evaluate the performance of edge detection filters. They make it possible to compare the filters whether they are impulse response, that is to say calculated from a convolution with a mask of coefficients or through a recurrence equation.

**Keywords:** Image processing; Contour detection; Filters; PSNR; MSE.

## ملخص

يوجد عدد كبير من مرشحات الكشف عن الحواف في مجال معالجة الصور. ومع ذلك ، فإن اختيار المرشح غالبًا ما يكون ذاتيًا ، من خلال مراقبة الصورة الناتجة. يعتمد بحثنا على أنظمة الكشف عن الحواف بوظائفها ، مزاياها وعيوبها. تحقيقا لهذه الغاية ، سنقارن إجراءات الكشف عن الحافة.

نجد صعوبة في مقارنة أداء المرشحات الرقمية بالمعايير المحددة في المجال المستمر. اكتملت المقارنة بناءً على الصور الجانبية المكتشفة مع قيم PSNR (نسبة الإشارة إلى الضوضاء) وقيم MSE (جذر متوسط الخطأ التربيعي) للاستراتيجيات الحصرية. تُستخدم المعايير التي قمنا بتطويرها لتقييم أداء مرشحات الكشف عن الحواف. إنها تجعل من الممكن مقارنة المرشحات سواء كانت استجابة اندفاعية، أي محسوبة من الالتواء مع قناع من المعاملات أو من خلال معادلة التكرار.