

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



Université Echahid Hamma Lakhdar d'El-Oued

FACULTE DE TECHNOLOGIE

DEPARTEMENT DE GENIE ÉLECTRIQUE

Mémoire de fin d'étude

Présenté pour l'obtention du diplôme de

MASTER ACADEMIQUE

Domaine : Sciences et Technologies

Filière : Télécommunications

Spécialité : Systèmes de télécommunications

Thème

**Comparaison entre les méthodes de détection
de contours des images**

Réalisé par :

- MERIGA Baha elddine
- CHABROU Tedjani

Encadré par :

Pr. HETTIRI Messaoud

Année Universitaire 2025/2026



﴿ رَبَّنَا لَا تُؤَاخِذْنَا إِنْ نَسِينَا أَوْ أَخْطَأْنَا رَبَّنَا وَلَا تَحْمِلْ عَلَيْنَا إَصْرًا كَمَا حَمَلْتَهُ
عَلَى الَّذِينَ مِنْ قَبْلِنَا رَبَّنَا وَلَا تُحَمِّلْنَا مَا لَا طَاقَةَ لَنَا بِهِ وَاعْفُ عَنَّا وَارْحَمْنَا أَنْتَ
مَوْلَانَا فَانصُرْنَا عَلَى الْقَوْمِ الْكَافِرِينَ ﴾ سورة البقرة : الآية 286 .

" صدق الله العظيم "

Remerciements



Je rends tout d'abord grâce à Dieu, le Tout-Puissant, pour m'avoir accordé le courage et la persévérance nécessaires tout au long de ces années d'études.

*J'exprime ma profonde gratitude et mes sincères remerciements à Monsieur le Docteur **HETTIRI Messaoud**, enseignant-chercheur à l'Université Echahid Hamma Lakhdar d'El Oued, pour avoir accepté d'encadrer ce travail et pour la qualité de son accompagnement.*

Je remercie également les éminents membres du jury qui m'ont fait l'honneur de juger ce mémoire et d'enrichir mon travail par leurs observations constructives.

Ma reconnaissance va aussi à toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont contribué à l'élaboration et à la réalisation de cette recherche.

Enfin, je souhaite adresser un remerciement tout particulier à mes parents, dont le soutien indéfectible et l'encouragement constant ont été une source précieuse de motivation durant l'ensemble de mon parcours académique.

Dédicaces



Je dédie ce modeste travail :

À mes très chers parents, piliers de ma vie, pour leur amour inconditionnel et leur soutien sans faille à chaque étape de mon parcours.

À mes sœurs adorées et à toute ma grande famille, dont l'affection et la tendresse m'ont toujours porté.

À mes amis fidèles, qui ont su partager mes joies comme mes difficultés.

À toutes celles et ceux que j'aime profondément et qui m'accordent leur amour en retour.

Enfin, à vous, en témoignage de respect et de gratitude.

BAHA ELDDINE

Résumé Abstract

الملخص

Résumé

La détection des contours d'une image est nécessaire pour obtenir des informations relatives à sa taille et à sa forme. De nombreuses méthodes permettent de détecter les contours, notamment les opérateurs de Prewitt, de Laplace et de Kirsch. Chaque méthode présente des performances et des résultats différents. Cette étude vise donc à analyser et comparer les performances des opérateurs de Prewitt, de Laplace et de Kirsch.

Mots-clés : détection des contours, les opérateurs de Prewitt, de Laplace et de Kirsch.

Abstract

Edge detection is necessary to obtain information about an image's size and shape. Numerous methods exist for edge detection, including the Prewitt, Laplace, and Kirsch operators. Each method exhibits different performance and results. This study therefore aims to analyze and compare the performance of the Prewitt, Laplace, and Kirsch operators.

Keywords: Edge detection, Prewitt, Laplace, and Kirsch operators.

المخلص

يُعد اكتشاف الحواف ضروريًا للحصول على معلومات حول حجم الصورة وشكلها. توجد طرق عديدة لاكتشاف الحواف، منها مُعاملات Prewitt ، Laplace ، وKirsch . تُظهر كل طريقة أداءً ونتائج مختلفة. لذا، تهدف هذه الدراسة إلى تحليل ومقارنة أداء مُعاملات Prewitt ، Laplace ، وKirsch .

الكلمات المفتاحية : اكتشاف الحواف , مُعاملات Prewitt ، Laplace ، وKirsch .

A decorative orange scroll graphic with a light orange gradient fill and a darker orange border. The scroll is unrolled in the center, with the word 'Sommaire' written in a large, bold, black serif font. The top and bottom edges of the scroll are slightly curved, and there are small circular details at the corners where the scroll would be attached.

Sommaire

RESUME.....	I
ABSTACT.....	II
الملخص	III
SOMMAIRE	IV
LISTES DE FIGURES.....	VI
LISTES DE TABLEAUX.....	VII
NOTATIONS ET SYMBOLES	ERREUR ! SIGNET NON DEFINI.
INTRODUCTION GENERALE.....	

CHAPITRE I : NOTION DE BASE SUR LE TRAITEMENT D'IMAGE NUMERIQUE

I.1 INTRODUCTION.....	4
I.2 L'IMAGE NUMERIQUE.....	4
I.3 LES ATTRIBUTS D'UNE IMAGE	5
I.4 LES DIFFERENTS TYPE D'IMAGE.....	10
I.5 LES FORMATS D'IMAGE NUMERIQUE.....	12
I.6 ACQUISITION D'IMAGE NUMERIQUE.....	14
I.7 TRAITEMENT D'IMAGES.....	15
I.8 LES DIFFERENTS TYPES DE TRAITEMENT D'IMAGE.....	18
I.9 SEUILLAGE D'IMAGE	23
I.10. CONCLUSION	23

CHAPITRE II

LA DETECTION DES CONTOURS

II.1 INTRODUCTION.....	25
II.2 DETECTION DE CONTOURS.....	25
II.3. L'EFFET MUTUEL ENTRE DETECTEURS ET CONTOURS.....	27
II.4. LES APPROXIMATIONS DE DETECTION DE CONTOURS	27
II.5 DETECTION DE CONTOUR PAR SEUILLAGE A HYSTERESIS	34
II.6 ALGORITHMES DE DETECTION DE CONTOURS	34
II.7 MESURE DE PRECISION	39
II.8 CHOIX DES MASQUE	40
II.9 LES SEUILS DE CHAQUE METHODE DE DETECTION DE CONTOUR.....	40
II.10 CHOIX D'UN DETECTEUR DE CONTOURS	40
II.11 FILTRES NUMERIQUES A REPONSE IMPULSIONNELLE FINIE RIF	41
II.12 CONCLUSION	43

CHAPITRE III
SIMULATION ET RESULTATS

III.1. INTRODUCTION	45
III.2. IMAGE D'ENTREE	45
III.2. CONCLUSION	50
CONCLUSION GENERALE	51
BIBLIOGRAPHIE	51



LISTE DES FIGURES

FIGURE I.1 : IMAGE NUMERIQUE [1]	4
FIGURE I.2 : L'IMAGE NUMERIQUE ET NOTION DE PIXEL [1].....	5
FIGURE I.3 : CONVERSION D'UNE IMAGE ANALOGIQUE EN UNE IMAGE NUMERIQUE.	5
FIGURE I.4 : UN PIXEL D'UNE IMAGE [4]	6
FIGURE I.5: EXEMPLE DE CONTRASTE[9].	7
FIGURE I.6 : HISTOGRAMME D'IMAGE[9].....	8
FIGURE I.7 : CONTENU D'UNE IMAGE [5].....	9
FIGURE I.8 : EXEMPLE D'UN DETAIL D'UNE IMAGE BINAIRE DONT LA COULEUR EST CODEE EN 0 OU EN 1[8].....	10
FIGURE I.9 : VALEURS DES NIVEAUX DE GRIS ET TEINTES DE GRIS CORRESPONDANTES [1].	10
FIGURE I.10 : EXEMPLE D'UNE IMAGE EN NIVEAUX DE GRIS [1].	11
FIGURE I.11 : IMAGE EN COULEURS[9].....	11
FIGURE I.12 : IMAGE NUMERIQUE MATRICIELLE [9].	12
FIGURE I.13 : IMAGE VECTORIELLE ET IMAGE BITMAP [10].....	14
FIGURE I.14 : L'ACQUISITION DES IMAGES [11].	15
FIGURE I.15 : EXEMPLE DE TRAITEMENTS D'IMAGE [4]	19
FIGURE I.16 : SCHEMA EXPLICATIF DE LA CONVOLUTION [13].	19
FIGURE I.17 : EXEMPLE D'AMELIORATION D'IMAGE [9].	21
FIGURE I.18 : EXEMPLE DE RESTAURATION D'IMAGE [9].....	21
FIGURE I.19 : SEGMENTATION D'UNE IMAGE COULEUR [14].....	23
FIGURE I.20 : LA FONCTION SEUILLAGE [3].	23
FIGURE II.1 : LES TYPES DE CONTOURS [5].	26
FIGURE II.2 : PRINCIPE DE LA DETECTION DE CONTOUR PAR GRADIENT OU LAPLACIEN, (A) CONTOUR DE TYPE MARCHE. (B) DERIVEE PREMIERE. (C) DERIVEE SECONDE [17].....	28
FIGURE II.3 : SEUILLAGE DU GRADIENT.....	29
FIGURE II.4 : LES MASQUES DE GRADIENT.	30
FIGURE II.5: ILLUSTRATION DE L'APPLICATION DE MASQUE VERTICAL ET HORIZONTAL [21].	31

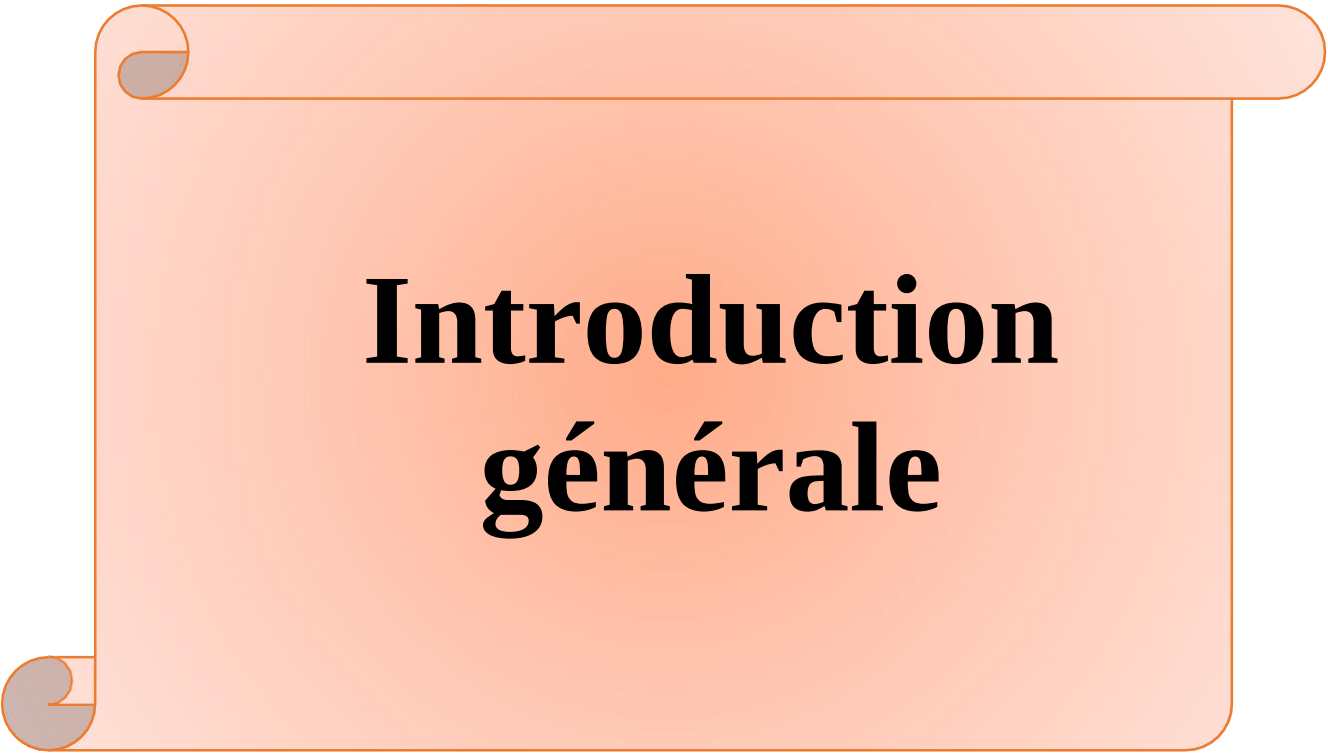
FIGURE II.6: MASQUE DE LAPLACIEN DE 4-CONNEXITES [22].	32
FIGURE II.8: COMPARAISON ENTRE LAPLACIEN 4 ET 8 CONNEXITES [9].	32
FIGURE II.9: MASQUES DE CONVOLUTION LAPLACIEN DE GAUSSIEN [23].	33
FIGURE II.10: LAPLACIEN D'UNE GAUSSIENNE "CHAPEAU MEXICAIN".	33
FIGURE II.11: REPRESENTATION DU SEUILLAGE PAR HYSTERESIS UTILISE [24] .	34
FIGURE II.12: MASQUES DE CONVOLUTION D'OPERATEUR DE PREWITT (C=1) [25].	35
FIGURE II.13: NOYAUX DE CONVOLUTION SOBEL	36
FIGURE II.14: EXEMPLE D'APPLICATION DE L'OPERATEUR DE SOBEL.	36
FIGURE II.15: OBTENTION DU MODULE DU GRADIENT PAR FILTRAGE DE CANNY.	38
FIGURE II.16 : STRUCTURE D'UN FILTRE RIF [33].	41
FIGURE 2. ENSEMBLE DE DONNEES POUR LA DETECTION DES CONTOURS.	46
FIGURE 3. RESULTATS DE LA DETECTION DES CONTOURS DES IMAGES.	48

A large, light orange rectangular graphic with rounded corners and a thin orange border. It features a scroll-like effect with a darker orange shadow on the top-left and bottom-left corners, giving it a three-dimensional appearance.

LISTE DES TABLEAUX

TABLEAU I.1 : CODAGE DES COULEURS [1].	8
TABLEAU I.2 : QUELQUES EXEMPLES D'ALGORITHMES DE TRAITEMENT D'IMAGES [12].	16
TABLEAU II.1 : LES CARACTERISTIQUES DE FILTRE ROBERTS [30].	39
TABLEAU II.2 : L'ECHELLE DE PRECISION POUR LES ALGORITHMES CANNY ET SOBEL [31].	39
TABLEAU 1. VALEUR MSE DE CHAQUE IMAGE POUR CHAQUE METHODE	49

.

An orange scroll graphic with a light orange background and a darker orange border. The scroll is partially unrolled, with the top and bottom edges showing a darker orange band. The text is centered on the main body of the scroll.

Introduction générale

INTRODUCTION GENERALE

La détection de contours consiste à localiser les changements abrupts d'intensité des pixels, usuellement associés à des discontinuités dans une image. C'est un des problèmes fondamentaux du traitement d'images qui a été largement étudié car il trouve son intérêt dans de nombreuses applications : compression, reconnaissance de formes ou extraction de caractéristiques par exemple.

La détection des contours est l'une des missions essentielles dans le domaine du traitement d'images. Des tâches avancées de traitement d'image telles que la détection et la reconnaissance d'objets, la segmentation, l'encodage d'image ainsi que la vision robotique reposent sur l'exactitude de la détection des contours. On utilise des algorithmes de détection de contours pour identifier les frontières des objets présents dans l'image.

Rani et al. [14] ont comparé l'efficacité des algorithmes de détection de contours de Sobel, du Laplacien et de la transformée de Hough pour la détection de contours dans des images métalliques et non métalliques. Différents paramètres ont été utilisés pour la comparaison, notamment la précision de la détection des contours, l'efficacité de la réduction du bruit et la vitesse d'exécution. Concernant la détection des vides, des limites, des lignes ou des courbes, ainsi que de leur orientation, le Laplacien s'est avéré plus performant que les autres algorithmes de détection.

Ghosal [15] a mené une étude sur la stéganographie utilisant la méthode de Kirsch pour la détection des contours, en appui au processus de stéganographie. Cette étude montre que le détecteur de contours de Kirsch est capable de détecter davantage de pixels de contour que les détecteurs de contours traditionnels.

D'après l'étude bibliographique réalisée, il est établi que la détection des contours à l'aide des opérateurs de Prewitt, Laplace et Kirsch s'est avérée supérieure pour la détection des contours d'images dans chaque étude.

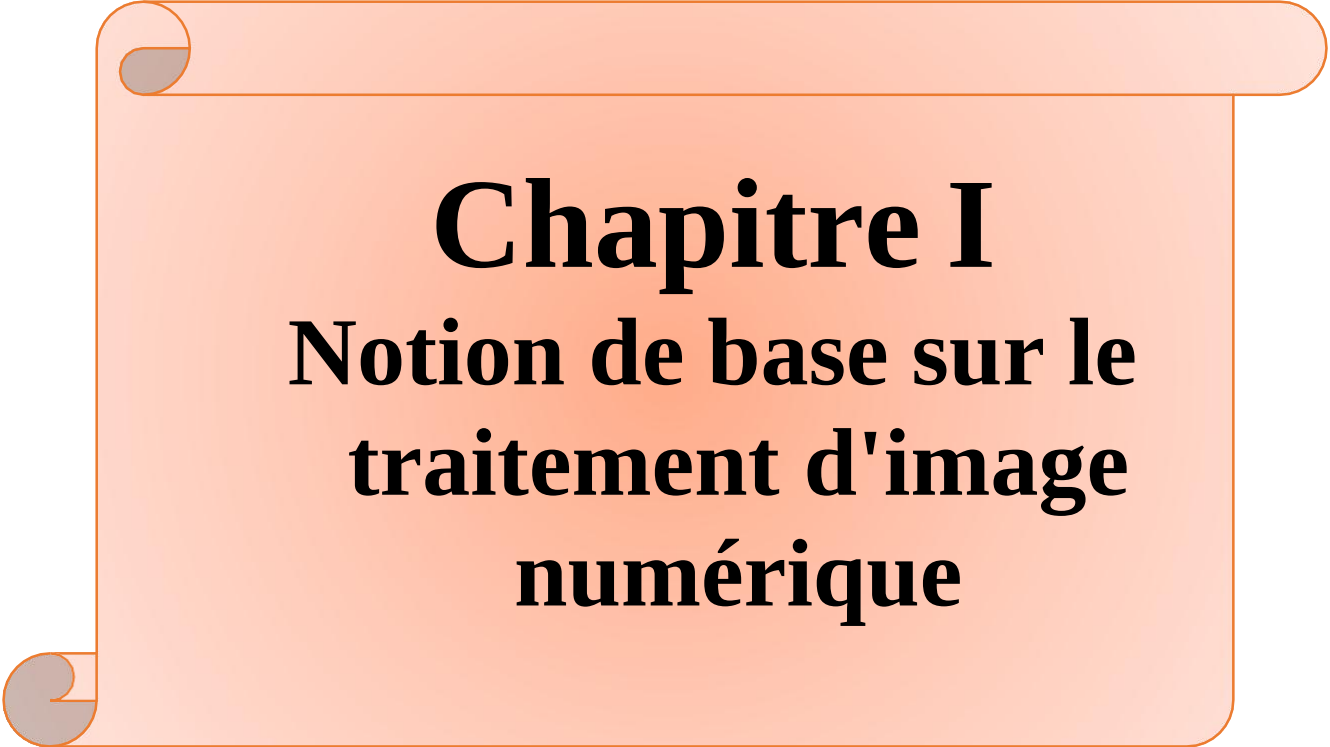
Cependant, chaque étude utilise des comparaisons et des paramètres différents, de sorte que les résultats obtenus ne sont pas vraiment considérés comme représentatifs de la qualité.

Le premier chapitre présente des notions de base sur le traitement d'image numérique. Nous y présentons des informations générales utilisées dans ce domaine. Nous expliquons ensuite les concepts nécessaires à la compréhension du traitement d'image numérique. Puis, nous abordons la structure générale, les principaux objectifs et les applications d'un système automatisé de vérification de liens de parenté. Enfin, nous présentons les différentes bases de données utilisées.

Le deuxième chapitre offre une vue d'ensemble des différentes méthodes de détection des contours, puis nous présentons les avantages et les inconvénients de chaque méthode.

Le troisième et dernier chapitre présente les résultats expérimentaux obtenus pour chaque méthode. Nous terminons ce chapitre par une discussion avec interprétation des résultats.

Nous concluons notre thèse par une synthèse générale et les perspectives d'avenir de cette méthodologie.



Chapitre I

Notion de base sur le traitement d'image numérique

I.1 Introduction

De nos jours, l'image numérique est intégrée à notre quotidien, que ce soit à travers la télévision, les téléphones portables, l'imagerie médicale, la gestion du trafic ou encore la robotique. Dans tous ces secteurs, l'image numérique occupe une place prépondérante. L'image numérique est un domaine de recherche et de développement fascinant. L'usage de la technologie de traitement d'image consiste à modifier des images via l'emploi d'algorithmes, et se réfère généralement à la manipulation d'une image en deux dimensions par un ordinateur. L'image numérique est principalement traitée pour deux raisons : améliorer les informations visuelles afin qu'elles soient facilement interprétables par l'homme, et effectuer un traitement d'image destiné au stockage, à la transmission et à la représentation, permettant ainsi une perception autonome de l'appareil. Ce chapitre se focalisera sur l'explication de l'image numérique, l'exposition de ses caractéristiques, ainsi que son champ d'application et des exemples dans le domaine du traitement d'image.

I.2 L'image numérique

Un ensemble de pixels, soit des points numériques, constitue une image numérique. Un pixel (diminutif de Picture Element) est considéré comme l'élément le plus élémentaire d'une image numérique raster. Pour les images bicolores en noir et blanc, les pixels peuvent être codés par un seul bit de code (0 pour le noir ou 1 pour le blanc). Pour les images monochromes ou colorées, il est possible de coder les pixels en 2, 4, 8, 16, 24 ou 32 bits. [1]

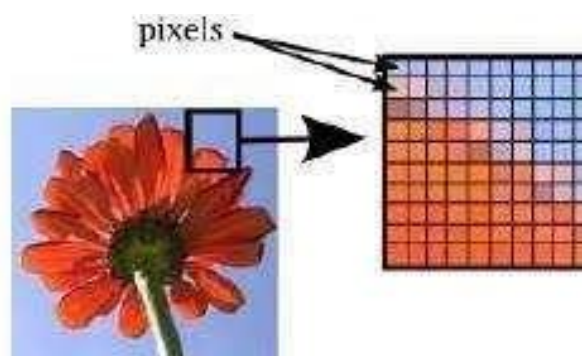


Figure I.1 : Image numérique [1]

I.2.1 La numérisation d'image

L'image analogique se caractérise par une répartition continue d'intensités lumineuses sur un plan (xoy). La numérisation d'une image consiste à transformer cette image analogique en une image numérique, représentée par une matrice bidimensionnelle de valeurs numériques $X(n,m)$. où : n , m représentent les coordonnées cartésiennes d'un point sur l'image et $X(n,m)$ désigne le niveau de gris ou de couleur à cet endroit. [2]

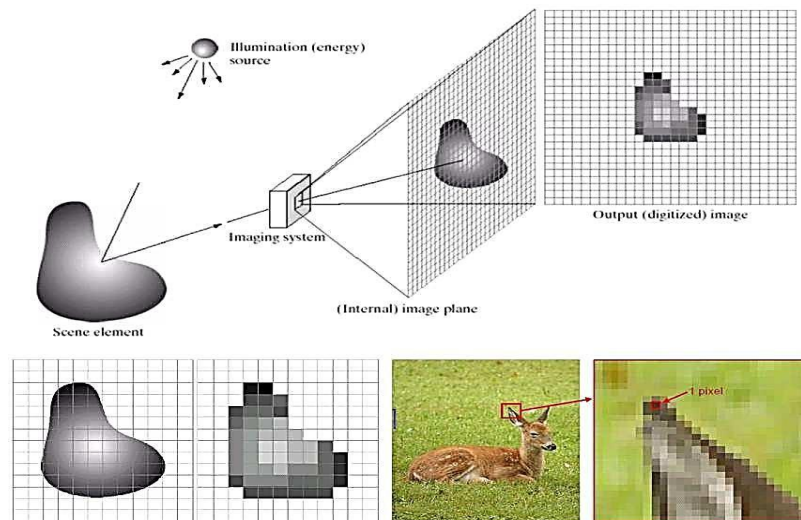


Figure I.2 : L'image numérique et notion de pixel [1].

L'acquisition d'une image numérique est réalisée en trois étapes :

I.2.1.1 Echantillonnage

La détermination de la taille du plus petit élément d'une image pixelisée se fait en effectuant des mesures d'intensité à des points régulièrement espacés selon les axes x et y, en appliquant une grille uniformément espacée sur l'image analogique. Les valeurs d'intensité obtenues à ces emplacements définissent cette taille minimale.

I.2.1.2 Quantification

Les valeurs d'intensité échantillonnées sont quantifiées pour obtenir un signal qui est discret en termes de positions et d'amplitudes. Ce signal illustre l'image.

I.2.1.3 Encodage

La conversion des données en une forme binaire [3].

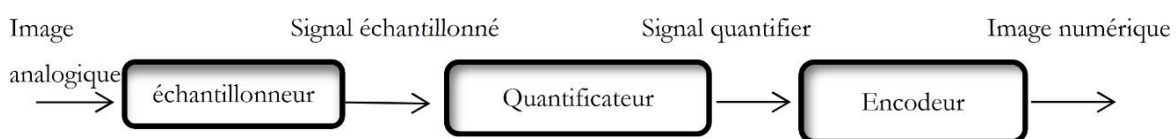


Figure I.3 : Conversion d'une image analogique en une image numérique.

I.3 Les attributs d'une image

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

I.3.1 Pixel

Le pixel est le plus petit point de l'image (contraction des mots anglais "Picture élément", c'est à dire élément d'image). La résolution en ce qui concerne l'image analogique originale est déterminée par la dimension du pixel, c'est-à-dire la précision de la matrice. Plus la résolution

est faible, plus le nombre de pixels dans l'image se réduit, entraînant ainsi une détérioration de la qualité de l'image numérique.

Prenons l'exemple d'une image 1024 x 768, dont la couleur est codée sur 24 bits

Taille = $(1024 \times 768) \times 24 = 2359296$ octets = 2,25 Mo [3]



Figure I.4 : Un pixel d'une image [4]

I.3.2 Dimension

Il s'agit de la dimension de l'image. Elle se manifeste sous forme de matrice dont les composants sont des valeurs numériques illustrant les intensités de lumière (pixels). La multiplication du total de lignes par le total de colonnes dans cette matrice nous indique le nombre global de pixels dans une image [5].

I.3.3 Résolution

C'est la clarté ou la finesse de détails atteinte par un moniteur ou une imprimante dans la production d'images [6].

I.3.4 Luminance

Cela détermine le niveau de luminosité des points dans l'image. On l'appelle aussi le rapport entre l'intensité lumineuse d'une surface et sa surface apparente. On substitue le mot luminance par brillance, qui fait référence à la brillance d'un objet vue par un observateur éloigné. On définit une bonne lumière comme suit : [7]

- Des images lumineuses (brillantes).
- Un bon contraste : il est nécessaire d'éviter que les images ou la plage de contraste s'approche du blanc ou du noir ; ces images entraînent une perte de détails dans les zones obscures ou lumineuses.
- L'absence de parasites.

I.3.5 Contraste

C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image, plus précisément entre les régions sombres et les régions claires. Le contraste est déterminé en se basant sur les luminances de deux régions d'images. Un accroissement du contraste rend les nuances sombres plus

obscur et les teintes claires plus lumineuses. Ainsi, les différences entre les teintes claires et sombres sont mises en évidence. Cela est particulièrement évident pour les images, comme celles où il y a des différences de couleurs marquées, par exemple à côté d'une maison où l'un est illuminé par le soleil et l'autre est dans l'ombre.

Si L_1 et L_2 sont les degrés de luminosité respectivement de deux zones voisines A_1 et A_2 d'une image, le contraste C est défini par le rapport [8] :

$$C = \frac{L_1 - L_2}{L_1 + L_2} \quad (I.1)$$

Avec un contraste intensément rehaussé, les nuances dans les dégradés de couleurs disparaissent, ce qui conduit à un effet d'ombre projetée. Avec une diminution importante du contraste, on obtient un effet de brume grise.

Les trois images ci-dessous présentent au centre la photo originale, à gauche avec un contraste atténué (Voile gris) et à droite avec un contraste rehaussé (ombre portée).



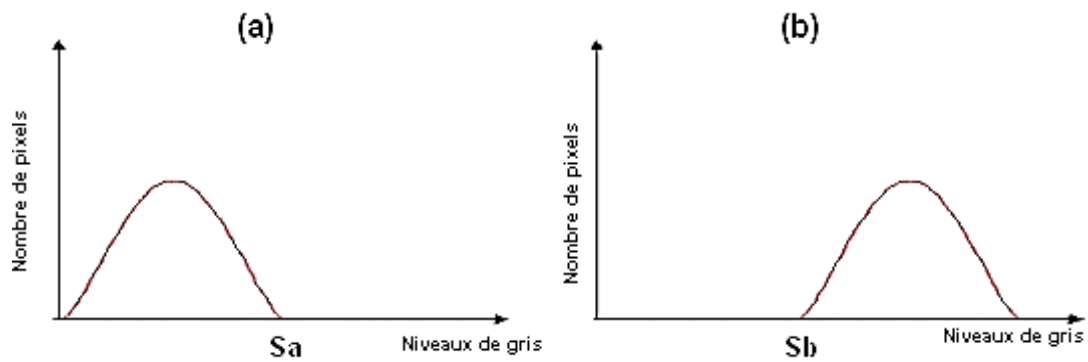
Figure I.5: Exemple de contraste[9].

I.3.6 Histogramme

L'histogramme des tonalités de gris ou des couleurs d'une image représente une fonction qui indique la fréquence à laquelle chaque tonalité (couleur) apparaît dans l'image. Pour réduire l'erreur de quantification, comparer deux images prises dans différentes conditions d'éclairage, ou évaluer certaines caractéristiques sur une image, il est courant d'ajuster l'histogramme associé. [1]

Ceci offre une multitude d'informations sur la répartition des niveaux de gris (couleur) et permet d'identifier les limites entre lesquelles se répartissent la plupart des niveaux de gris (couleur), dans le cas où l'image est trop lumineuse ou trop sombre.

Il peut servir à optimiser la qualité d'une image (Amélioration d'image) en apportant certaines modifications, afin de permettre l'extraction des informations pertinentes de celle-ci.



a) trop foncé

b) trop claire

Figure I.6 : Histogramme d'image[9].

I.3.7 Bruit

On définit le bruit dans une image comme une variation soudaine d'un pixel isolé par rapport à ses pixels adjacents, ce qui altère la qualité de l'image. Il peut provenir soit de l'appareil d'acquisition (scanner, caméra, amplification, quantification...), soit de la scène en question (poussières, rayures...).

I.3.8 Le codage des couleurs

Les images peuvent être en couleur ou en noir et blanc. Le nombre de couleurs possibles est déterminé par deux éléments : l'image elle-même et son codage, c'est-à-dire le nombre de bits par pixel utilisés. La représentation de la couleur s'effectue sur trois octets, chaque octet symbolisant la valeur d'un élément de couleur par un entier allant de 0 à 255. Ces trois valeurs représentent habituellement la couleur dans l'espace colorimétrique RVB [1].

Valeur R	Valeur V	Valeur B	Couleur
0	0	0	noir
0	0	1	nuance de noir
255	0	0	rouge
0	255	0	vert
0	0	255	bleu
128	128	128	gris
255	255	255	blanc

Tableau I.1 : Codage des couleurs [1].

I.3.9 Les types de fichiers

Le fichier d'image renferme toutes les données relatives à celle-ci : nom du fichier, dimension de l'image, format des pixels, valeurs des pixels, etc. Il existe de nombreux formats pour enregistrer ces informations dans un fichier numérique :

- **Les formats simples** : où l'on trouve dans cette catégorie des fichiers d'en-tête ASCII ou binaires contenant les dimensions de l'image et le format des pixels, puis la liste des valeurs des pixels.
- **Les formats compressés** : L'information est codée de manière à réduire la taille du fichier image [7].

I.3.10 Contenu d'une image

- **Texture** : répartition des intensités dans l'image de façon statistique ou géométrique
- **Contour** : représentent la frontière entre les objets de l'image, ou la limite entre deux (ou un groupe) de pixels dont la différence de niveaux de gris (ou de couleurs).
- **Région** : un contour fermé définit une région, groupe de pixels présentant des caractéristiques similaires (intensité, mouvement).
- **Objet** : région ou bien un groupe de régions entièrement délimitée par un contour, possédant une indépendance dans l'image description sémantique [5].



Figure I.7 : Contenu d'une image [5].

I.4 Les différents type d'image

I.4.1 Images binaires

Dans une image binaire, chaque pixel est limité à deux valeurs : 0 pour le noir et 255 pour le blanc. Elle ne comporte que deux niveaux de gris distincts, numérisés à 1 bit par pixel.

Ce format de codage est uniquement adapté aux images présentant un fort contraste entre les zones sombres et lumineuses. Il est incapable de percevoir les subtilités de couleurs. On l'applique aux images communément appelées « au trait » (textes d'imprimerie ou manuscrits, illustrations à la plume sur papier blanc, gravures). [8].

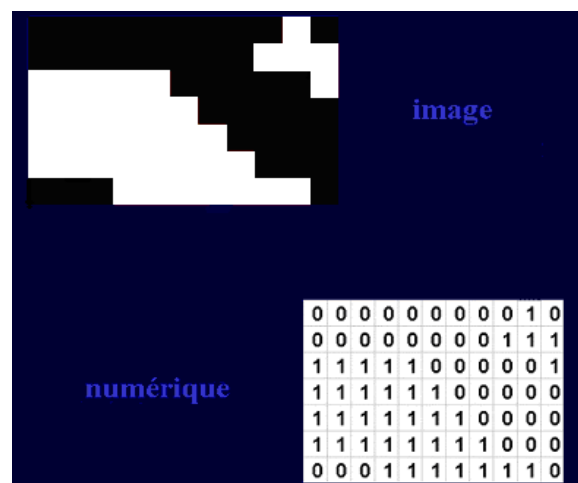


Figure I.8 : Exemple d'un détail d'une image binaire dont la couleur est codée en 0 ou en 1[8].

I.4.2 Images en niveaux de gris

Dans une image monochrome, la teinte d'un pixel peut varier du noir au blanc, en incluant un certain nombre de niveaux intermédiaires limités. Dans une image de ce type, les niveaux d'intensité du rouge, vert et bleu de chaque pixel sont identiques. Habituellement, les images en noir et blanc comportent 256 nuances de gris (image à 256 couleurs), où chacune de ces teintes est déterminée dans la palette des gris. Par définition, la valeur zéro symbolise le noir (absence totale de lumière) tandis que la valeur 255 représente le blanc (lumière à son intensité maximale). Ainsi, chaque pixel n'est plus représenté par un bit, mais par un octet. Le nombre de nuances de gris est déterminé par le nombre de bits employés pour définir la « couleur » de chaque pixel dans l'image. Plus ce chiffre est élevé, plus les niveaux potentiels sont nombreux. [1]

Valeurs des niveaux de gris et teintes de gris correspondantes																											
0	...	20	...	40	...	50	...	80	...	100	...	120	...	140	...	160	...	180	...	200	...	220	...	240	...	255	
																											

Figure I.9 : Valeurs des niveaux de gris et teintes de gris correspondantes [1].



Figure I.10 : Exemple d'une image en niveaux de gris [1].

I.4.3 Images en couleur

Une image en couleur est supposée refléter fidèlement la réalité. La représentation des couleurs s'effectue de la même façon que pour les images en niveaux de gris, bien qu'elle présente certaines spécificités. Effectivement, la première étape consiste à sélectionner un modèle de représentation. Il est possible de décrire les couleurs en utilisant leurs éléments de base, à savoir le rouge, le vert et le bleu (le système R.V.B) [9].



Figure I.11 : Image en couleurs[9].

Il y a des différentes représentations des images couleurs :

- La représentation en couleurs réelle sur 24 bits.
- La représentation en couleurs indexée ; on utilise une table appelée palette pour éviter la redondance de couleurs.
- Une image RVB est constituée de trois couches distinctes : Rouge, Vert et Bleu. Chaque pixel est caractérisé par une valeur pouvant aller de 0 à 255 pour ces couleurs. Une fois assemblées, ces strates permettent de produire toutes les variations de couleurs [10].

I.5 Les formats d'image numérique

Contrairement à une photo ou un tableau, qui sont à la fois des objets de perception et des mémoires d'information. L'image numérique, en tant qu'entité perceptible, n'est pas existentielle ; seule sa représentation revêt une importance.

La représentation numérique d'images statiques (contrairement à la vidéo numérique ou l'animation par images de synthèse) peut être classée en deux types : image bitmap et image vectorielle. [5]

I.5.1 Image matricielle

Effectivement, l'image bitmap, également appelée image matricielle, est constituée d'une grille de points appelée pixels. Ces points peuvent être de couleur noire et blanche ou en couleur.

La principale qualité d'une image bitmap est sa capacité à refléter la réalité de manière précise : elle cherche à atteindre le photoréalisme et est généralement fabriquée à l'aide d'un appareil de capture (scanner, caméra numérique ou caméra). Elle sera généralement (plus ou moins) retouchée.

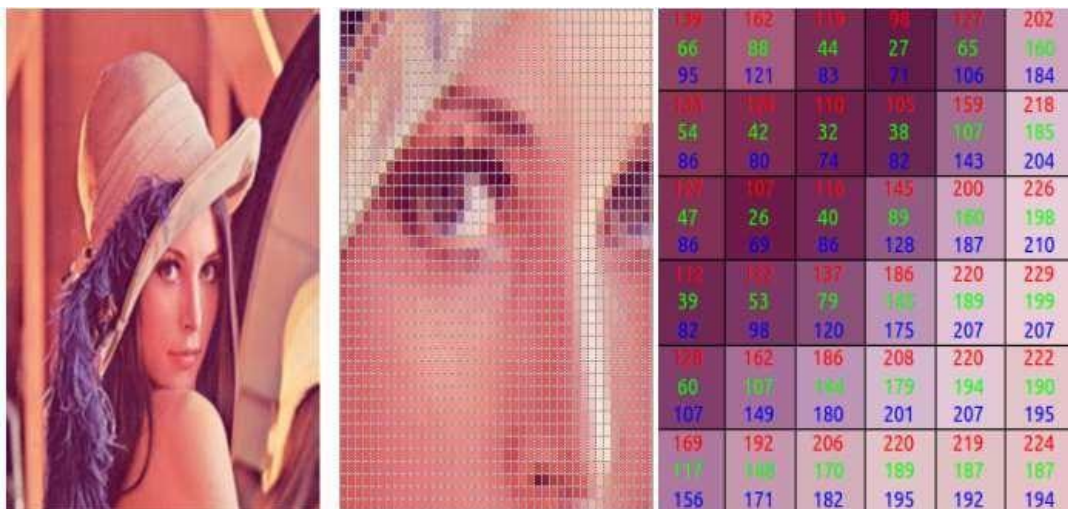


Figure I.12 : Image numérique matricielle [9].

I.5.1.1 Quelques formats d'image bitmap

❖ Le format JPEG (Joint Photographic Experts Group)

Le format JPEG est utilisé pour la compression des images graphiques. Ce format prend en charge les images RGB (RVB) ainsi que CYMK (CMJN). Il est probablement le format de compression le plus performant qui existe, offrant un équilibre satisfaisant entre la réduction de l'espace disque occupé, la rapidité de compression/décompression et la qualité des images.

Par conséquent, une image brute de 2Mo se transformera en JPEG ne prenant que 130 à 400 Ko, en fonction de la qualité d'image désirée [11].

Le format JPEG figure parmi les formats les plus couramment employés sur le web mondial (WWW). Les principaux outils de navigation peuvent le lire directement.

❖ **Le format JPEG 2000**

Le JPEG 2000 représente une avancée significative dans les techniques de codage de l'image numérique en général. Il est probable que cette norme finisse par s'imposer et remplace notre vieux JPEG qui nous a été utile pendant plus d'une décennie.

Pour diverses raisons, cette progression sera plus graduelle que ce qu'on aurait pu anticiper. Elle requiert l'ajustement de nombreux programmes logiciels et de multiples équipements matériels.

L'application de JPEG 2000 s'avère complexe en raison des algorithmes novateurs et des connaissances actuelles qu'elle requiert. [8]

❖ **Le format TIFF (Tagged Image File Format)**

Le format TIFF, initialement créé par la société ALDUS, est un format basé sur une matrice. Initialement prévu pour ne prendre en charge que les images RVB, ce format permet également le codage des images CMJN.

Par conséquent, une image CMJN (CYMK) sauvegardée en format TIFF peut être insérée dans un programme de mise en page et transmise à l'impression sans dégradation de la qualité de l'image, étant donné sa résolution initiale.

Le format TIFF présente l'atout de consommer moins d'espace de stockage, grâce à son algorithme de compression interne dénommé LZW. [9]

❖ **Le format GIF (Graphics Interchange Format)**

Ce format a été conçu pour rendre le transport des images plus aisé. Conçu par CompuServe, l'un des premiers fournisseurs d'accès à Internet, il est particulièrement approprié pour les applications de transmission de données en raison de sa forme compacte. Les fichiers sont en format pixel et ont la capacité de gérer un maximum de 256 couleurs. [9]

❖ **Le format PNG (Portable Network Graphics)**

Ce format se décline en trois versions : en couleurs réelles, en niveaux de gris et en 8 bits basé sur l'emploi d'une palette. Il emploie une compression sans perte de haute efficacité. On peut l'envisager dans tous les usages, y compris sur Internet. [9]

I.5.2 Les images vectorielles

Contrairement à une image bitmap, une image vectorielle est généralement conçue sans lien avec la réalité. Son but peut être de refléter la réalité, sans toutefois chercher à atteindre le photoréalisme.

Une image vectorielle n'est pas constituée de points. Elle est constituée de courbes, d'objets..., avec ou sans contour et surface.

Si l'image bitmap représente une photo, l'image vectorielle quant à elle, est un dessin. À l'inverse d'une image bitmap, une image vectorielle ne doit pas nécessairement se présenter sous la forme d'un rectangle. Dans une représentation vectorielle d'un cercle, le fichier prendra la forme d'un cercle.

❖ Formats de fichiers vectoriels

Contrairement aux images bitmap qui offrent un rendu photoréaliste et occupent beaucoup d'espace, les illustrations vectorielles ou graphiques sont bien moins volumineuses en termes de taille de fichier. Cependant, elles ne peuvent absolument pas revendiquer une quelconque qualité de photoréalisme.

Il existe moins de formats de fichiers vectoriels que de formats de fichiers bitmap.

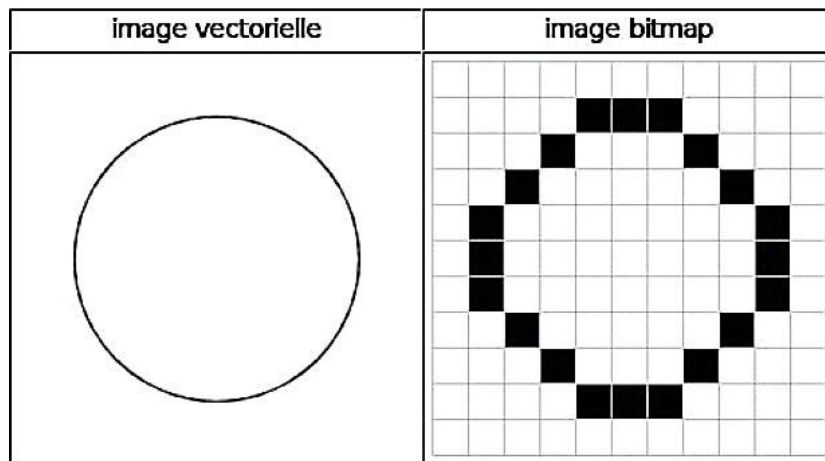


Figure I.13 : Image vectorielle et image bitmap [10].

I.6 Acquisition d'image numérique

La capture d'images est l'un des éléments indispensables dans tout processus de création et de réalisation d'images. Avant de pouvoir traiter une image sur un ordinateur, il faut d'abord lui appliquer une modification qui la rendra accessible et manipulable par ce dernier. La conversion de cet élément externe (l'image originale) en sa représentation interne (dans l'unité de traitement) s'effectue par le biais d'un processus de numérisation. On peut classer ces systèmes de saisie, appelés optiques, en deux grandes catégories [12] :

- ❖ Les caméras numériques.
- ❖ Les scanners.

À ce stade, il est important de souligner que le principe appliqué par le scanner devient de plus en plus pertinent pour les secteurs professionnels qui utilisent le traitement d'image,

tels que la télédétection, les arts graphiques, la médecine, et bien d'autres. L'évolution de la technologie a engendré l'émergence de nouveaux dispositifs d'acquisition, connus sous le nom de cartes d'acquisition. Leur fonctionnement est similaire à celui des caméras vidéo, s'appuyant sur un capteur à Couplage de Charge (C.C.D.). La carte d'acquisition capte les images provenant de la caméra, de la télévision ou du scanner afin de les transformer en données binaires qui seront ensuite enregistrées dans un fichier. Une des spécificités notables de ces capteurs est la dimension du plus petit composant (pixel), ainsi que l'intercorrélation entre deux composants adjacents : Plus l'intercorrélation est basse, meilleure est la représentation [12].

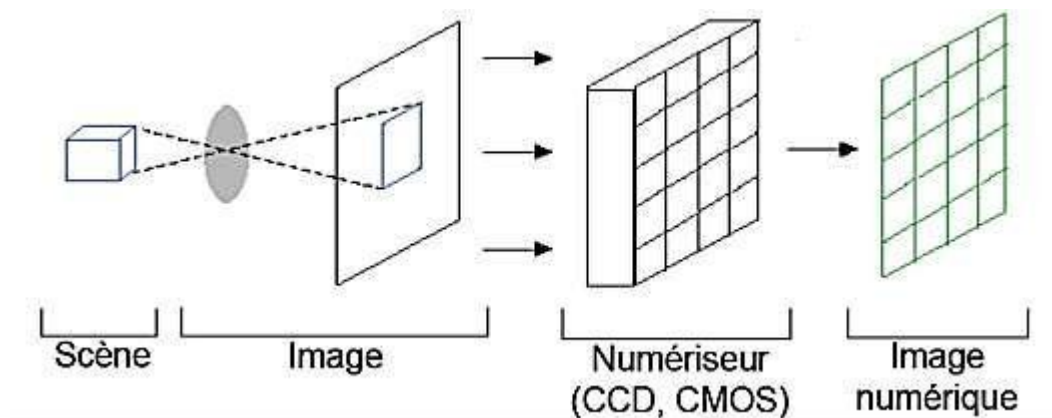


Figure I.14 : L'acquisition des images [11].

I.6.1 Les outils d'acquisition

I.6.1.1 Le scanner

Il ne fait aucun doute que le scanner est l'instrument le plus commode et le plus courant pour obtenir des images. Il s'agit du champ d'application du mini-ordinateur. L'ordinateur peut généralement communiquer avec le scanner via une carte SCSI propriétaire, souvent par le biais d'un port USB, et la numérisation est autorisée.

I.6.1.2 Appareil photo numérique

Les caméras numériques sont spécifiquement élaborées pour réaliser toutes les actions courantes de vision numérique. Des caméras numériques pratiques, rapides, légères et compactes contribueront à rendre les vidéos plus réalistes [11].

I.7 Traitement d'images

On fait référence au traitement d'images numériques lorsque l'on parle de... Toutes ces méthodes impliquent l'utilisation de transformations mathématiques sur les images afin d'améliorer leur qualité ou d'en tirer des informations. Parmi les exemples, on peut mentionner la réalisation d'effets spéciaux dans le domaine cinématographique, l'amélioration de la qualité des images par ajustement des conditions de prise de vue, la reconnaissance de caractères ou de

visages, l'identification des zones cancéreuses en imagerie médicale ainsi que la compression JPEG [13].

I.7.1 La chaîne de traitement d'image

I.7.1.1 Traitements classification et étapes fondamentale

- Traitement bas niveau
 - Entrée : image
 - Sortie : image
- Traitement moyen niveau
 - Entrée : image ou représentation préalable
 - Sortie : nouvelle représentation
- Traitement haut niveau
 - Entrée : image ou représentation préalable
 - Sortie : sémantique de l'image (abstraction) [12].

Traitement d'images	Algorithmes
Bas niveau : Prétraitement	Histogramme, lissage, filtres passe-bas filtres médians, filtres morphologiques, filtres de contours, transformée de Fourier, transformée en Ondelettes, DCT, transformée de Hough ...
Moyen niveau : Extraction des caractéristiques et passage d'une image en une liste de paramètres	Couleur, texture, distorsion, sémantique, mouvement, profondeur, compression, étiquetage de région, fusion ...
Haut niveau : Système décisionnel avec trois espaces de décision (1D : Temporel, 2D : Spatial et 3D : Spatio-temporel)	Classification, algorithme d'optimisation, qualité de représentation, similarité, homogénéité ...

Tableau I.2 : Quelques exemples d'algorithmes de traitement d'images [12].

I.7.1.2 Traitement d'images en temps réel

On pourrait définir le traitement en temps réel de la manière suivante : les données doivent être traitées à la même cadence qu'elles sont collectées. Dans le secteur de la vision par ordinateur, il est possible d'appliquer le traitement d'images en temps réel à différents niveaux :

- Au niveau pixel c'est le cas de la segmentation au sens région ou contour.
- Au niveau de l'image, une décision prise globalement pour toute l'image, classe celle-ci dans une catégorie donnée.
- À des niveaux encore plus avancés, comme dans une suite d'images. Pour répondre aux exigences de temps, il est souvent indispensable de déployer physiquement les algorithmes, que ce soit sur un équipement standard ou sur une machine spécialisée [12].

I.7.2 Domaine d'application du traitement d'image

Le traitement d'image repose sur trois niveaux principaux de traitement des données : le traitement de bas niveau, centré sur l'amélioration et la représentation des images ; le traitement de niveau intermédiaire, qui consiste à extraire des informations numériques et géométriques, telles que les coordonnées ou les caractéristiques de formes présentes dans l'image ; et le traitement de haut niveau, basé sur l'interprétation symbolique et la prise de décision automatique, permettant notamment la reconnaissance d'objets ou le contrôle de systèmes intelligents. Grâce aux avancées technologiques, le traitement d'image connaît aujourd'hui un large éventail d'applications dans plusieurs domaines, notamment les télécommunications, la médecine, l'analyse spectrale, la radiodiffusion et les industries créatives, ce qui témoigne de son importance croissante dans les activités scientifiques et industrielles modernes [9].

Les exemples et domaines d'applications du traitement d'image sont très nombreux. Les deux principaux domaines, qui ont permis au Traitement d'Image de se développer sont :

- **Le domaine militaire :**

- Le renseignement (télédétection à partir d'images satellite dont la précision peut aller aujourd'hui jusqu'à quelques centimètres ou aériennes, la photographie interprétation).
- Rockets en toutes sortes (autodirecteur (courte portée), de croisière (longue portée), etc).

- **Le domaine médical :**

- Angiographie
- Radiographie
- Echographie
- Scanner
- IRM

Mais, une multitude d'applications apparaissent dans des domaines divers allant :

- **Du domaine industriel :**

- Les contrôles automatiques standards des robots (« choisir et repérer » : récupération sur un tapis roulant pour mise en sachet ou dans un conteneur) y compris dans l'industrie alimentaire en in addition to du contrôle de la structure, de la fraîcheur.
- Le contrôle de la qualité des produits en session de chaîne (état de surface, dimensionnement, forme, couleur, présence des comprimés standard exemple dans l'industrie pharmaceutique).

- **Allant jusqu'au domaine du multimédia :**

- La compression / décompression pour la transmission d'Images ou le stockage
- L'amélioration de la qualité
- La TV haute définition (Standard MPEG4)

En passant par de nombreux domaines dont :

- **L'imagerie civile satellitaire et aérienne**
- **La reconnaissance de caractères, de documents**
- **La robotique mobile et autonome militaire**
- **La régularisation de flux par le biais de comptage et suivi d'objets**
- **La surveillance de sites ou locaux stratégiques, protection de données**

I.7.2 Logiciels pour faire du traitement d'image

Les logiciels plus importants que vous traitez les images sont :

- MATLAB
- Des bibliothèques à partir du C et du C++ dont OpenCV
- Python

I.8 Les différents types de traitement d'image

L'analyse, l'amélioration et l'interprétation des images numériques pour en obtenir des informations pertinentes font partie intégrante du domaine crucial de l'informatique et de l'intelligence artificielle qu'est le traitement d'image. Il englobe diverses méthodes employées dans plusieurs secteurs comme l'imagerie médicale, l'industrie, la surveillance et les télécommunications.

L'illustration expose les principales méthodes de traitement d'image, y compris la restauration pour rectifier les détériorations, le filtrage pour atténuer le bruit, la compression pour réduire l'espace occupé par les données, et enfin la segmentation qui permet de fractionner l'image en zones uniformes afin de faciliter son analyse. En définitive, l'échantillonnage et la

quantification sont des phases cruciales dans le processus de numérisation et de représentation des images. Ces méthodes aident à affiner le traitement d'images en fonction des exigences spécifiques de chaque application [13].

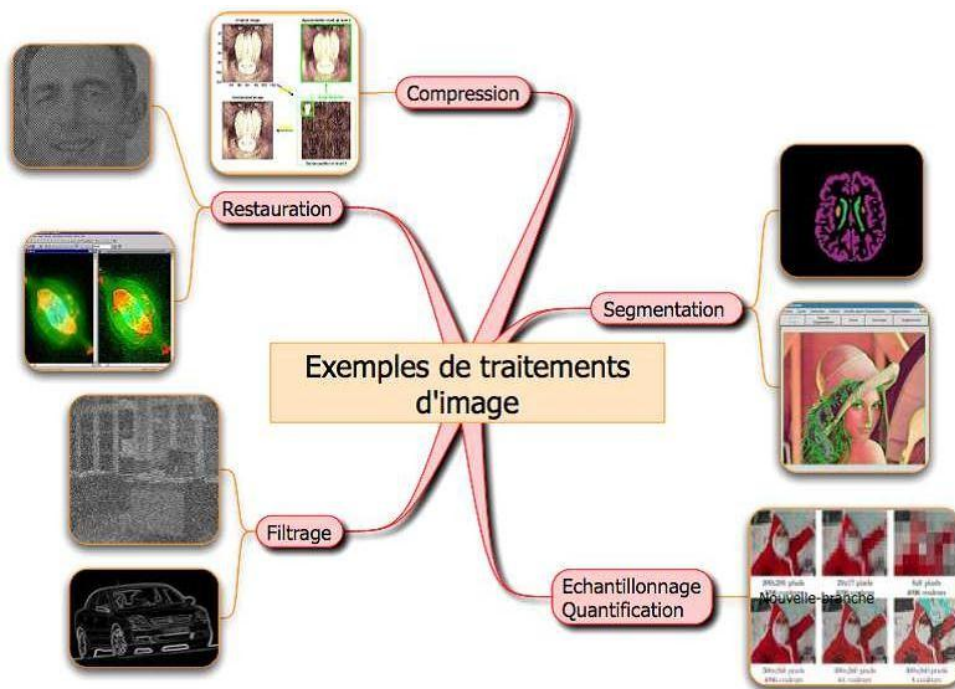


Figure I.15 : Exemple de traitements d'image [4]

I.8.1 Filtrage d'une image

I.8.2 Application de filtres et introduction à la convolution

Le filtrage implique de passer l'image au crible à l'aide d'une fenêtre d'examen de taille limitée, aussi appelée noyau (kernel). L'évaluation du nouveau ton de gris du pixel en question se fait uniquement en tenant compte des voisins immédiats. De nombreux traitements d'images s'appuient sur ce qu'on appelle l'opérateur de convolution. Cela se réfère à une opération de multiplication de matrices. Dans ce cas précis, il s'agit de la matrice d'images avec un filtre spécifique [13].

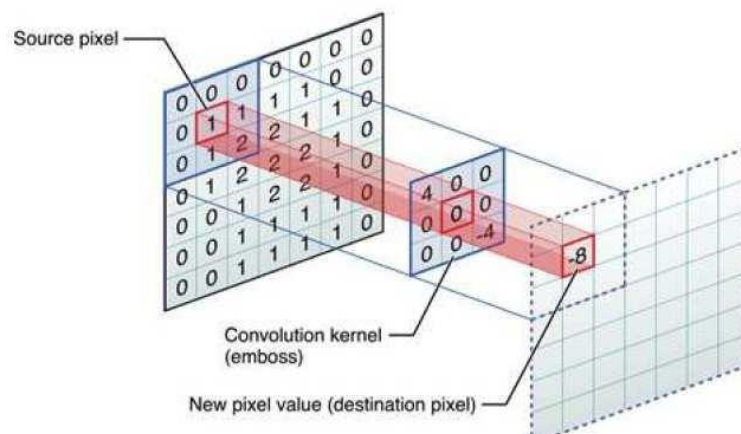


Figure I.16 : Schéma explicatif de la convolution [13].

I.8.3 Les type de filtres

Des techniques variées de filtrage ont été élaborées en fonction de la nature du bruit. Les techniques initiales et les plus simples de ces méthodes reposent sur le filtrage linéaire (stationnaire), cependant, les contraintes de ces procédés (notamment leur piètre conservation des transitions) ont conduit à l'élaboration de filtres non linéaires [9].

I.8.3.1 Les filtres linéaires

On qualifie un filtre de linéaire s'il attribue au nouveau pixel une valeur résultant d'une combinaison linéaire des valeurs des pixels adjacents. Le voisinage est une matrice symétrique et carrée centrée sur le pixel en question. Selon le filtre employé, divers effets visuels peuvent être obtenus. Les filtres linéaires sont généralement classés en deux catégories:

❖ Les filtres passe-bas :

Les filtres lisseurs ou passe-bas cherchent à réduire les composants de l'image présentant une fréquence élevée. Il est courant que ces filtres rendent l'image floue. On parle souvent de lissage, car ce genre de filtrage est couramment employé pour réduire le bruit dans l'image. On identifie deux types de filtres passe-bas, à savoir le filtre de Moyenneur et le filtre gaussien [9].

➤ Filtre moyenneur

C'est un filtre passe-bas qui permet d'effectuer la moyenne des valeurs des pixels voisins. Ce filtre produit une image ayant un niveau de flou plus élevé.

➤ Filtre gaussien

Un filtre isotrope spécial doté de caractéristiques mathématiques bien définies peut utiliser la capacité d'atténuation du bruit des filtres Gaussiens en association avec d'autres filtres qui, à l'inverse, produisent du bruit, tels que les filtres Laplacien.

❖ Les filtres passe-haut :

Les filtres qui détectent les contours ou passe-haut, contrairement aux filtres passe-bas, atténuent les éléments de basse fréquence de l'image et facilitent en particulier la mise en valeur des détails.

Et c'est pour cette raison qu'on emploie parfois l'expression « filtre d'accentuation » en parlant du contraste. La section sur la détection de contours fournira une explication détaillée de ces filtres [9].

I.8.3.2 Les filtres non linéaires

Un filtre non linéaire est un opérateur qui substitue la valeur de chaque pixel par une combinaison non linéaire des valeurs des pixels environnants. Le but des filtres lisseurs non linéaires est de fournir une solution.

I.8.4 Amélioration d'images

Dans le but d'améliorer la qualité visuelle lors du traitement d'images numériques, des modifications peuvent être apportées à l'aide de logiciels de retouche d'image sur ordinateur.



Figure I.17 : Exemple d'amélioration d'image [9].

I.8.5 Restauration d'images

Le bruit majeur dans les images numériques se produit lors de la capture ou de la transmission de l'image. La performance des sondes d'imagerie est influencée par plusieurs facteurs, comme les conditions environnementales lors de la capture de l'image et la qualité des composants sensoriels eux-mêmes. Par exemple, les niveaux d'éclairage et la température de la sonde sont des éléments clés qui influencent le niveau de bruit dans l'image obtenue. Les images sont altérées pendant la transmission principalement en raison d'une perturbation dans le canal employé pour cette opération. Par exemple, une image envoyée par le biais d'un réseau sans fil - TSF peut être altérée en raison d'un orage ou d'une autre perturbation atmosphérique.



Figure I.18 : Exemple de restauration d'image [9].

I.8.6 Compression d'image

La compression d'image désigne la diminution de la taille de l'image. Les algorithmes de compression visent à minimiser la taille des fichiers afin de réduire l'espace requis pour leur stockage sur le disque ou leur transmission via le réseau. Ils codent les données de l'image de façon différente pour les rendre plus compactes [14].

Depuis quelques années, la compression des images s'est considérablement développée, surtout grâce à l'avancement de l'Internet et de la télévision numérique.

L'objectif de la compression est de minimiser le nombre de bits requis pour illustrer et encoder les attributs d'une image en supprimant la redondance des données. Ainsi, la compression facilite la diminution de la taille de l'image (réduction des coûts de stockage) et l'envoi rapide des informations.

Deux familles d'algorithmes de compression se distinguent :

❖ **La compression sans perte :**

Historiquement, les premiers algorithmes de compression furent Shannon-Fano et Huffman, mais l'algorithme sans pertes le plus utilisé dans le domaine de l'image est LZW.

❖ **La compression avec perte :**

Il est possible de bien compresser certaines données si l'on consent à sacrifier une portion de l'information. C'est particulièrement vrai pour les sons ou les images digitalisés. Il est alors possible d'obtenir des taux de compression considérables, comme un taux de 80% pour une image. Les techniques de compression avec pertes les plus courantes comprennent la transformation en cosinus discret (JPEG), les ondelettes (JPEG2000) et les fractales.

I.8.7 La segmentation d'image

La segmentation d'image se réfère à l'attribution d'une étiquette à chaque pixel en fonction de propriétés telles que les niveaux de gris, les teintes ou la disposition spatiale, dans le but de simplifier l'image et d'en faciliter l'analyse. L'absence d'une méthode de segmentation unique est due au fait qu'une même image peut être divisée de diverses façons, en fonction des buts de l'analyse. Les indices visuels, qui sont les informations déduites, se présentent généralement sous forme de zones homogènes ou de limites indiquant les transitions entre ces zones. Par conséquent, la segmentation représente une phase cruciale de l'analyse d'images, car elle facilite l'extraction d'informations significatives et la caractérisation des objets présents dans l'image [14].

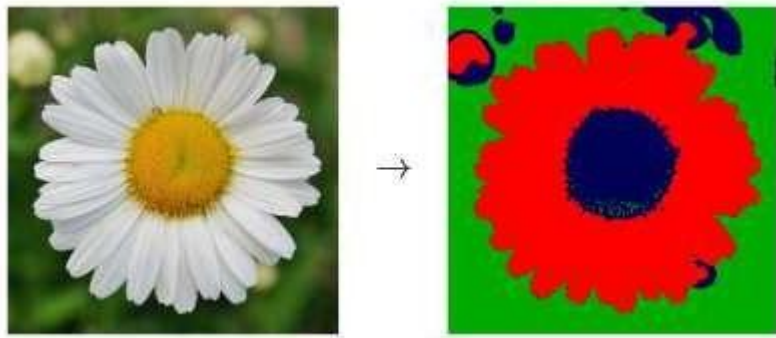


Figure I.19 : Segmentation d'une image couleur [14].

On peut regrouper les méthodes de segmentation comme suite :

- La segmentation fondée sur les régions.
- La segmentation fondée sur les contours.
- La segmentation fondée sur la classification ou le seuillage des pixels en fonction de leur intensité [14].

I.9 Seuillage d'image

Le seuillage consiste à affecter le niveau 255 aux pixels dont la valeur est supérieure à un seuil S et 0 le niveau aux autres. Le graphe de la transformation correspondante est le suivant [3].

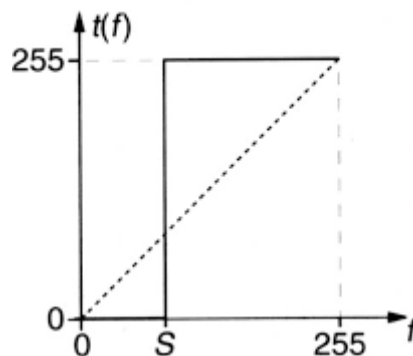
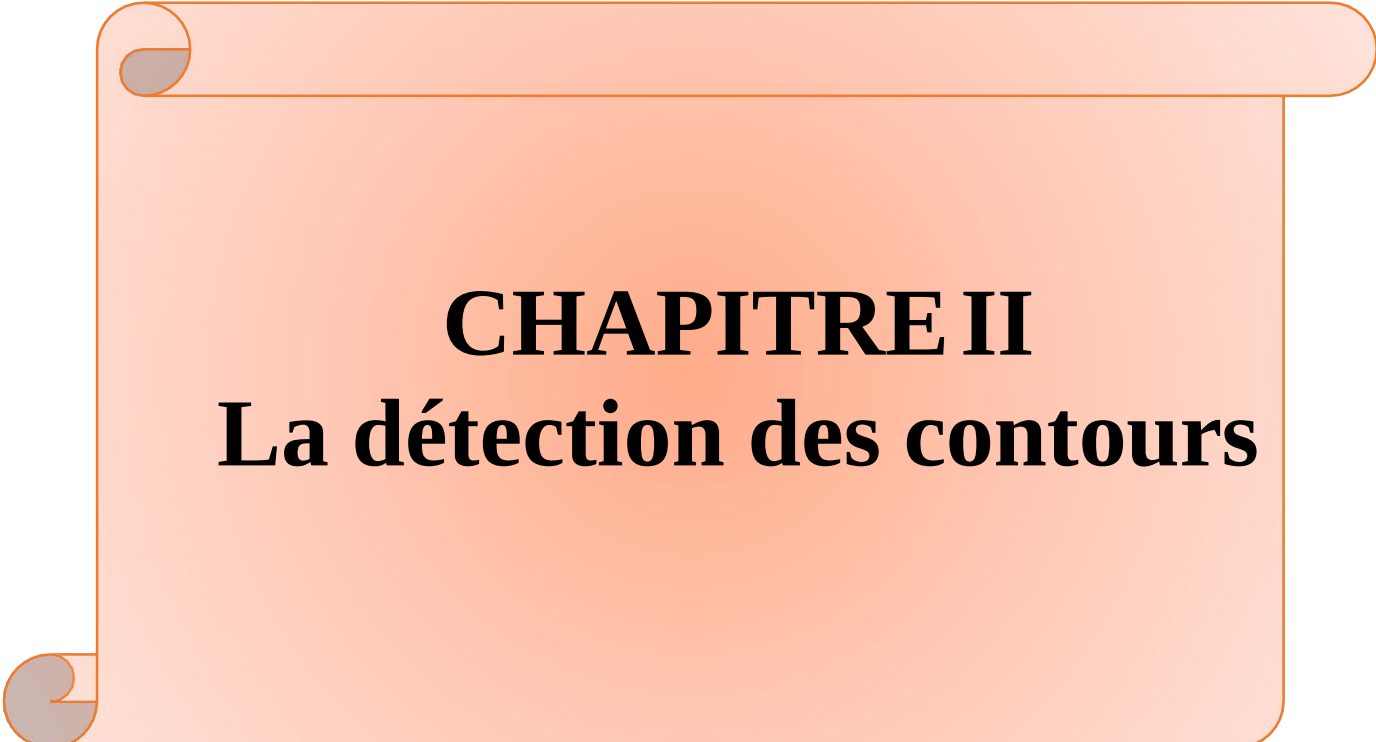


Figure I.20 : La fonction seuillage [3].

I.10. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons traité les principes fondamentaux de l'image numérique. Définition de l'image numérique par les diverses techniques employées pour manipuler les images, ainsi que par les attributs associés à l'image et la distinction entre les différents formats d'image. Pour finir, nous fournissons des exemples d'applications où le traitement de l'image est effectué.



CHAPITRE II

La détection des contours

II.1 Introduction

La détection des contours est l'une des missions essentielles dans le domaine du traitement d'images. Des tâches avancées de traitement d'image telles que la détection et la reconnaissance d'objets, la segmentation, l'encodage d'image ainsi que la vision robotique reposent sur l'exactitude de la détection des contours. On utilise des algorithmes de détection de contours pour identifier les frontières des objets présents dans l'image.

Les contours apparaissent généralement à la limite de deux zones distinctes de l'image. Il y a de nombreuses méthodes pour cela, mais elles peuvent toutes être regroupées en algorithmes basés sur la dérivée où l'algorithme applique une dérivée première ou seconde à chaque pixel. Plusieurs techniques sont disponibles pour identifier ces contours. Ce chapitre vise à exposer les fondements de la détection de contours ainsi que les algorithmes (filtres) disponibles pour accomplir cette tâche, y compris le filtre de Sobel que nous devons implémenter sur le circuit FPGA.

II.2 Détection de contours

II.2.1 Définition

La détection de contours est une méthode d'allègement des données dans les images qui vise à convertir l'image en un agrégat de courbes, non nécessairement closes, constituant les limites importantes de l'image. Si les structures extraites sont aisées à manipuler (courbes fines, régulières, stables...), elles peuvent servir pour l'appariement d'images (robotique, indexation) [14].

II.2.2 Les objectifs de la détection des contours

Générer un contour d'une scène à partir d'une image de cette dernière implique l'extraction de caractéristiques cruciales des contours d'une image (comme les coins, les lignes et les courbes). Ces caractéristiques sont utilisées par des algorithmes avancés de vision par ordinateur (par exemple, divers événements physiques entraînent des modifications d'intensité, ou événements géométriques). Limite de l'objet où se produit une rupture dans la profondeur et/ou la couleur et la texture de la surface, ainsi que la bordure où il y a une discontinuité dans l'orientation de la surface et/ou sa couleur et texture [15].

II.2.3 Contour d'une image

Les contours physiques sont représentés dans l'image par l'ensemble des pixels connectés qui forme une frontière entre deux régions disjointes localisés à des positions de changement brusque dans la fonction d'intensité lumineuse. Étant donné que l'intensité de l'image est souvent proportionnelle à l'éclat de la scène. Un contour se matérialise par une rupture

d'intensité dans l'image suivant une direction donnée. Parmi ces applications est la reconnaissance des formes, d'objet, classifications des scènes.

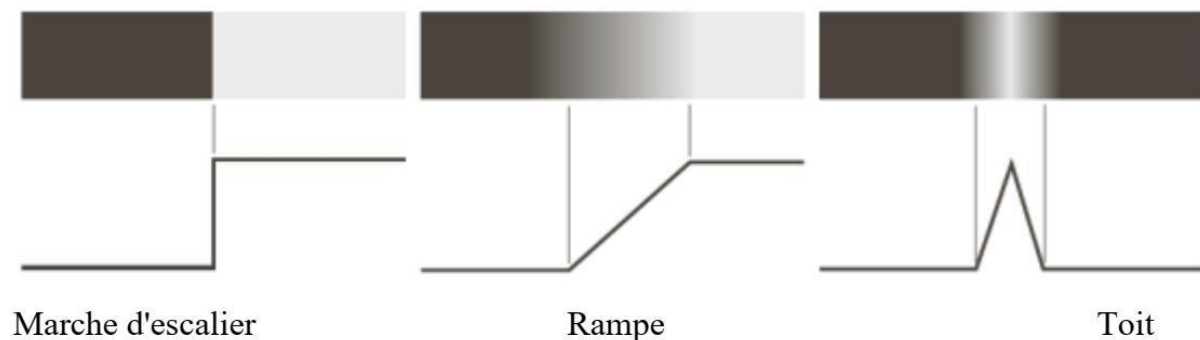


Figure II.1 : Les types de contours [5].

II.2.3.1 Marche

Elles existent généralement entre deux régions de niveaux de gris constants et différents. Ce type de contours peut être dû au recouvrement ou l'obscurcissement d'un objet par un autre. Un point de contours de type marche correspond au point de discontinuité dans la fonction niveau de gris. [8]

II.2.3.2 Rampe

Si le contour est plus flou.

II.2.3.3 Toit

Ils existent à la rencontre de deux surfaces d'orientation différente résultant de l'illumination mutuelle entre ces deux surfaces ou un objet mince posé sur un fond. [5]

II.2.4 Les étapes de détection de contour

En général, la détection des contours comporte trois étapes nécessaires : lissage, filtrage, Localisation.

II.2.4.1 Le Lissage d'image

L'adoucissement d'images constitue une étape primordiale en traitement d'images, servant à réduire le bruit qui altère l'information, généralement avant de procéder à un autre type de traitement. Cette procédure implique généralement l'application d'un filtre linéaire numérique passe-bas à l'image. [14]

II.2.4.2 Le filtrage

Il est vrai que certains détecteurs de bord traditionnels fonctionnent efficacement avec des images de haute résolution, cependant ils ne sont généralement pas à la hauteur. Les images sont bruitées puisqu'elles ne rendent pas possible la différenciation des contours de significations variées. Le but principal des méthodes d'optimisation est de générer une

représentation plus précise et de meilleure qualité que l'image originale d'une application donnée. Plusieurs problèmes d'amélioration d'image ont été résolus en utilisant des filtres linéaires. [15]

Les critères pour de bons filtres de bord :

- **Aucune réponse aux régions plates** : La somme des valeurs de masque est nulle.
- **Isotropie** : La réponse doit être indépendante de l'orientation des bords.
- **Bonne détection** : Réduire les chances de repérer des bords indésirables générés par le bruit et des bords réels absents.
- **Bonne localisation** : Les bords détectés doivent être aussi proches que possible des vrais bords.
- **Réponse unique** : Minimiser le nombre de faux maxima locaux autour du vrai bord.

II.2.4.3 Localisation

Identifier avec précision la localisation d'un bord (une résolution sous-pixel peut être requise pour certaines applications, c'est-à-dire, évaluer la position d'un bord plus précisément que l'espacement entre les pixels). L'affinement des contours et la liaison sont habituellement nécessaires [16].

II.3. L'effet mutuel entre détecteurs et contours

L'interaction réciproque entre les bords et les détecteurs permet de préciser le contexte dans lequel il est pertinent, par exemple, la sélection d'un détecteur de bord spécifique pour une image particulière nécessite une compréhension de ses performances. Par conséquent, cette interaction réciproque favorise une utilisation optimale des détecteurs de contours et en résulte une amélioration de la performance. Cependant, l'accroissement constant du nombre de détecteurs de contours complique la tâche d'inventaire des algorithmes existants. Sur la frontière la plus avancée, les détecteurs sont indépendants et comprennent des étages.

Les trois éléments clés sont : lissage, différenciation et étiquetage. Ils se distinguent par les filtres de lissage, les différentiels, le processus d'étiquetage, les buts visés, la complexité des calculs et les modèles mathématiques employés pour leur dérivation. Les capteurs contextuels sont de loin les mieux conçus. Leur but varie, tout comme les informations utilisées pour dégager les contours [17].

II.4. Les approximations de détection de contours

Une multitude d'algorithmes de détection des contours sont employés pour repérer les bords des objets dans une image, mais ils peuvent être catégorisés en tant que dérivée où l'algorithme applique la première ou la seconde dérivée à chaque pixel, ou selon le gradient où

un gradient de pixels adjacents est calculé dans les directions x et y . On procède généralement à une action connue sous le nom d'opération du noyau.

Plusieurs éléments peuvent altérer l'efficacité de la détection des contours dans les images réelles. Cela comprend le bruit, l'interférence entre les contours voisins et les erreurs de précision résultant de la nature discrète de la grille utilisée pour définir l'image. En outre, un contour peut être présent dans une zone définie, ou englouti dans une zone bruitée ou floutée. Il est donc nécessaire d'employer un détecteur adapté aux caractéristiques de la zone pour le repérer [17].

Les approches de détection de contour sont les plus utilisées :

- Approximation de gradient.
- Approximation du Laplacien.

Un contour correspond à une transition. Cette transition en couleur :

- Ça correspond à un extremum dans la dérivée première.
- Et à un passage par zéro dans la dérivée seconde

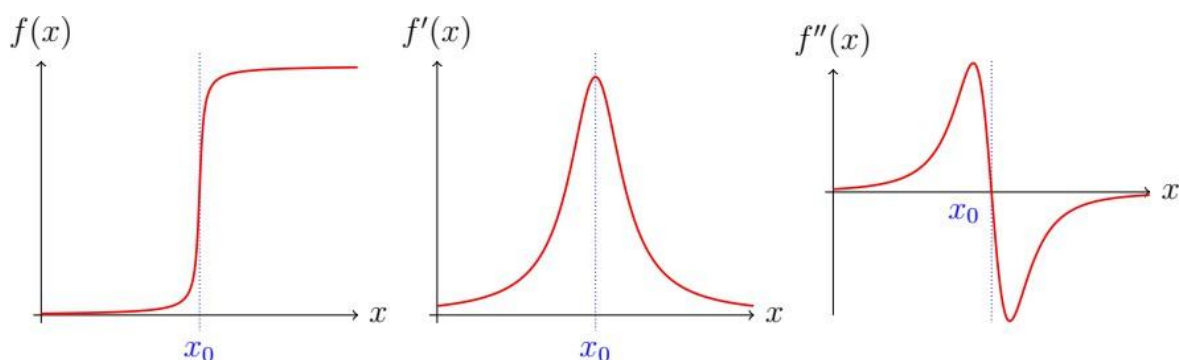


Figure II.2 : Principe de la détection de contour par gradient ou Laplacien, (a) Contour de type marche. (b) Dérivée première. (c) Dérivée seconde [17].

II.4.1 Approximation de gradient

II.4.1.1 Définition

Le gradient à une certaine position est un vecteur dont les deux éléments ($\partial I/\partial x$ et $\partial I/\partial y$) évaluent la rapidité de changement des valeurs des pixels dans les axes x et y , autour du point focal.

On parle aussi de masque en traitement numérique d'images lors de l'utilisation de la méthode basée sur le gradient. Dans le cadre des approximations différentielles, la direction de l'image est déterminée par le biais du masque numérique, que ce soit dans le sens horizontal ou vertical.

L'amplitude du gradient est associée à la variation locale de l'intensité : plus l'amplitude est élevée, plus le contour est prononcé [7].

$$|G| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (\text{II.1})$$

II.4.1.2 Principe général

- Calculer d'abord le gradient de l'image dans les deux directions orthogonales (x et y).
- Calculer le module du gradient.
- Il s'agira ensuite d'effectuer une sélection de contours.
- La prochaine étape consistera à choisir les contours les plus marqués et significatifs (les points de contraste le plus élevé par un seuillage) [19].

II.4.1.3 La direction du gradient

La garantie d'une discontinuité est donnée si le gradient au point en question est assez fort. Ainsi, il est nécessaire de choisir les pixels en fonction d'un seuil déterminé à l'avance pour la norme du gradient $G \geq \text{seuil}$.

Les directions des contours sont perpendiculaires à la direction du gradient qui est définie à chaque pixel de l'image. Le gradient offre la possibilité d'obtenir la dérivée dans n'importe quelle direction, à savoir celle du gradient [20] :

$$g^{\rightarrow} = \frac{\nabla^{\rightarrow} f^{\rightarrow}}{|\nabla^{\rightarrow} f^{\rightarrow}|} \quad (\text{II.2})$$



Figure II.3 : Seuillage du gradient.

II.4.1.4 Incorporation d'informations sur les gradients

On suppose que les zones d'images présentant un fort gradient signalent une transition des tissus, identifiant ainsi des points d'une grande valeur informative. Le gradient est déterminé à une échelle spatiale spécifique. Nous avons élargi les dispositions d'information réciproque (à la fois conventionnelle et normalisée). Pour intégrer des informations spatiales en multipliant les informations mutuelles par un facteur de gradient. L'expression de gradient se fonde non seulement sur l'ampleur des gradients, mais également sur leur direction [11].

II.4.1.5 Les avantages de Gradient

- Directionnel.
- Moins sensible au bruit.
- Possibilité de mise en œuvre par opérateurs 1D. du gradient
- Détection par la magnitude du gradient.
- Opérateurs de Sobel : lissage partiel.
- Possibilité de lissage préalable supplémentaire.
- Possibilité de détection directionnelle [11].

II.4.1.6 calcul du gradient par masques

Pour les algorithmes basés sur le gradient (aussi appelés opérateurs du premier ordre), les pixels de contour sont identifiés aux endroits où le gradient présente des extrêmes locaux. L'opérateur gradient fonctionne comme un filtre passe-haut, ce qui explique la grande sensibilité de ces algorithmes au bruit.

Pour chaque opérateur, on utilise deux masques afin de calculer le gradient de l'image dans deux orientations perpendiculaires. Le masque le plus instinctif à appliquer pour une approximation de la dérivée discrète est un masque composé de deux éléments [11] :

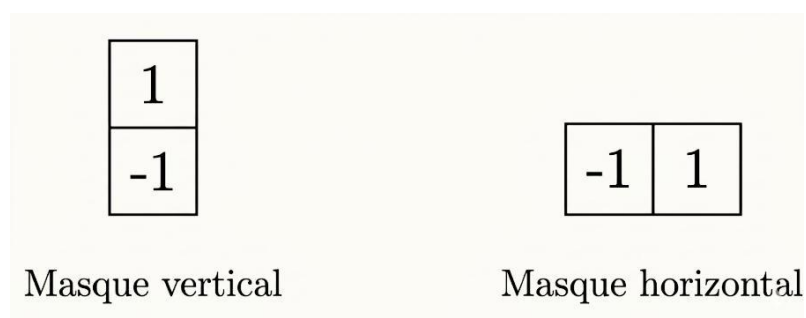


Figure II.4 : Les masques de gradient.

II.4.2 Approximation laplacien

II.4.2.1 Définition

C'est un filtre passe-haut conçu pour la détection de contours, avec la spécificité de repérer des lignes horizontales, verticales et diagonales. Elle cherche les points où la dérivée seconde de l'image est nulle pour détecter les contours. Une arête, qui se présente sous la forme unidimensionnelle d'une pente, peut révéler sa position en calculant la dérivée de l'image [20].

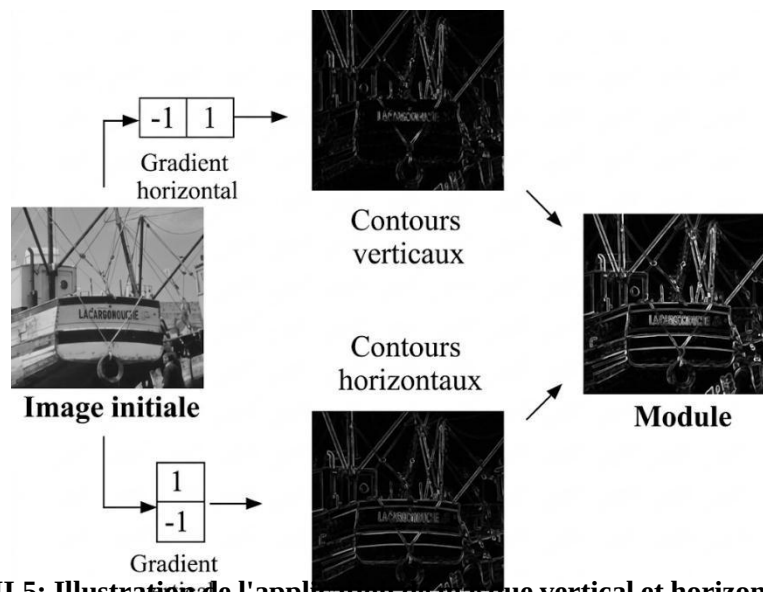


Figure II.5: Illustration de l'application de masque vertical et horizontal [21].

II.4.2.2 Le principe de laplacien

Le détecteur de passage par zéro identifie les zones du Laplacien d'une image où la valeur du Laplacien devient nulle, en d'autres termes, les points où le Laplacien subit un changement de signe.

Le Laplacien d'une image souligne les zones où l'intensité change rapidement et est généralement employé pour la détection des bords (dans le cas des détecteurs de bords à passage à zéro). On applique fréquemment le Laplacien sur une image qui a préalablement été adoucie avec un filtre, semblable à un filtre de lissage gaussien, dans le but de minimiser sa réactivité au bruit. En général, l'opérateur reçoit une image en niveau de gris comme entrée et génère une image binaire comme sortie [19].

II.4.2.3 Formule de laplacien

Le Laplacien est un opérateur scalaire et isotrope (invariant par rotation). Pour simplifier l'évaluation de la concavité locale de la fonction image f , exprimée par sa dérivée seconde, on fait appel à l'opérateur Laplacien, défini par la formule suivante [21] :

$$\Delta^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \quad (\text{II.3})$$

Pour la direction de x

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = f(x+1, y) + f(x-1, y) - 2f(x, y) \quad (\text{II.4})$$

Pour la direction de y

$$\frac{\partial^2 f}{\partial y^2} = f(x, y+1) + f(x, y-1) - 2f(x, y) \quad (\text{II.5})$$

En substituant les équations (II.3) et (II.4) à (II.2), nous obtenons l'équation (II.5) :

$$\Delta^2 f(x, y) = f(x+1, y) + f(x-1, y) + f(x, y+1) + f(x, y-1) - 4f(x, y) \quad (\text{II.6})$$

II.4.2.4 Les masques de laplacien

- Masque de 4-connexités :

Gx			Gy		
0	-1	0	0	1	0
-1	4	-1	1	-4	1
0	-1	0	0	1	0

Figure II.6: Masque de laplacien de 4-connexités [22].

- Masque de 8-connexités :

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

Figure II.7: Masque de laplacien de 8-connexités [21].



Figure II.8: Comparaison entre Laplacien 4 et 8 connexités [9].

II.4.2.5 Laplacien de détection des contours gaussiens (LOG)

On l'utilise pour éliminer le bruit avant de procéder à la détection des contours. Cette technique établit un lien entre le filtrage gaussien et le Laplacien, représentant un outil essentiel pour la détection des contours de l'image. Quand la méthode Laplacienne ou gaussienne est employée avec un seuil, ce commandement sert à éliminer tous les contours de seuil instables [23].

0	-1	0	-1	-1	-1
-1	4	-1	-1	8	-1
0	-1	0	-1	-1	-1
Gx			Gy		

Figure II.9: Masques de convolution Laplacien de gaussien [23].

II.4.2.6 Avantages laplacien de gaussien

- Il est très utile pour détecter les bords abrupts.
- Trouver les bons emplacements des contours.

II.4.2.7 Inconvénients laplacien de gaussien

- Dysfonctionnement dans les coins.
- Les courbes et où la fonction d'intensité du niveau de gris varie [24]

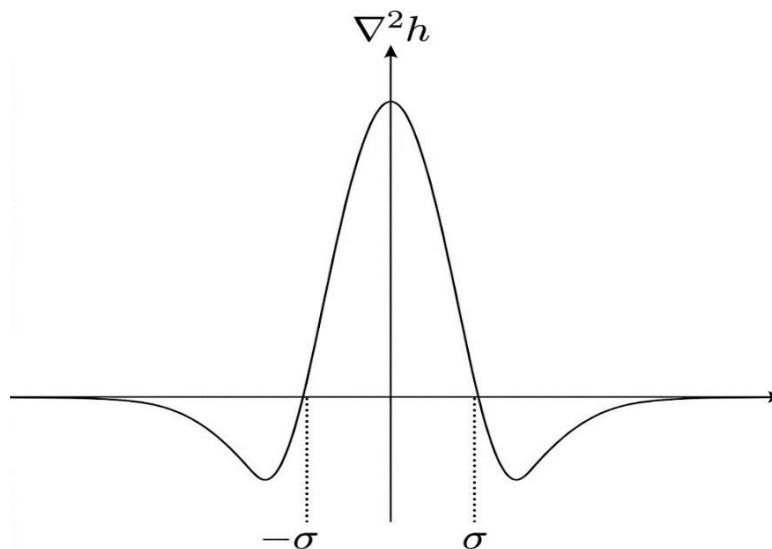


Figure II.10: Laplacien d'une gaussienne "chapeau mexicain".

II.5 Detection de contour par seuillage a hysteresis

L'application d'un unique seuil conduit généralement à des contours incomplets ou erronés. Il est généralement extrêmement compliqué, sinon irréalisable, de déterminer un seuil qui convient à l'ensemble de l'image. Pour remédier à ces enjeux, nous mettons en place deux limites : une limite supérieure et une limite inférieure, définies comme suit : On procède alors à une comparaison entre la norme du gradient et les seuils sélectionnés :

- Si $\text{norme} > \text{seuil haut}$, le pixel correspondant appartient au contour.
- Si $\text{norme} < \text{seuil bas}$, le pixel correspondant n'appartient pas au contour.
- Si $\text{seuil bas} < \text{norme} < \text{seuil haut}$ alors le pixel correspondant appartient au contour à condition qu'il soit connexe, au moins, à un pixel pour lequel la norme est supérieure au seuil haut [24].

II.5.1 Choix de seuils

Les valeurs des seuils haut et bas choisies sont données sur la figure :

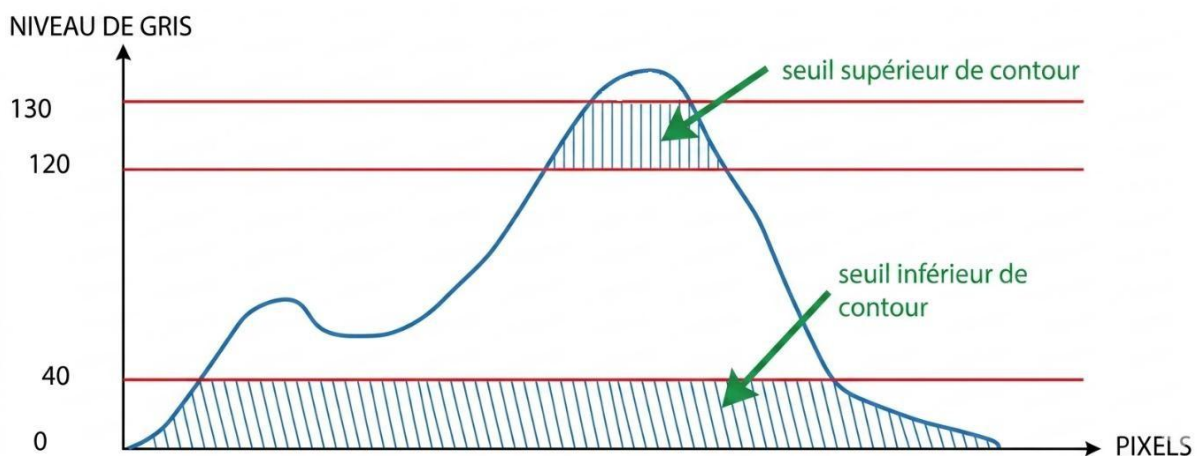


Figure II.11: Représentation du seuillage par hystérésis utilisé [24] .

II.6 Algorithmes de détection de contours

Il existe diverses techniques pour calculer le gradient ou le Laplacien d'une image. Cela s'applique également aux méthodes de seuillage. Ces deux phases sont autonomes, de ce fait, il y a une multitude de combinaisons entre l'opération du Gradient et le seuillage qui mettent en évidence les contours. Il incombe fréquemment à l'ingénieur de sélectionner les opérateurs les plus aptes à répondre aux exigences liées à l'image à manipuler. Le défi provient du bruit présent dans les images. Divers algorithmes de détection de contours peuvent être classés dans les catégories suivantes :

Les algorithmes basés sur le gradient :

II.6.1 Filtre de Prewitt

Le filtre de Prewitt, qui porte le nom de sa créatrice Judith M. S. Prewitt (1970), est employé en traitement d'image pour identifier les contours. Ce filtre emploie deux matrices de taille 3, la première étant destinée à établir un contour horizontal grâce à une variation significative de luminosité et la seconde pour déterminer un contour vertical.

L'application de deux masques sur l'image correspond à la réalisation des calculs des dérivées de l'image après filtrage [25] :

1	c	1
0	0	0
-1	-c	-1

-1	0	1
-c	0	c
-1	0	1

Figure II.12: Masques de convolution d'opérateur de Prewitt (c=1) [25].

II.6.2 Filtre de Sobel

C'est un algorithme couramment utilisé pour identifier les contours dans le domaine du traitement d'images (opérateur de différentiation). Il porte le nom d'Irwin Sobel et Gary Feldman (1968). Quand elle est appliquée avec la technique de Sobel, cette commande vous offre la possibilité d'éliminer tous les contours qui ne sont pas définis comme seuil [23].

II.6.2.1 Le principe de filtre de Sobel

Le masque est appliqué sur l'image principale, en gérant un bloc de pixels à la fois. L'algorithme évalue la force de l'image à chaque point, puis propose le chemin pour amplifying l'intensité de l'image du point lumineux vers le point sombre. Les zones de bordure manifestent des différences significatives en termes de densité plus sombre ou plus lumineuse.

Il y aura une variation si le gradient atteint un maximum local. Cela indique la direction de la plus grande variation du clair vers l'obscur, ainsi que le degré de changement dans cette direction. On identifie donc les points de transition abrupte de luminosité, qui sont vraisemblablement associés à des contours, ainsi que la direction de ces contours.

L'opérateur fait appel à des matrices de convolution. Le processus de convolution de la matrice (habituellement 3×3) avec l'image permet d'obtenir des approximations des dérivées, l'une évaluant le gradient en direction x et l'autre en direction y [25].

-1	0	1	-1	-2	-1
-2	0	2	0	0	0
-1	0	1	1	2	1

Direction X

Direction Y

Figure II.13: Noyaux de convolution Sobel**II.6.2.2 Pseudo-codes pour la méthode de détection des bords Sobel**

Entrée : un exemple d'image

Sortie : arêtes détectées

Étape 1 : Acceptez l'image d'entrée

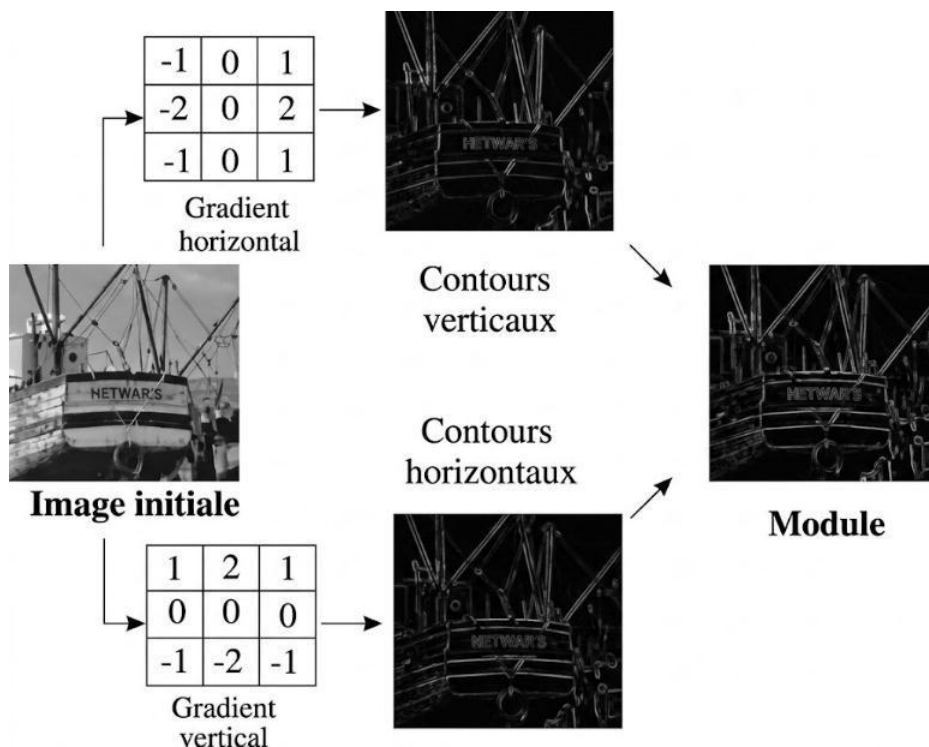
Étape 2 : Appliquer mask Gx, Gy à l'image d'entrée

Étape 3 : appliquer l'algorithme de détection des contours Sobel et le gradient

Étape 4 : Masque la manipulation de Gx, Gy séparément sur l'image d'entrée

Étape 5 : Résultats combinés pour trouver la magnitude absolue du gradient

Étape 6 : la grandeur absolue correspond aux bords de sortie [29].

**Figure II.14: Exemple d'application de l'opérateur de Sobel.**

II.6.2.3 Avantage de filtre Sobel

L'atout majeur de ces masques réside dans leur simplicité d'application et la célérité de leur traitement informatique. En outre, les contours obtenus tendent à être assez étendus. L'opérateur de Sobel est largement employé en vision industrielle où des exigences en temps réel sont nécessaires.

II.6.2.4 Inconvénients de filtre Sobel

- Sensibilité au bruit.
- L'opérateur croisé donne une réponse à certains contours [21].

II.6.3 Les propriétés de ces filtres

Ces filtres sont très réactifs au bruit, étant donné qu'ils le renforcent par dérivation. Pour un contour de type « rampe », ces filtres produiront un contour épais. Contrairement aux filtres de Roberts, les filtres de Prewitt et Sobel sont moins réceptifs au bruit. En introduisant un lissage local sur la zone couverte par le masque, leur sensibilité est réduite. Le filtre de Sobel offre une évaluation supérieure à celle du filtre de Prewitt, car la séquence (1 2 1) s'apparente approximativement à une gaussienne. Ces techniques se caractérisent également par leur grande vitesse et leur coût modique.

II.6.4. Le filtre de Canny

Selon Canny (Canny, 1986), c'est la méthode la plus efficace parmi les algorithmes de détection de contours. C'est l'un des outils de traitement d'image les plus fréquemment employés, identifiant les contours avec une grande vigueur. La technique de détection de bord Canny est généralement perçue comme la norme industrielle pour la détection des contours.

Les deux filtres de convolution, l'un ayant une dimension de 3×1 et l'autre de 1×3 , qui retournent la force des contours dans les directions X et Y :

$$Gx = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} ; \quad Gy = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix}$$

La valeur du gradient en un point est approximée par la formule : $|G| = \sqrt{Gx^2 + Gy^2}$

Pour la direction l'orientation des contours sa donnée par :

$$\theta = \pm \arctan\left(\frac{Gy}{Gx}\right) \quad (\text{II.7})$$

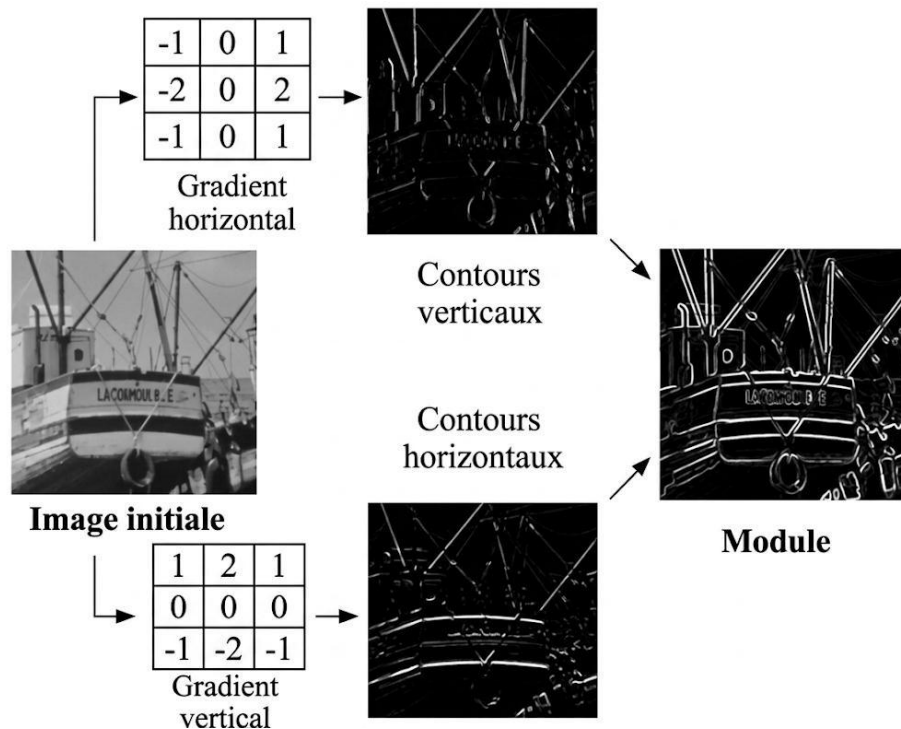


Figure II.15: Obtention du module du gradient par filtrage de Canny.

II.6.4.1 Les étapes du détecteur de contour Canny

- Lissage : flou de l'image pour supprimer le bruit.
- Recherche de gradient : les contours doivent être marqués là où les gradients de l'image ont de grandes magnitudes.
- Suppression non maximale : seuls les maxima locaux doivent être marqués comme des contours.
- Double seuillage : les fronts potentiels sont déterminés par seuillage [29].

II.6.4.2 Avantages de filtre Canny

- Utilisation de la probabilité pour trouver le taux d'erreur.
- Meilleure détection en particulier dans des conditions de bruit.

II.6.4.3 Inconvénients de filtre Canny

- Calculs complexes.
- Faux problème de passage à zéro et prend du temps [30].

II.6.5 Filtre de Robert

L'opérateur de Roberts (Roberts, 1965) améliore l'estimation discrète du gradient (ou dérivée) et la considération de l'orientation du contour. Le filtre de Roberts est utilisé pour déterminer le gradient d'une image en se basant sur les deux matrices diagonales, cependant, le

bruit peut également représenter une variation locale abrupte des niveaux de gris. Par conséquent, ces filtres sont particulièrement réactifs au bruit, en raison de leur capacité à intensifier le bruit déjà présent dans l'image. Par ailleurs, Ces filtres produiront un contour large s'il s'agit d'un contour de type « rampe ». Si le contour est net (« marche »), les filtres positionneront le contour un pixel à gauche ou au-dessus, tout en préservant son épaisseur [31].

TYPES DE MASQUE	GRADIENTS PARTIELS	AMPLITUDE	DIRECTION								
Masques de Roberts <table border="1"> <tr> <td>-1</td><td>0</td><td>0</td><td>-1</td></tr> <tr> <td>0</td><td>1</td><td>1</td><td>0</td></tr> </table>	-1	0	0	-1	0	1	1	0	G_1, G_2 Substitution du pixel supérieur gauche	$A = \sqrt{G_1^2 + G_2^2}$	$\theta = \pi/4 + \arctan(G_2/G_1)$
-1	0	0	-1								
0	1	1	0								

Tableau II.1 : les caractéristiques de filtre Roberts [30].

II.6.5.1 Avantages de filtre Robert

- Rapide à calculer.
- Facile.

II.6.5.2 Inconvénients de filtre Robert

- Peu de pixels sont utilisés pour approximer le dégradé.
- Souvent inexact [11].

II.7 Mesure de Précision

Une matrice de confusion est Un tableau à deux colonnes et deux rangées présentant le nombre de faux positifs, faux négatifs, ainsi que les positifs et négatifs réels.

Le tableau suivant illustre le niveau de précision pour les algorithmes les plus fréquemment employés dans la détection des contours :

Algorithms	Confusion matrix	
	Accuracy (in %)	Matrix
Sobel	75%	4022
Canny	87.5%	6101

Tableau II.2 : l'échelle de précision pour les algorithmes Canny et Sobel [31].

II.8 Choix des masque

Nous avons exposé les masques les plus couramment employés. Toutefois, ils ne représentent qu'un cas spécifique. Pour déterminer la taille appropriée, il est nécessaire de respecter les consignes suivantes :

- Plus le masque est grand, moins le gradient est sensible au bruit.
- Plus le masque, est grand, plus le temps de calcul est élevé.
- Plus le masque est grand, moins bonnes est la localisation des contours [25].

II.9 Les seuils de chaque méthode de détection de contour

Quand on applique le seuil dans les techniques de détection de contours, on observe que:

- Les méthodes Canny pour la détection de contours ont produit d'excellents résultats avec un seuil fixé à 0,1.
- La technique d'identification des contours Robert a produit de bons résultats avec un seuil fixé à 0,03.
- Méthodes de détection des contours Sobel et détection des contours Prewitt a produit des résultats satisfaisants lorsque le seuil était fixé à 0,1 ou à 0,03.
- La technique de détection des contours du système flou a produit de bons résultats lorsque le seuil est fixé à 1, 3 ou 5 [26].

II.10 Choix d'un détecteur de contours

Les expériences ont démontré que certains détecteurs s'avèrent plus efficaces, indépendamment du contexte d'utilisation, ce qui simplifie en partie la sélection du détecteur à utiliser ultérieurement.

Pour la détection du visage, l'algorithme de Canny qui détecte les contours présente une performance supérieure à celle de l'algorithme de Sobel. Malgré le fait que les filtres de Sobel et de Prewitt partagent la même approche, qui est le floutage et la dérivation, nous avons constaté que le filtre de Sobel tend à produire des résultats supérieurs en termes de détection des contours comparativement aux filtres de Roberts, Prewitt ou Kirsch lorsqu'il s'agit d'images claires comportant un nombre élevé de détails. Cependant, pour les images nettement définies, le filtre de Prewitt est généralement plus efficace que Roberts et Sobel. En revanche, pour les images présentant du bruit ou floues, l'efficacité dépend de la nature de l'image [17].

II.11 Filtres numériques à réponse impulsionnelle finie RIF

II.11.1 Définition

Le filtre RIF est une des moyennes mobiles ou tous les filtres à zéro qui traitent l'entrée fournie et itèrent sur les échantillons d'entrée pour générer les résultats de sortie. En pratique, la création du filtre RIF facilite la gestion de diverses applications en traitement numérique du signal. Le filtre a la capacité totale de fournir une phase linéaire grâce à son caractère linéaire et sa capacité d'approximation arbitraire de la réponse en fréquence. C'est un modèle non récursif qui fait appel aux éléments de retard et aux coefficients de pondération dans sa conception.

Ci-dessous, on présente l'équation différentielle qui peut être appliquée à la structure directe et transposée du filtre RIF [30].

$$y[n] = b_0x[n] + b_1x[n-1] + \dots + b_{N-1}x[n-N+1] \quad (\text{II.8})$$

II.11.2 Structure d'un filtre RIF

La figure ci-dessous représente la structure directe d'un filtre FIR. Cette forme est généralement la plus couramment employée lors de l'implémentation, grâce à ses paramètres supérieurs.

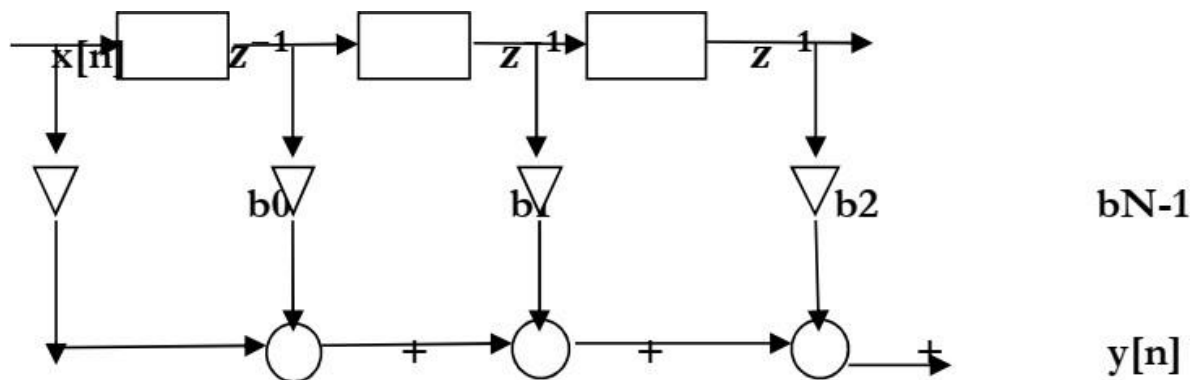


Figure II.16 : Structure d'un filtre RIF [33].

II.11.3 Conception de filtre

L'illustration suivante de deux séquences aide à la compréhension de la conception du filtre RIF. Considérations relatives à la conception. L'équation suivante peut être utilisée pour déterminer la sortie du filtre RIF :

$$y[n] = \sum_{k=0}^{N-1} h[k] \cdot x[n - k] \quad (\text{II.9})$$

Où :

$x[k]$ = Présente les échantillons d'entrée du filtre RIF.

$h[k]$ = coefficients de pondération du filtre RIF sous réponse en fréquence.

$y[n]$ = échantillons de sortie du filtre RIF [29].

II.11.4 Caractéristiques des filtres numériques RIF

Les termes suivants sont utilisés pour caractériser les performances et le comportement des filtres RIF [32]:

- **Coefficients du filtre** : il s'agit d'un groupe de constantes, également dénommées poids, qui sont employées pour multiplier ou pondérer les valeurs retardées de l'échantillon. Dans le cas d'un filtre RIF, les coefficients de filtre représentent, par définition, la réponse impulsionnelle du filtre.
- **Réponse impulsionnelle** : Durée de la réponse du filtre à une impulsion en entrée. Une impulsion est un échantillon distinct d'une valeur égale à l'unité, précédé et suivi de valeurs nulles (zéro échantillons évalués). Pour un filtre RIF, sa réponse impulsionnelle correspond à la totalité des coefficients du filtre.
- **Tap** : L'indication du nombre d'étages N du filtre RIF, généralement représenté par N , nous renseigne sur la nature du RIF et surtout, sur la quantité de mémoire requise et le nombre d'opérations nécessaires.
- **Mac** : Dans le cadre d'un filtrage basé sur les RIFs, un « MAC » représente l'opération qui consiste à multiplier un coefficient par l'échantillon de données retardé associé et à cumuler le résultat. Habituellement, il y a un MAC par niveau.

II.11.5 Avantages des filtres RIF

- Simples à concevoir.
- Muni d'entrée-sortie bornée stable.
- Il est garanti que le filtre FIR a une phase linéaire. C'est une qualité recherchée pour un grand nombre d'applications, comme la musique et le traitement de vidéos.
- Les Filtres FIR ont également une faible sensibilité pour filtrer les erreurs.
- Coefficient de mesure. C'est une caractéristique cruciale pour l'application d'un filtre sur un processeur DSP ou sur un circuit intégré [33].

II.11.6 Applications du monde réel de filtres RIF

Quelques applications populaires pour les filtres RIF sont énumérées ci-dessous[33] :

- Annulation d'écho.
- Télécommunications.
- Les communications sans fil.
- HDTV.
- DTV.
- Le traitement de la vidéo.
- La synthèse vocale.
- Modems haut débit.
- ADSL.

II.12 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons délimité les bords des images, exploré les techniques pour détecter ces bords et mis en pratique sur des images en niveaux de gris à l'aide de Matlab. Nous avons également exposé le concept de chaque technique et algorithme (Sobel) employé par la méthode du gradient.

An orange scroll graphic with a light orange gradient and a darker orange border. The scroll is partially unrolled, with the top and bottom edges showing a darker orange band. The text is centered on the main body of the scroll.

Chapitre III

Simulation et résultats

III.1. Introduction

Ce chapitre présente les résultats de la détection de contours sur six images, obtenus à l'aide de trois méthodes : Prewitt, Laplace et Kirsch. Les valeurs de l'erreur quadratique moyenne (MSE), du rapport signal sur bruit de crête (PSNR) et du contraste de chaque image après détection sont ensuite comparées.

La détection de contours est un processus permettant de repérer les variations d'intensité significatives dans une image. Elle permet d'identifier les contours d'un objet en exploitant les changements brusques d'intensité à la frontière entre deux zones [17], [18]. Un contour est un ensemble de pixels connectés situés à la frontière de deux zones. Ce contour contient des informations importantes, telles que la forme ou la taille de l'objet. Parmi les détecteurs de contours, on trouve d'abord les opérateurs de gradient (dérivée première), comme les opérateurs de Robert, Sobel et Prewitt, puis les opérateurs de dérivée seconde, comme l'opérateur laplacien et l'opérateur laplacien-gaussien.

III.2. Image d'entrée

Les images collectées à des fins de recherche sont ensuite importées dans le logiciel MATLAB. Elles sont référencées dans le tableau 2 en mode couleur RGB. La figure 2 représente une image utilisée comme jeu de données dans cette étude. La sélection des images est basée sur le niveau de difficulté de détection des contours de chacune.

De plus, les images passent du mode couleur RVB au mode couleur en niveaux de gris.

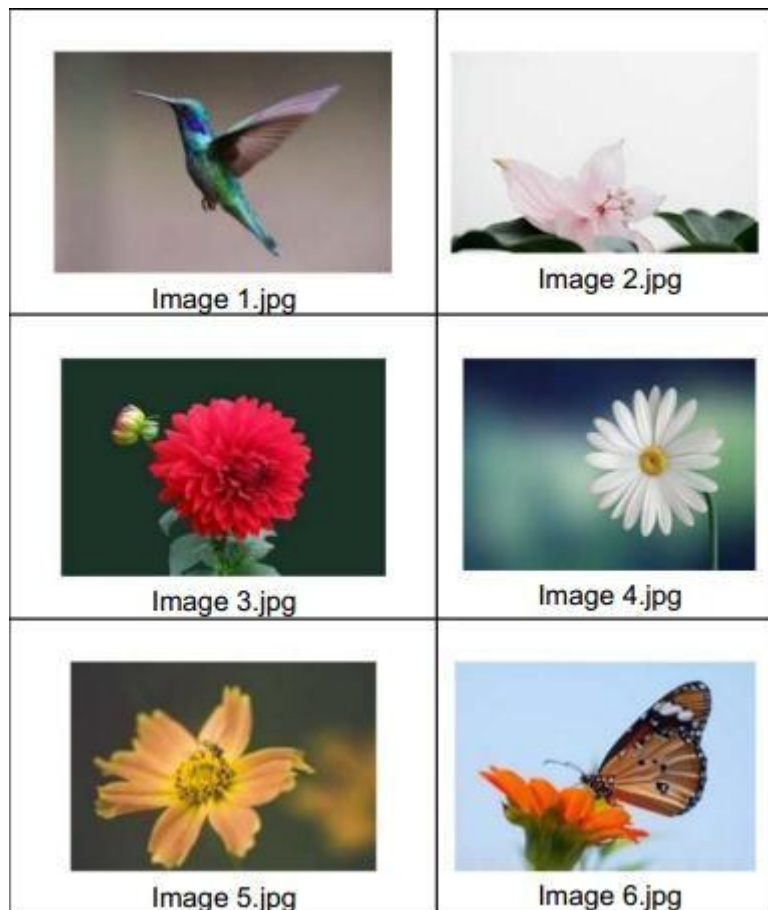


Figure 2. Ensemble de données pour la détection des contours

III.2.1. Processus de conversion d'image et de détection des contours

À cette étape, l'image importée dans le logiciel MATLAB est convertie en niveaux de gris. Cette conversion est nécessaire car la détection des contours ne peut être effectuée qu'avec des images en niveaux de gris. Une fois l'image convertie, elle passe à l'étape suivante : la détection des contours à l'aide des opérateurs de Prewitt, Laplace et Kirsch.

3.1.3 Opérateur Prewitt

Après la conversion de l'image en niveaux de gris, l'étape suivante consiste à effectuer la détection des contours à l'aide de la méthode de Prewitt. Le code correspondant applique la formule de convolution de l'opérateur de Prewitt, puis affiche l'image de détection. L'étape finale produit ainsi une image complète, nommée « Prewitt.jpg ».

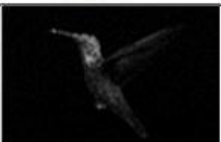
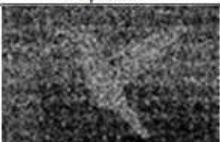
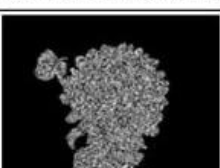
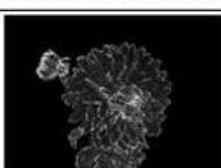
3.1.5 Opérateur Kirsch

L'opérateur de Kirsch est le troisième opérateur de détection de contours. Après la conversion de l'image originale en niveaux de gris, cet opérateur est utilisé pour détecter les contours. Le code de détection de contours par l'opérateur de Kirsch applique la formule de convolution de cet opérateur, puis affiche l'image de détection. L'étape finale produit une image complète, enregistrée sous le nom « kirsch.jpg ».

3.1.6 Résultats de la détection des contours

Une fois les contours de l'image correctement détectés, un fichier complet sera créé dans le répertoire préalablement configuré. Ce fichier intact servira au calcul des valeurs MSE, PSNR et de contraste.

Les résultats de la détection de contours à l'aide de trois opérateurs de détection de contours, à savoir Prewitt, Laplace et Kirsch, produisent 18 images binaires, comme illustré sur la figure 3. L'image globale résultant de la détection de contours est ensuite estimée à l'aide d'une évaluation basée sur les valeurs MSE, PSNR et de contraste.

	Original	Résultats de détection Prewitt	Résultats de détection Laplace	Résultats de détection kirsch
Image 1.jpg				
Image 2.jpg				
Image 3.jpg				

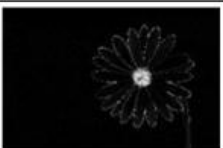
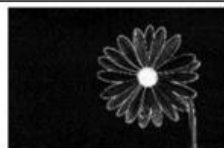
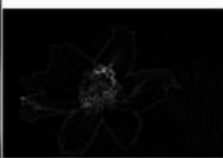
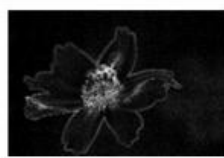
	Original	Résultats de détection Prewitt	Résultats de détection Laplace	Résultats de détection kirsch
Image 4.jpg				
Image 5.jpg				
Image 6.jpg				

Figure 3. Résultats de la détection des contours des images

3.2 Comparaison des valeurs de MSE, PSNR et de contraste

Après avoir effectué la détection des contours sur les six images originales, l'étape suivante consiste à calculer les valeurs MSE, PSNR et de contraste sont ces trois paramètres utilisés pour comparer les résultats du traitement d'image avec l'image initiale et l'image originale.

3.2.1 Calcul de l'erreur quadratique moyenne (EQM)

Calcul de l'erreur quadratique moyenne (EQM) à partir de 18 images binaires issues de la détection de contours effectuée lors de la première étape. Le code permettant de calculer l'EQM pour ces 18 images binaires est présenté cidessous :

```

1. Imagen=imread('prewit.jpg');
2. if size(Imagen, 3)==3
3. Imagen=rgb2gray(Imagen);
4. end
5. Image2=imnoise(Imagen,'salt & pepper',0.2);
6. [baris,kolom]=size(Imagen);
7. MSE = sum(sum((Imagen-Image2).^2))
8. /(baris*kolom)
9. Psnr = 10*log10(256*256/MSE)

```

Les résultats du calcul de la valeur MSE de chaque image détectée par contours à l'aide de trois opérateurs de détection, à savoir Prewitt, Laplace et Kirsch, sont présentés dans le tableau 1.

Method	1	2	3	4	5	6
Laplace	9.69	13.21	3.46	12.08	10.02	12.38
Kirsch	11.45	19.99	7.72	13.92	12.42	16.3
Prewitt	3.35	7.82	3.89	3.44	3.02	6.22

Tableau 1. Valeur MSE de chaque image pour chaque méthode

D'après le tableau 1, la valeur moyenne globale des opérateurs de détection de contours est de 10,15 pour l'opérateur de Laplace, de 13,64 pour l'opérateur de Kirsch et de 4,63 pour l'opérateur de Prewitt.

3.2.2 Calcul du PSNR

Après avoir effectué la détection des contours sur les six images du matériel de recherche, l'étape suivante consiste à calculer la valeur PSNR des 18 images binaires issues de la détection des contours réalisée lors de la première étape. Le code permettant de calculer la valeur PSNR pour les 18 images binaires est le suivant :

```

1.  Imagen=imread('prewit.jpg');
2.  if size(Imagen, 3)==3
3.  Imagen=rgb2gray(Imagen);
4.  End
5.
6.  Image2=imnoise(Imagen, 'salt &
   pepper',0.2);
7.  [baris,kolom]=size(Imagen);
8.
9.  MSE = sum(sum((Imagen-
   Image2).^2))/(baris*kolom)
10. Psnr = 10*log10(256*256/MSE)

```

Le tableau 2 présente les résultats du calcul de la valeur PSNR de chaque image détectée par contours à l'aide de 3 opérateurs de détection, à savoir Prewitt, Laplace et Kirsch.

Method	1	2	3	4	5	6
Laplace	38.29	36.95	41.52	37.34	38.15	37.23
Kirsch	37.57	35.15	39.28	36.72	37.22	36.03
Prewitt	42.90	39.23	42.26	42.79	43.36	40.22

Tableau 2. Valeur PSNR de chaque image pour chaque méthode

D'après le tableau 2, la valeur PSNR moyenne de tous les opérateurs de détection de contours est de 38,25 pour l'opérateur de Laplace, de 36,99 pour l'opérateur de Kirsch et de 41,79 pour l'opérateur de Prewitt. On peut donc conclure que la méthode de détection de contours de Prewitt présente la valeur PSNR moyenne la plus élevée, ce qui en fait la meilleure solution par rapport aux opérateurs de Laplace et de Kirsch. On peut en conclure que la qualité d'image est bonne si la valeur PSNR est supérieure à 30 dB, et que plus cette valeur est élevée, meilleure est la qualité.

III.2. Conclusion

L'analyse est réalisée à l'aide des valeurs de l'erreur quadratique moyenne (MSE), du rapport signal sur bruit de crête (PSNR) et du contraste de l'image. Les expériences menées montrent que l'opérateur de Prewitt offre la meilleure détection des contours. Les valeurs moyennes de MSE et de PSNR obtenues sont respectivement de 4,63 et 41,79 dB. L'opérateur de Laplace présente un bon contraste (17,77). Cependant, le contraste n'est qu'un paramètre secondaire permettant de mettre en évidence les différences entre les résultats de chaque opérateur. On peut donc conclure que la méthode de Prewitt est la plus performante des trois.

Conclusion générale

CONCLUSION GENERALE

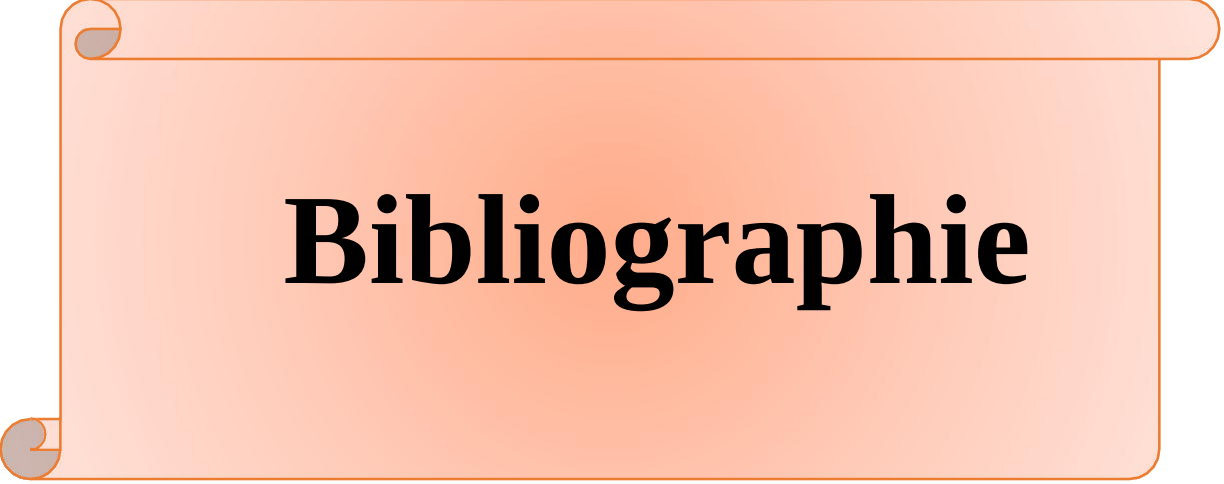
La détection des contours constitue une étape essentielle dans le domaine du traitement d'images numériques, puisqu'elle permet d'identifier les limites des objets et d'extraire les informations importantes contenues dans une image. Elle joue un rôle fondamental dans plusieurs applications, notamment la reconnaissance d'objets, la segmentation d'images et l'analyse visuelle. Cependant, les méthodes de détection diffèrent en termes de précision, de robustesse face au bruit et de qualité des résultats obtenus, ce qui nécessite une étude comparative afin de déterminer les techniques les plus performantes.

Dans ce chapitre, nous présentons une étude pratique basée sur l'implémentation et l'évaluation de plusieurs méthodes de détection de contours à l'aide du logiciel MATLAB. Cette étude inclut les opérateurs approximant le gradient, tels que Prewitt, Sobel et Roberts, ainsi que les opérateurs basés sur le Laplacien, notamment Laplacian et LoG, sans oublier le filtre optimal de Canny. L'objectif principal est d'analyser et de comparer les performances de ces méthodes selon différents critères, tels que la qualité de détection, la précision des contours extraits et la sensibilité au bruit, afin d'identifier l'approche la plus adaptée aux images étudiées.

Les opérateurs de Prewitt, Laplace et Kirsch sont plusieurs méthodes permettant d'effectuer la détection de contours dans une image. L'analyse de la qualité de la détection de contours, basée sur les valeurs de MSE, PSNR et de contraste, révèle que l'opérateur de Prewitt offre la meilleure détection avec un PSNR moyen de 41,79 dB. Les opérateurs de Laplace et Kirsch présentent également un PSNR moyen de 41,79 dB, respectivement de 38,25 dB et 36,99 dB. L'opérateur de Prewitt affiche la valeur de MSE la plus faible, à 4,62.

Les opérateurs de Laplace et de Kirsch présentent des valeurs MSE moyennes respectives de 10,14 et 13,64. La comparaison des valeurs de contraste révèle que l'opérateur de Laplace obtient le meilleur score, avec une moyenne de 17,77. Toutefois, le contraste ne constitue qu'un paramètre d'aide à la décision pour mettre en évidence les différences entre les résultats de chaque opérateur de détection de contours. On peut donc conclure que la méthode

de détection de contours de Prewitt est la plus performante des deux, car elle affiche la valeur PSNR la plus élevée et la valeur MSE la plus faible.

An orange scroll graphic with a gradient from light orange to a slightly darker shade. It has a thin orange border and two circular tabs on the left side, one at the top and one at the bottom.

Bibliographie

BIBLIOGRAPHIE

1] Shah, B. K., Kedia, V., Raut, R., Ansari, S., & Shroff, A. (2020). Evaluation and Comparative Study of Edge Detection Techniques. *IOSR Journal of Computer Engineering*, 22(5), 6-15.

doi: 10.9790/0661-2205030615

[2] Ahmed, A. S. (2018). Comparative study among Sobel, Prewitt and Canny edge detection operators used in image processing. *J. Theor. Appl. Inf. Technol*, 96(19), 6517-6525.

[3] Dougherty, E.R., (1994). *Digital Image Processing Methods*. CRC Press ISBN 10:082478927X 472.

[4] J. Malik, S. Kiranyaz, and M. Gabbouj, (2020). Selforganized operational neural networks for severe image restoration problems. *Neural Networks*.

doi: 10.1016/j.neunet.2020.12.014

[5] Qi, Y., Yang, Z., Sun, W. et al. A. (2021). Comprehensive Overview of Image Enhancement Techniques. *Arch Computat Methods Eng*. doi: 10.1007/s11831-021-09587-6

[6] Recio, K. R. O., dan Mendoza, R. G. (2019). Threestep approach to edge detection of texts. *Philippine Journal of Science*, 148(1), 193–211

.]7[S. Reno and R. Edyal, (2016). Analisa Perbandingan Deteksi Tepi Image Foto Menggunakan Algoritma Robert dan Prewitt. *Jurnal Multimedia Networking Informatics*, 2(2), 11–15.

doi: 10.32722/multinetics.v2i2.1109

]8[Pradeep Kumar Reddy, R., dan Nagaraju, C. (2019).(Improved canny edge detection technique using smembership function. *International journal of engineering and advanced technology*, 8(6), 43–49.

doi: 10.35940/ijeat.E7419.088619

]9[Hidayatullah, P. (2017). *Pengolahan Image digital*. Bandung: Informatika

]10[K. Letelay, (2019). Perbandingan Kinerja Metode Deteksi Tepi Pada Image, *Jurnal Komputer dan Informatika*, 7(1), 1-8.

]11[Sajati, H. (2016). Analisis kualitas perbaikan Image menggunakan metode median filter denganpenyeleksian nilai. *Jurnal Ilmiah Bidang Teknologi*, 10(1), 41–48..

doi: 10.28989/angkasa.v10i1.223

[12] Vijayalakshmi, D., & Nath, M.K. (2021). A Novel Contrast Enhancement Technique using GradientBased Joint Histogram Equalization. *Circuits Syst Signal Process*, 40(8), 3929–3967

<https://doi.org/10.1007/s00034-021-01655-3>

]11[Kuswandi, E. R., & Fadillah, N. (2019).Perbandingan Metode Robert dan Metode Prewitt untuk Deteksi Tepi pada Image Tanda Tangan. InfoTekJar (Jurnal Nasional Informatika Dan Teknologi Jaringan), 3(2), 155-158.

<https://doi.org/10.30743/infotekjar.v3i2.997>

]14[G. E. Rani, R. Murugeswari & N. Rajini, (2020).(Edge Detection in Scanning Electron Microscope (SEM) Images using Various Algorithms. 2020 4th International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICICCS), 401-405, IEEE.

doi: 10.1109/ICICCS48265.2020.9121110

]15[Ghosal, S.K., Chatterjee, A. & Sarkar, R. (2021).Image steganography based on Kirsch edge detection. Multimedia Systems 27, 73–87.

doi: 10.1007/s00530-020-00703-3

]16[Ansari, M. A., Kurchaniya, D., & Dixit, M. (2017). A comprehensive analysis of image edge detection techniques. International Journal of Multimedia andUbiquitous Engineering, 12(11), 1–12.

doi: 10.14257/ijmue.2017.12.11.01

]17[G. M. H. Amer & A. M. Abushaala. (2015). Edgedetection methods. In 2015 2nd World Symposium onWeb Applications and Networking (WSWAN), 1 .7-IEEE.

doi: 10.1109/WSWAN.2015.7210349

]18[Rajkumar, S., & Malathi, G. (2016). A comparativeanalysis on image quality assessment for real time satellite images. Indian Journal of Science and Technology, 9(34), 1-11.

doi: 10.17485/ijst/2016/v9i34/96766