

# **Analyse, aquisition et traitement d'image**

## **TP1**

Aurélien CHEMIER 10908892 et Romane LHOMME 11006689

28 octobre 2014

## Table des matières

<b>1</b>	<b>Introduction</b>	<b>3</b>
<b>2</b>	<b>Technologies utilisées</b>	<b>3</b>
<b>3</b>	<b>Détection des contours</b>	<b>3</b>
3.1	Implémentation . . . . .	3
3.1.1	filtre.h . . . . .	4
3.1.2	Classes filles . . . . .	4
3.1.3	Fonction de tri . . . . .	4
3.2	Filtres de base . . . . .	4
3.3	Filtrage bidirectionnel . . . . .	5
3.4	Filtrage multidirectionnel . . . . .	6
<b>4</b>	<b>Seuillage</b>	<b>8</b>
4.1	Implémentation . . . . .	8
4.2	Seuillage fixe . . . . .	8
4.3	Seuillage global . . . . .	9
4.4	Seuillage local . . . . .	9
4.5	Seuillage par Hysteresis . . . . .	10
<b>5</b>	<b>Affinage</b>	<b>10</b>
5.1	Algorithme . . . . .	10
5.2	Implémentation . . . . .	11
5.3	Exemple . . . . .	11
<b>6</b>	<b>Conclusion</b>	<b>11</b>

## 1 Introduction

Dans le cadre de ce projet d'analyse d'image, nous devons implémenter une méthode de détection de contours à l'aide des filtres vus en cours. Ensuite, une étape de traitement et d'affinage des contours sera effectuée afin d'avoir un meilleur résultat. Ce rapport a pour but de présenter et d'expliquer nos choix lors de ces différentes étapes.

## 2 Technologies utilisées

Ce programme de détection de contour a été fait en C++ qui est un langage objet que nous avons l'habitude d'utiliser.

Pour manipuler les images, nous avons choisi d'utiliser OpenCV, une bibliothèque graphique spécialisée dans le traitement d'image en temps réel. Cette librairie a plusieurs avantages :

- Elle est gratuite.
- Elle permet une gestion simple des images (lecture, écriture, sauvegarde...).
- L'utilisation de notre programme se fait en ligne de commande.

Tous nos tests ont été fait sur l'image "Lena", un classique du traitement d'image.



FIGURE 1 – Lena

## 3 Détection des contours

L'étape de détection des contours se fait uniquement sur des images en niveaux de gris.

Dans un premier temps, on procède au calcul du vecteur gradient en chaque point de l'image. La méthode demandée consiste à appliquer des opérateurs (ou masques) de convolution (tableau MxM).

Pour chaque Pixel de l'image, on fait la somme du produit des pixels voisins avec la case du filtre correspondante, comme le montre le code suivant.

Listing 1 – filtre.h

```

for (i = 0; i < 3; ++i)
{
    for (j = 0; j < 3; ++j)
    {
        gradient += p[i][j] * Filtre[i][j];
    }
}

```

Le pixel sur lequel s'applique le filtre se situe au milieu de ce dernier, ici en position 1,1.

Le gradient est ensuite normalisé entre 0 et 255 et devient la valeur du pixel courant dans l'image filtrée.

Tous les filtres appliqués dans ce TP sont de dimension 3x3.

### 3.1 Implémentation

Pour coder ces filtres, nous avons une classe mère filtre.h.

### 3.1.1 filtre.h

Listing 2 – Classe filtre

```

class filtre
{
private:
    std::vector<std::vector<int>> GV; //filtre vertical
    std::vector<std::vector<int>> GH; //filtre horizontal
    std::vector<std::vector<int>> Diag; //filtre diagonal

    //utile pour l'affinage des points
    //gradients horizontaux
    std::vector<std::vector<int>> filtreH;
    //gradients verticaux
    std::vector<std::vector<int>> filtreV;

    //image modele
    IplImage img;

    //les dimensions de l'image
    unsigned int nbLigne;
    unsigned int nbColonne;
};

```

La classe contient également des getters et des setters pour accéder à ses différents éléments.  
Les différents algorithmes de tris sont également dans la classe filtre.

### 3.1.2 Classes filles

Les classes filles héritent de filtre.h et permettent d'initialiser les masques horizontaux, verticaux et diagonaux avec les valeurs correspondantes au filtre utilisé.

### 3.1.3 Fonction de tri

Les différentes fonctions de tri fonctionnent sur le même schéma :

- La fonction s'applique sur l'image stockée dans le filtre.
- Elle retourne une image de même dimension que l'image modèle.

## 3.2 Filtres de base

- Prewitt
 

horizontal	$\begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix}$	vertical	$\begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix}$
------------	--	----------	--
- Sobel
 

horizontal	$\begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix}$	vertical	$\begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{pmatrix}$
------------	--	----------	--
- Kirsch
 

horizontal	$\begin{pmatrix} -3 & -3 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & 5 \end{pmatrix}$	vertical	$\begin{pmatrix} -3 & -3 & -3 \\ -3 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & 5 \end{pmatrix}$
------------	--	----------	--
- D'autres masques peuvent être utilisés.

Ces différents filtres appliqués à Lena donnent :



FIGURE 2 – Prewitt Horizontal



FIGURE 3 – Prewitt Vertical

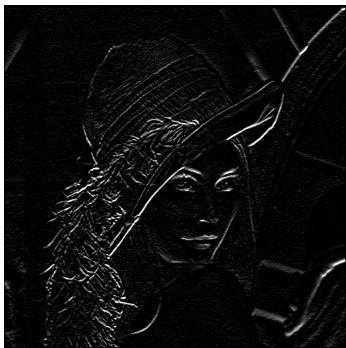


FIGURE 4 – Sobel Horizontal

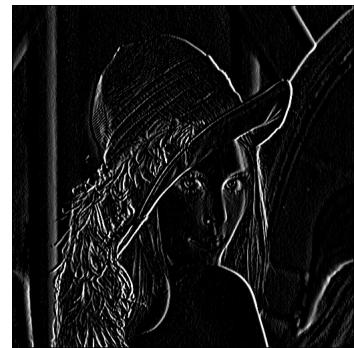


FIGURE 5 – Sobel Vertical



FIGURE 6 – Kirsch Horizontal



FIGURE 7 – Kirsch Vertical

La complexité de cette méthode est de l'ordre

$$w \times h$$

avec :

- $w$  la largeur de l'image,
- $h$  la hauteur de l'image.

### 3.3 Filtrage bidirectionnel

Le filtrage bidirectionnel consiste à appliquer deux masques de convolution sur la même image. La valeur du gradient devient :

$$G = \sqrt{G_v^2 + G_h^2}$$

avec

- $G$  le gradient du filtre bidirectionnel,
- $G_v$  le gradient du filtre vertical,
- $G_h$  le gradient du filtre horizontal.



FIGURE 8 – Prewitt Bidirectionnel



FIGURE 9 – Sobel Bidirectionnel



FIGURE 10 – Kirsch Bidirectionnel

L'avantage de cette méthode est que seul 2 filtres sont nécessaires pour calculer le gradient en 1 point. Cependant elle peut être plus sensible au bruit que la méthode multidirectionnelle.

Après le calcul des gradients horizontaux et verticaux, on peut calculer l'orientation du gradient. Pour cela, on utilise la formule :

$$\theta = \arctan\left(\frac{G_h}{G_v}\right)$$

Pour calculer cette orientation, nous avons utilisé la fonction atan2(x,y) qui en C++ calcule  $\arctan\left(\frac{x}{y}\right)$ . Le résultat de cette fonction est compris entre  $-\pi$  et  $\pi$ .

Une fois cette orientation calculée, nous pouvons afficher les différents angles récupérés dans différentes couleurs :

- Entre  $0$  et  $\pi/2$ , rouge.
- Entre  $\pi/2$  et  $\pi$ , vert.
- Entre  $0$  et  $-\pi/2$ , bleu.
- Entre  $-\pi/2$  et  $-\pi$ , blanc.



FIGURE 11 – Prewitt Bidirectionnel Couleur



FIGURE 12 – Sobel Bidirectionnel Couleur



FIGURE 13 – Kirsch Bidirectionnel Couleur

Comme les deux filtres sont calculés sur le même parcours de l'image, la complexité est également de

$$w \times h$$

### 3.4 Filtrage multidirectionnel

Pour le calcul du filtre multidirectionnel, deux masques diagonaux sont rajoutés, voici ceux du filtre de Prewitt :

$$\text{Diagonal gauche} \quad \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & -1 \end{pmatrix} \quad \text{Diagonal droite} \quad \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & -1 & 0 \end{pmatrix}$$

Ces filtres donnent :

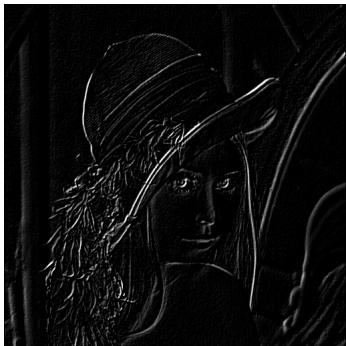


FIGURE 14 – Prewitt Diagonal Gauche

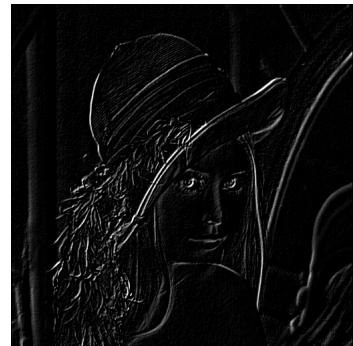


FIGURE 15 – Prewitt Diagonal Droite

Le filtre multidirectionnel calcule donc un filtre bidirectionnel avec les filtres diagonaux correspondants.



FIGURE 16 – Prewitt Multidirectionnel



FIGURE 17 – Sobel Multidirectionnel



FIGURE 18 – Kirsch Multidirectionnel

Pour calculer l'orientation du filtre, on récupère le maximum des gradients calculés pour un point.

Le choix de la couleur se fait en fonction du maximum choisi :

- masque Vertical, rouge.
- masque Horizontal, vert.
- masque Diagonal droite, bleu.
- masque Diagonal gauche, blanc.

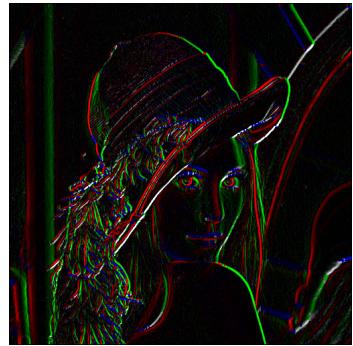


FIGURE 19 – Prewitt Multidirectionnel Couleur

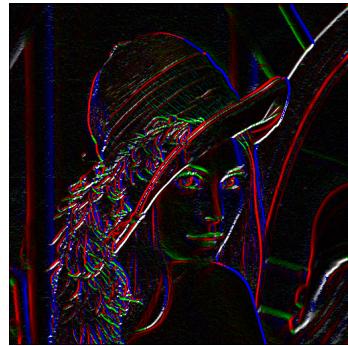


FIGURE 20 – Sobel Multidirectionnel Couleur



FIGURE 21 – Kirsch Multidirectionnel Couleur

Le calcul des masques se faisant toujours en un seul passage sur l'image, la complexité ne change pas.

L'utilisation de plus de filtres permet de réduire le bruit sur la détection des contours. Néanmoins, ce bruit est toujours présent, c'est pourquoi il faut passer à l'étape du seuillage.

## 4 Seuillage

Le seuillage consiste à "filtrer" les pixels de l'image en fonction d'un seuil. Si la valeur du pixel courant est inférieure au seuil, elle est passée à 0, sinon elle prend la valeur maximale (ici 255).

Ce seuil peut être déterminé de plusieurs manières.

### 4.1 Implémentation

Pour le seuillage, il n'y a qu'une seule classe seuillage qui contient l'image filtrée et l'image seuillée avant que celle-ci soit affinée.

Les différentes fonctions de seuillage retournent une image et ne prennent aucun argument (sauf seuilFixe() et SeuilHysteresis() qui prennent les valeurs des seuils comme expliqué ci-dessous. (voir 4.2 et 4.5)).

### 4.2 Seuillage fixe

Le seuil S est fixé et est commun à toute l'image. Néanmoins il faut choisir une bonne valeur pour avoir un résultat correct.

Les exemples ci-dessous ont été calculé sur un filtre de Prewitt multidirectionnel.

FIGURE 22 –  $S = 20$ FIGURE 23 –  $S = 50$ FIGURE 24 –  $S = 70$ FIGURE 25 –  $S = 100$ FIGURE 26 –  $S = 150$ FIGURE 27 –  $S = 200$

Pour des seuils très bas, on remarque bien que le bruit est important (figure 22). Au contraire, dans le cas d'un seuil élevé, certains contours sont effacés et l'image perd en précision (figure 26 et 27).

La complexité de cette méthode est de

$$w \times h$$

### 4.3 Seuillage global

Nous venons de voir que le choix du seuil est crucial dans le seuillage de l'image. Il est rapidement contraignant de chercher "à la main" le seuil optimal pour une image. Le seuillage global permet de déterminer un seuil pour une image : il calcule la valeur moyenne des gradients de l'image et prend cette moyenne comme seuil.



FIGURE 28 – Seuillage Global de Prewitt multidirectionnel

La complexité est plus grande car on effectue deux parcours de l'image :

$$2 \times w \times x$$

L'image contenant beaucoup de nuances de gris comme contours, le résultat contient beaucoup de "bruit" dans les contours.

### 4.4 Seuillage local

Le seuillage local calcule la moyenne des pixels voisins au pixel courant. Une fois cette moyenne calculée, on la compare avec le pixel courant.



FIGURE 29 – Seuillage Local de Prewitt multidirectionnel

Le résultat est bruité mais celui-ci a une précision supérieure à celle du seuil global. En effet, on retrouve toutes les courbes intactes dans l'image seuillée.

La complexité est plus élevée à cause du calcul systématique de la moyenne locale :

$$l^2 \times w \times x$$

avec  $l$  la taille de la zone où est calculée la moyenne.

## 4.5 Seuillage par Hysteresis

Dans le cas d'un seuillage par hysteresis, on utilise deux seuils, un seuil bas  $S_b$  et un seuil haut  $S_h$ .

```
Si Pixel_courant < Sb alors Pixel_courant = 0
Sinon Si Pixel_courant > Sh alors Pixel_courant = 255
Sinon Si un voisin de Pixel_courant = 225 alors Pixel_courant = 255
    Sinon Pixel_courant = 255
```



FIGURE 30 – Seuillage Hysteresis de Prewitt multidirectionnel ( $S_b = 44, S_h = 60$ )

Cet algorithme permet de réduire le bruit et les trous dans les contours et donne d'excellents résultats.

La difficulté de cette méthode est dans le choix des valeurs de  $S_b$  et  $S_h$ . Les mêmes problèmes que le seuillage fixe peuvent se produire. (voir 4.2).

La complexité de cette algorithme est de

$$n \times w \times h$$

avec  $n$  le nombre de passage sur l'image pour contrôler les pixels entre deux valeurs.

Une fois les contours bien définis par le seuillage, il reste encore une étape : l'affinage.

## 5 Affinage

### 5.1 Algorithme

La détection de contours a pour conséquences de générer, pour chaque contour de l'image, des points doubles : l'un correspond à la frontière d'une zone et l'autre à la frontière de la zone voisine. L'affinage des contours consiste à obtenir des contours d'un pixel d'épaisseur. Pour y parvenir, la méthode d'extraction des maxima locaux dans la direction du gradient a été utilisée.

Le pixel  $(m,n)$  est un contour horizontal si :

$$|G_v| > |G_h|$$

$$G(m, n) > S$$

$$G(m, n) \leq G(m - 1, n) \text{ et } G(m, n) > G(m + 1, n)$$

avec :

- $G_v$  le gradient vertical,
- $G_h$  le gradient horizontal,
- $G$  le module du gradient,
- $S$  le seuil.

Le pixel  $(m,n)$  est un contour vertical si :

$$|G_h| > |G_v|$$

$$G(m, n) > S$$

$$G(m, n) \geq G(m, n - 1) \text{ et } G(m, n) > G(m, n + 1)$$

Si un point n'est pas un maximum local, il peut être supprimé. C'est grâce à cette méthode que nous éliminons entre autre les points doubles générés par l'étape de détection. La complexité de l'algorithme d'affinage revient toujours à l'ordre d'un parcours de l'image.

## 5.2 Implémentation

La fonction d'affinage utilise une image déjà filtrée et seuillée. Elle récupère également les tableaux des gradients horizontaux et verticaux. Avec cela, on applique l'algorithme décrit ci-dessus. Le point est affiché dans l'image affinée uniquement s'il est un maximum local.

## 5.3 Exemple



FIGURE 31 – affinage du seuillage Hysteresis (figure 30)

## 6 Conclusion

Nous avons réussi à détecter les contours dans une image en utilisant différents masques de convolution. Quelques imperfections subsistent, mais ces opérateurs nous ont déjà démontré leur efficacité.

Pendant ce TP, nous avons implémenté beaucoup d'algorithmes qui ont une complexité de l'ordre de la taille de l'image.