



# Analyse et traitement d'images

## Compte-rendu TP5

### Détection des contours d'une image avec utilisation du gradient (1er ordre) et du Laplacien (2ème ordre)

Louis Jean  
Master 1 IMAGINE  
Université de Montpellier  
N° étudiant : 21914083

1<sup>er</sup> mars 2024

## Table des matières

<b>1</b>	<b>Introduction</b>	<b>3</b>
<b>2</b>	<b>Création de la carte de gradient d'une image</b>	<b>4</b>
2.1	Application de la norme du gradient . . . . .	4
2.2	Profils correspondants . . . . .	5
<b>3</b>	<b>Extraction des minimums locaux par seuillage</b>	<b>6</b>
<b>4</b>	<b>Seuillage par hystérésis des maximums locaux</b>	<b>7</b>
<b>5</b>	<b>Prétraitement par filtrage</b>	<b>8</b>
5.1	Filtre moyenneur . . . . .	8
5.2	Filtre gaussien . . . . .	11
5.3	Comparaisons . . . . .	13
<b>6</b>	<b>Calcul du Laplacien</b>	<b>14</b>

7 Recherche des passages par zéro et seuillage par hystérésis	15
8 Conclusion	16

# 1 Introduction

Lors de ce TP, le but est d'écrire des programmes pour détecter les contours d'une image. Dans un premier temps, nous verrons la création de la norme du gradient d'une image. Ensuite, on s'attaquera à l'extraction des maximums locaux par seuillage. Puis, on effectuera un seuillage par hystérésis des maximums locaux. Par la suite, on s'intéressera au prétraitement par filtrage. Finalement, nous nous aventurerons vers le calcul du Laplacien et la recherche des passages par zéro.

Durant tout ce TP, j'ai choisi d'utiliser l'image *house.pgm*, fournie par M. Puech sur son site web. C'est une image au format 256x256 pixels.



FIGURE 1 – house.pgm

## 2 Création de la carte de gradient d'une image

Après avoir écrit un programme qui calcule en chaque point de l'image .pgm les gradients horizontaux et verticaux, j'ai pu créer une image de la norme du gradient. Les gradients sont calculés comme ceci :

$$\Delta x = |I(x+1, y) - I(x, y)|$$

$$\Delta y = |I(x, y+1) - I(x, y)|$$

$$\|\nabla I\| = \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2}$$

avec  $\Delta x$  le gradient horizontal,  $\Delta y$  le gradient vertical, et  $\nabla I$  la norme du gradient.

### 2.1 Application de la norme du gradient



(a) Image d'origine

(b) Image de la norme du gradient

FIGURE 2 – Image d'origine et image de la norme du gradient appliquée sur cette dernière

## 2.2 Profils correspondants

Sur les profils des deux images, en comparant la même ligne, on remarque bien que l'image de la norme du gradient contient beaucoup plus de pixels noirs, et quelques pixels dans des tons gris qui représentent les contours.

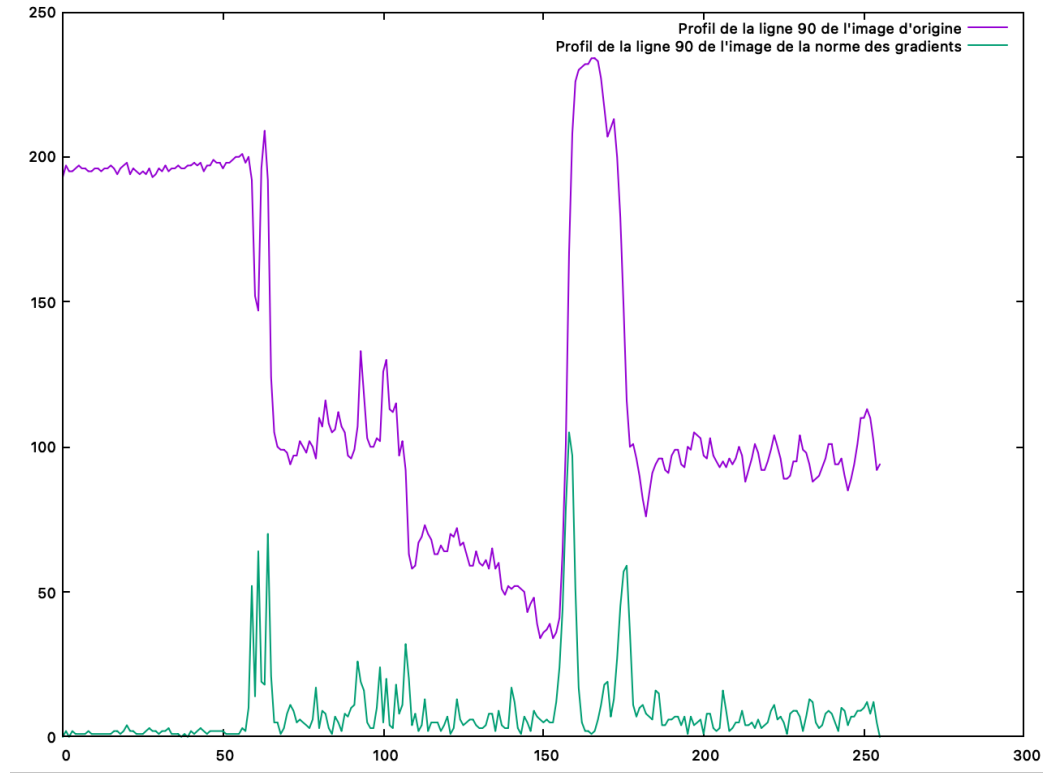


FIGURE 3 – Profils de la ligne 90 de l'image d'origine et de l'image de la norme du gradient

### 3 Extraction des minimums locaux par seuillage

Grâce à un simple seuil que l'on applique à l'image de la norme du gradient, on parvient à obtenir les contours de l'image. Après quelques essais, il apparaît qu'une valeur de seuil entre 25 et 30 semble optimale. En dessous, trop de détails ressortent en blanc. Au dessus, une grande partie des contours commencent à s'effacer.

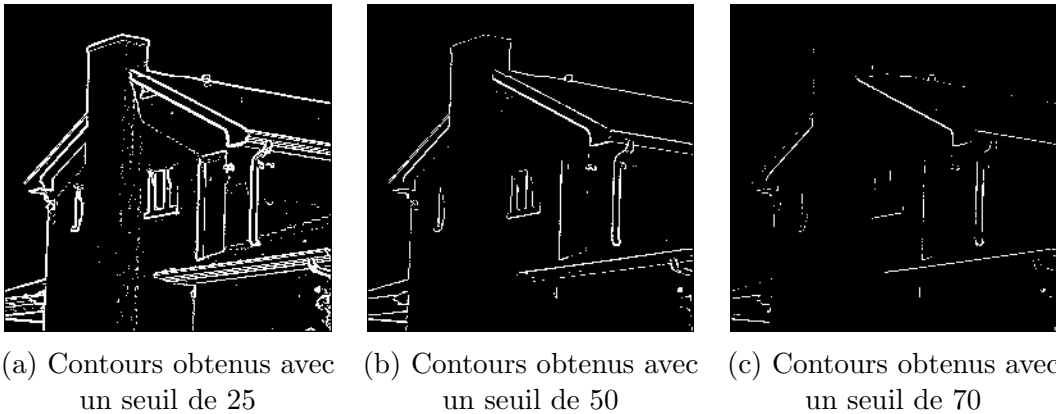
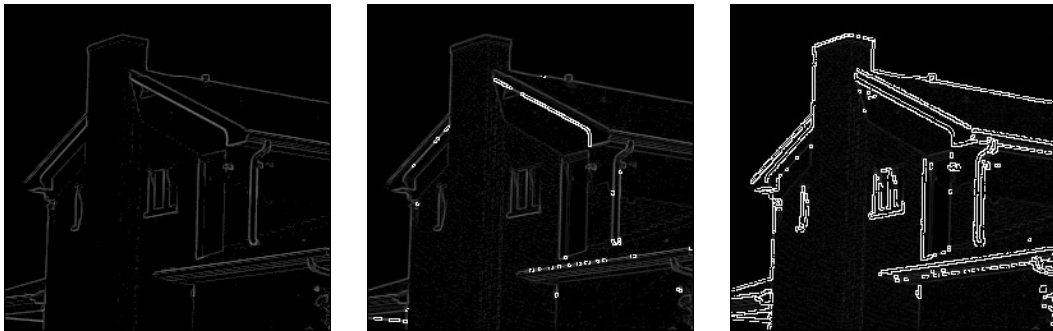


FIGURE 4 – Différentes images obtenues pour différentes valeurs de seuil

## 4 Seuillage par hystérésis des maximums locaux

En améliorant le seuillage précédent, notamment en prenant deux seuils : un seuil bas et un seuil haut et en faisant deux lectures de l'image, on a un meilleur contrôle du résultat et on parvient donc à obtenir des résultats plus précis.



(a)  $SB = 25$  et  $SH = 160$     (b)  $SB = 10$  et  $SH = 100$     (c)  $SB = 5$  et  $SH = 50$

FIGURE 5 – Différentes images obtenues après seuillage par hystérésis

Il semble que  $SB = 25$  et  $SH = 160$  soit le meilleur compromis, même si les contours manquent de contraste, on a un bon niveau de détail avec très peu d'artefacts.

## 5 Prétraitement par filtrage

### 5.1 Filtre moyennneur

Pour cette étape, j'ai réutilisé un simple filtre moyennneur.

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

FIGURE 6 – Filtre moyennneur



FIGURE 7 – Image d'origine floutée une fois



L'image de la norme du gradient est désormais celle-ci.

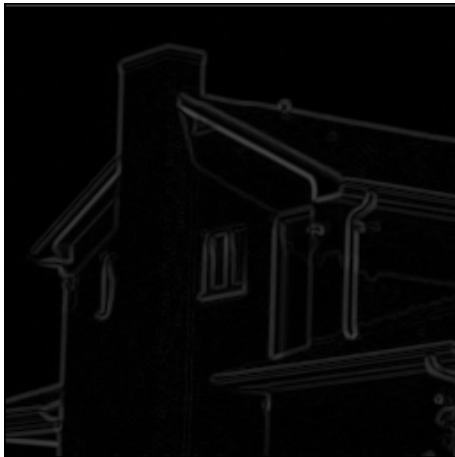


FIGURE 8 – Image de la norme du gradient de l'image d'origine floutée

En effectuant un seuillage simple, voilà ce que l'on obtient.



FIGURE 9 – Contours obtenus avec un seuil de 15

Après avoir appliqué un seuillage par hystérésis des maximums locaux, le résultat est plutôt satisfaisant.

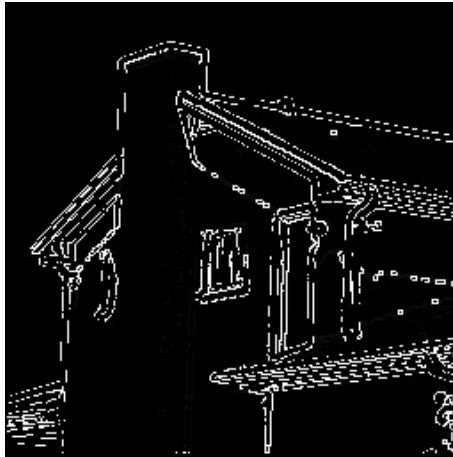


FIGURE 10 –  $SB = 5$  et  $SH = 15$

## 5.2 Filtre gaussien

Voici l'image obtenue après passage d'un filtre gaussien sur l'image d'origine.

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

FIGURE 11 – Filtre gaussien



FIGURE 12 – Image d'origine floutée par un filtre gaussien

L'image de la norme du gradient est désormais celle ci-dessous.

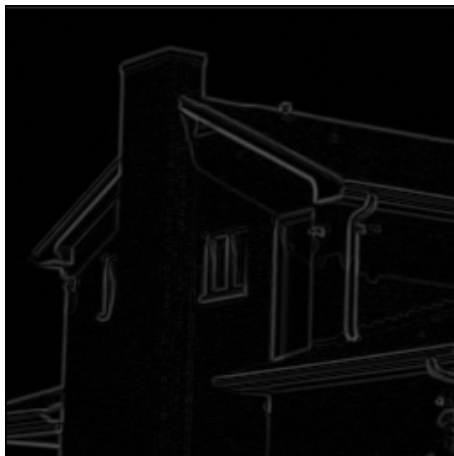


FIGURE 13 – Image de la norme du gradient de l'image passée par un filtre gaussien

Lors de l'application d'un seuillage simple, on obtient des contours bien distincts avec un seuil de 25.

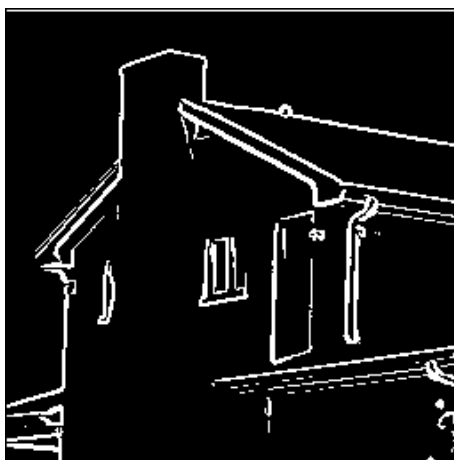


FIGURE 14 – Contours obtenus avec un seuil de 25

Pour finir, en appliquant le seuillage par hystérésis des maximums locaux, on observe quelques irrégularités dans les contours.



FIGURE 15 –  $SB = 2$  et  $SH = 15$

### 5.3 Comparaisons

Le prétraitement par filtrage semble être très utile. Il permet de supprimer les détails superflus pour se concentrer pleinement sur les contours. Le filtre moyenneur a l'air d'être plus efficace dans cet exercice que le filtre gaussien, rendant moins d'imperfections lors du seuillage par hystérésis des maximums locaux.

## 6 Calcul du Laplacien

On applique maintenant un filtre Laplacien sur l'image filtrée par le filtre moyennneur.

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

FIGURE 16 – Filtre Laplacien

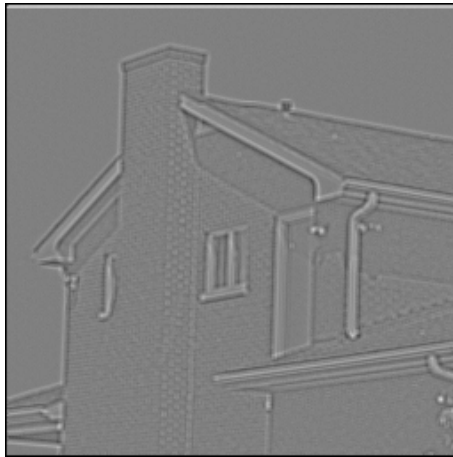


FIGURE 17 – Image du Laplacien après l'avoir appliqué sur l'image filtrée par le filtre moyennneur

**N.B :** ici on a rajouté 128 à chaque pixel afin d'obtenir une image visualisable.

## 7 Recherche des passages par zéro et seuillage par hystérésis

Pour la recherche des passages par zéro, on commence par calculer la phase du gradient, qui est donnée par :

$$\Phi = \arctan\left(\frac{\Delta y}{\Delta x}\right)$$

À partir de là, on fait une disjonction de cas sur la direction du gradient (donnée par la phase), et on regarde si le voisin (donné par la direction) a un signe différent du pixel considéré. Si c'est le cas, alors on a un passage par zéro, et on met le pixel courant à la valeur  $\max(\Delta x, \Delta y)$ . Si aucun voisin n'est éligible, on met le pixel courant en noir.

Comme le filtre Laplacien a tendance à générer des passages par zéro autour des contours, on applique la recherche sur l'image du Laplacien.

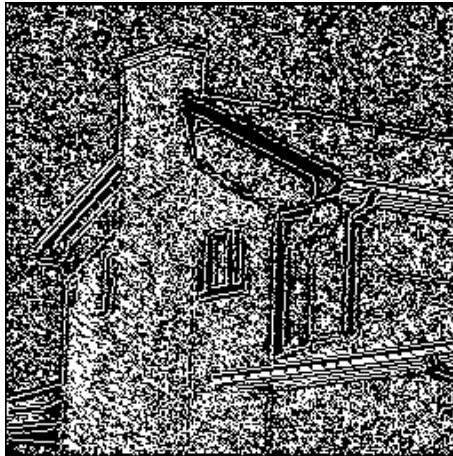


FIGURE 18 – Image après la recherche des passages par zéro sur l'image du Laplacien

Afin d'obtenir des résultats plus visuels, on peut appliquer un seuillage par hystérésis sur l'image obtenue.



FIGURE 19 – Image après la recherche des passages par zéro sur l'image du Laplacien après seuillage par hystérésis avec  $SB = 20$  et  $SH = 40$

Je trouve que cette technique n'est pas du tout efficace pour détecter les contours au sein d'un objet, mais assez efficace pour les contours objet/fond. Ceci étant dit, peut-être que cela est dû au choix de mon image.

## 8 Conclusion

J'ai trouvé ce TP très ludique de par ses résultats très visuels. Je me suis amusé à trouver les meilleurs seuils et à segmenter au mieux mes images. J'ai hâte d'explorer encore d'autres techniques.

Merci pour le temps et l'attention que vous avez consacrés à la lecture de ce compte-rendu.