

# TP : Espace de représentation des couleurs

Cayla Théo - Gasnot Sacha

Décembre 2015

## Contents

<b>1</b>	<b>Filtrage</b>	<b>2</b>
1.1	Filtre passe-bas . . . . .	2
1.2	Filtre passe-bande . . . . .	2
1.3	Filtre coupe-bande . . . . .	3
<b>2</b>	<b>Formes dérivatives</b>	<b>3</b>
2.1	Principe du filtre de Sobel . . . . .	4
2.2	Tracés . . . . .	4
2.3	Rehaussement . . . . .	5

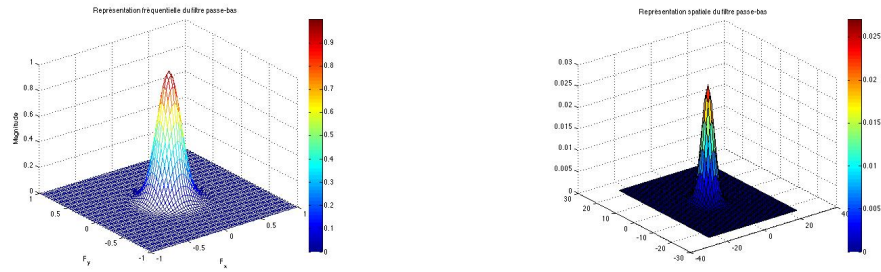


Figure 1: Représentation du filtre passe-bas

## 1 Filtrage

Nous nous intéressons ici à la représentation fréquentielle d'une image, permettant d'en observer les différentes composantes spectrales. L'objectif même de cette partie est d'identifier la signature d'une trame visible sur une image puis de construire un filtre adapté permettant de l'atténuer.

Il s'agira de construire un filtre coupe-bande de type gaussien. Nous construirons d'abord un filtre passe-bas, puis passe-bande et ensuite coupe bande.

### 1.1 Filtre passe-bas

Nous construisons ce filtre grâce à une fonction gaussienne centrée et radiale :

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

Calcul de  $\sigma$  :

D'après le Théorème de Shannon :  $f_{ech} > 2f_{max}$

Le calcul de  $f_{ech}$  nous donne :

$$ok \quad (2)$$

Finalement, nous prenons  $\sigma = 8$

Nous traçons ses représentations fréquentielles

### 1.2 Filtre passe-bande

Nous implémentons maintenant le filtre passe-bande. D'abord normalisé, le filtre précédent est modulé par une sinusoïde pour obtenir un filtre passe-bande.:

$$G2(x, y) = 2 * G1 * \cos((2 * \pi * f_x * x) + (2 * \pi * f_y * y)) \quad (3)$$

Nous traçons ses représentations fréquentielles :

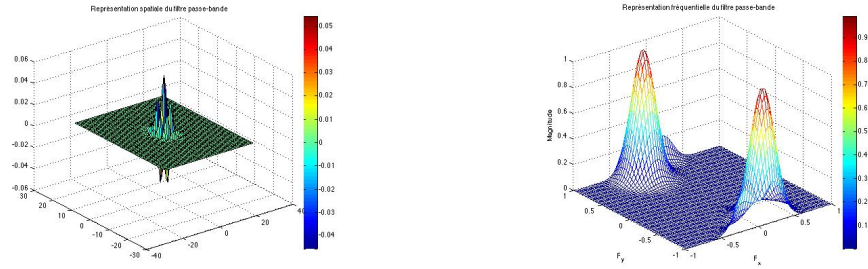


Figure 2: Représentation du filtre coupe-bande

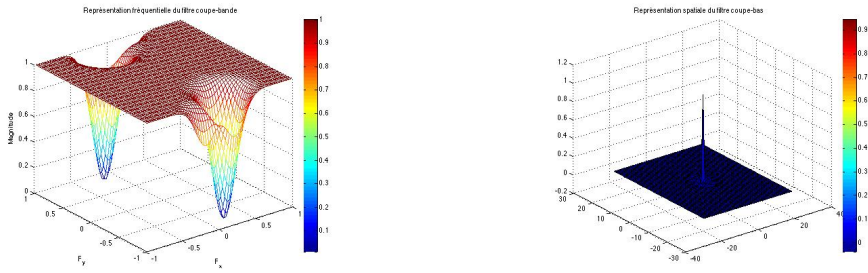


Figure 3: Représentation du filtre passe-bande

### 1.3 Filtre coupe-bande

Finalement, nous implémentons le filtre coupe-bande de la manière suivante :

$$G3(x, y) = \delta(x, y) - G2(x, y) \quad (4)$$

Et nous traçons ses représentations fréquentielles :

Pour vérifier que notre filtrage est cohérent, nous allons nous intéresser à l'influence du paramètre  $\sigma$

Nous traçons la réponse fréquentielle de différentes images filtrées avec une variation du paramètre  $\sigma$ . Nous remarquons que plus  $\sigma$  est grand, plus le filtre est sélectif.

Il nous faut maintenant afficher l'image filtrée.

## 2 Formes dérivatives

Cette partie s'intéresse à l'implémentation des formes dérivatives afin de détecter ou de rehausser des contours.

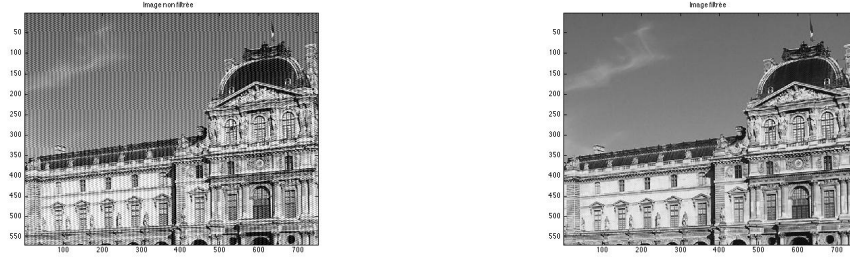


Figure 4: Représentation de l'image

Nous utilisons pour ce faire un filtre de Sobel. Il s'implémente à l'aide de deux masques 2D de convolution  $S_x^{2D}$  et  $S_y^{2D}$  permettant respectivement d'estimer les dérivées horizontale et verticale. Ces deux masques vont respectivement permettre de détecter les contours horizontaux et verticaux.

Ces deux masques sont obtenus par combinaison de deux opérateurs 1D orthogonaux. Le masque  $S_x^{2D}$  peut ainsi s'exprimer sous la forme suivante :

$$S_x^{2D} = H_x^{1D} * H_y^{1D} \text{ où } * \text{ est l'opérateur convolution.}$$

$H_x^{1D}$  est un masque 1D horizontal et  $H_y^{1D}$  est un masque 1D vertical.

Par le calcul, nous obtenons :

$$H_x^{1D} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \text{ et } H_y^{1D} = \frac{1}{4} \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix}$$

## 2.1 Principe du filtre de Sobel

Le filtre de Sobel est un opérateur qui calcule un gradient lors d'un changement d'intensité de niveau de gris. En chaque point, il calcule les éventuelles changements de luminosité et renvoie un vecteur de dimension 2 dont les coordonnées sont les dérivées selon les directions horizontales et verticales. Ainsi, une image sur laquelle le filtre de Sobel est appliqué donnera une image qui ne fait apparaître que les changements de niveaux de gris (les formes en général).

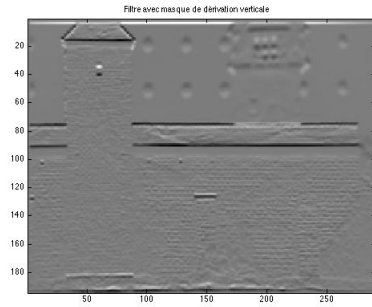
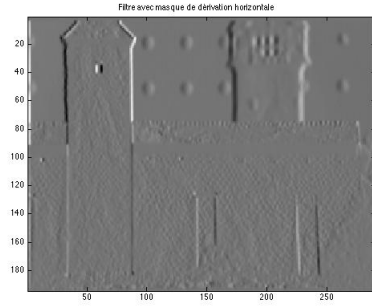
## 2.2 Tracés

Appliquons les deux masques  $S_x^{2D}$  et  $S_y^{2D}$  pour l'image.

Pour le masque horizontal  $S_x^{2D}$ , nous obtenons :

Nous observons bien les effets du masque horizontal. Nous obtenons presque exclusivement des "lignes" horizontales noires ou blanches qui correspondent à des changements horizontaux de niveaux de gris.

Pour le masque horizontal  $S_x^{2D}$ , nous obtenons :



Nous observons bien les effets du masque vertical. Nous obtenons presque exclusivement des "lignes" verticales noires ou blanches qui correspondent à des changements verticaux de niveaux de gris.

Nous calculons la norme euclidienne de ces deux masques afin détecter en tout point les changements de niveaux de gris.

Nous obtenons la figure cohérente suivante :

## 2.3 Rehaussement

Dans cette partie, nous allons effectuer un rehaussement de l'image grâce à un opérateur Laplacien. Nous utilisons pour cela le masque 2D de convolution suivant :

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

qui est la moyenne de deux masques  $L_x^{2D}$  et  $L_y^{2D}$  transposés l'un de l'autre.

Le masque  $L_x^{2D}$  se décompose similairement que les masques de Sobel de la manière suivante :

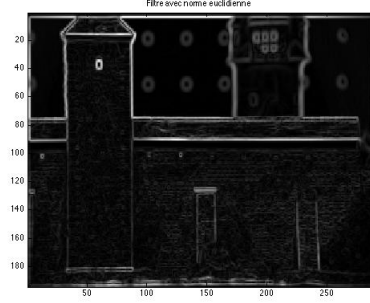


Figure 5: Filtre pour la norme euclidienne

$$L_x^{2D} = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 1 \\ a \\ 1 \end{bmatrix}$$

(\* opérateur convolution).

Finalement, nous obtenons :

$$L_x^{2D} = \begin{bmatrix} 1 & -2 & -1 \\ a & -2a & a \\ 1 & -2 & 1 \end{bmatrix} \text{ et } L_y^{2D} = \begin{bmatrix} 1 & a & 1 \\ -2 & -2a & -2 \\ 1 & a & 1 \end{bmatrix}$$

$$\text{Puis avec la formule } L = \frac{1}{2}(L_x^{2D} + L_y^{2D}) = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 2 & -2 & -1 \\ a-2 & -4a & a-2 \\ 2 & a & 2 \end{bmatrix}$$

Nécessairement,  $a = 4$

Dans un deuxième temps, nous appliquons le filtre Laplacien sur une image et appliquons la formule suivante :  $I - a(I * L)$  avec  $I$  l'image traitée et  $L$  le filtre Laplacien.

Nous affichons le résultat obtenu pour différentes valeurs de  $a$  :

Nous remarquons que plus  $a$  est grand, plus l'effet du filtrage Laplacien est important. Le masque Laplacien réalise à la fois un masque horizontal et un masque vertical avec une plus grande intensité que le filtre de Sobel. C'est en retranchant le résultat de la convolution à l'image originale que le terme de rehaussement prend son sens. En affichant sur une même figure l'image originale, l'image filtrée par le filtre Laplacien et l'image filtrée selon la formule, nous remarquons que c'est pour la troisième image que le filtrage s'effectue de la meilleure manière. On peut parler de "rehaussement" des contours grâce à cette méthode.

$$L = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -8 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & -4 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

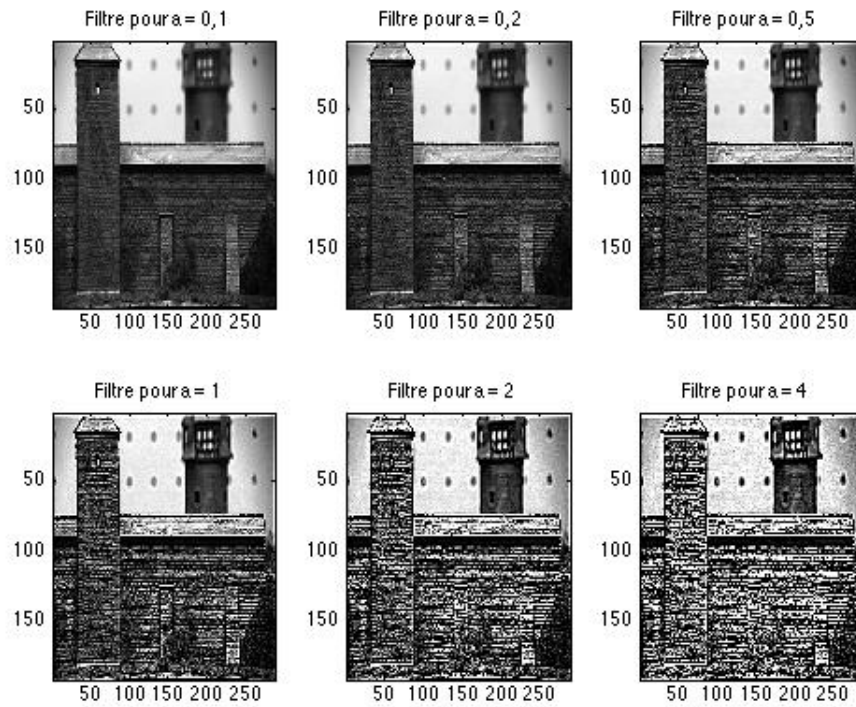


Figure 6: Rehaussement grâce à l'opérateur Laplacien

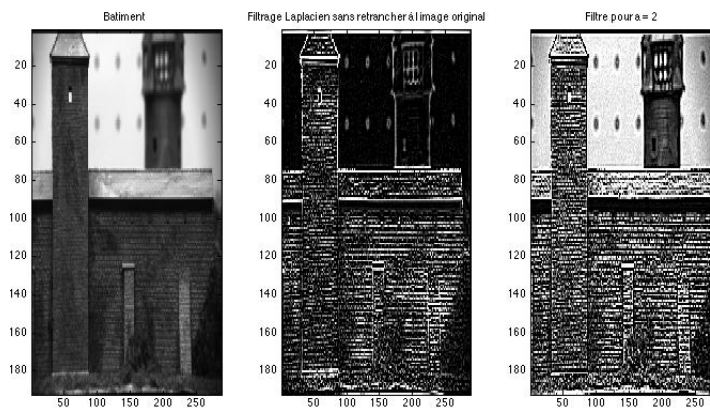


Figure 7: Comparaison de 3 images

fait apparaître le caractère linéaire du filtre Laplacien.