

# Traitement d'image - filtrage

## Ecole Doctorale MIIS - 2017

Sebastien Kramm

LITIS Rouen

28 juin 2017

(Avec des diapos de Anne Vialard, LABRI)



# Sommaire

- 1 Filtrage d'images
  - Filtrage linéaire
  - Filtre non-linéaires
    - Filtre Median
    - Filtrage bilatéral
  - Morphologie mathématique
  
- 2 Détection de contour par filtrage

## Filtrage : introduction

- Définition : filtrer une image : lui appliquer une transformation globale
  - la position de chaque pixel est inchangée
  - sa valeur est fonction de son voisinage et du filtre considéré
- Une image est composée de signaux haute fréquence et basse fréquence (Fourier)
- De façon similaire au signal 1D :
  - filtre passe-haut : ("intégration")
    - 1D : laisse passer les hautes fréquences
    - 2D : laisse passer les variations brutales (contours)
  - filtre passe-bas : ("dérivation")
    - 1D : laisse passer les basses fréquences
    - 2D : atténue les variations brutales (bruit) → filtre flou, ou lissant (*blurring*)
- Utilisations :
  - Réduction de bruit
  - Détection de *feature* (contours, points)

## Classification des filtres

- Filtre passe-bas : atténue le bruit et les détails
- Filtre passe-haut : accentue les détails et les contours



- Filtres **linéaires** ( $f(x_1 + x_2) = f(x_1) + f(x_2)$ ) ou filtres **non-linéaires**

# Sous-sommaire

- 1 Filtrage d'images
  - Filtrage linéaire
  - Filtre non-linéaires
    - Filtre Median
    - Filtrage bilatéral
  - Morphologie mathématique
- 2 Détection de contour par filtrage

## Filtrage : aspect mathématique

- Basé sur l'opération de **convolution**, dans le domaine continu ou discret :

$$f * g(x, y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y)g(u - x, v - y)dudv$$

$$f * g(x, y) = \sum_{u=-\infty}^{\infty} \sum_{v=-\infty}^{\infty} f(x, y)g(u - x, v - y)$$

## Filtrage : aspect mathématique

- Basé sur l'opération de **convolution**, dans le domaine continu ou discret :

$$f * g(x, y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y)g(u - x, v - y)dudv$$

$$f * g(x, y) = \sum_{u=-\infty}^{\infty} \sum_{v=-\infty}^{\infty} f(x, y)g(u - x, v - y)$$

- En pratique, on utilise un noyau carré de coté  $2n + 1$   
Pour un noyau  $3 \times 3$  :

$$I_2(i, j) = \sum_{k=0}^2 \sum_{l=0}^2 I_1(i + k - 1, j + l - 1)K(k, l)$$

- Pour éviter de modifier la luminance de l'image, la somme des coefficients du filtre doit être égale à 1.



Image d'origine

\*



=



Image convoluée  
(résultat)



## Calcul sur les bords de l'image

Plusieurs possibilités :

- ▶ Mettre à zéro
- ▶ Convolution partielle utilisant une portion du filtre
- ▶ Compléter les valeurs manquante en construisant le miroir de l'image

?	?	?	?	?	?	?	?	?	?
?									?
?									?
?									?
?									?
?									?
?									?
?									?
?									?
?	?	?	?	?	?	?	?	?	?

## En pratique

Coût calculatoire :  $K^2$  opérations par pixel pour un noyau de taille  $K \times K$

Solutions :

- on reste souvent avec des noyaux de taille réduite
- De nombreuses optimisations possibles (compromis mémoire / CPU)
- si le noyau est séparable : convolution 2D : 2 convolutions 1D successives  
→ Complexité :  $k^2 \rightarrow 2k$

Comment savoir si un noyau donné est séparable ?

Réponse : décomposition SVD du noyau

Si une seule valeur singulière non-nulle  $\Rightarrow$  séparable

C'est un filtre passe-bas

- ▶ Lisse l'image (effet de flou)
- ▶ Réduit le bruit
- ▶ Réduit les détails

Filtre dont tous les coefficients sont égaux (chaque pixel est remplacé par la moyenne de ses voisins)

$$\begin{array}{|c|c|c|} \hline 1/9 & 1/9 & 1/9 \\ \hline 1/9 & 1/9 & 1/9 \\ \hline 1/9 & 1/9 & 1/9 \\ \hline \end{array} \text{ ou } 1/9 \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline \end{array}$$

*3x3*

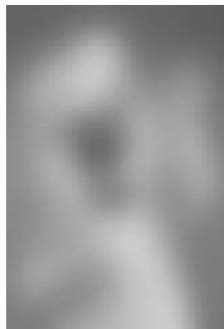
Plus le filtre grossit, plus le lissage devient important.



Original

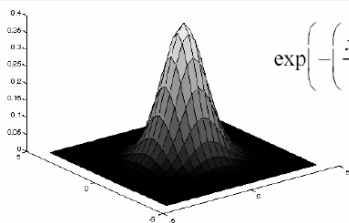


Moyenne 5x5



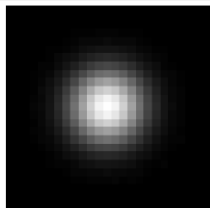
Moyenne 11x11

Le filtre gaussien donne un meilleur lissage et une meilleure réduction du bruit que le filtre moyenne.



*Fonction gaussienne en 3D*

$$\exp\left(-\left(\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right)\right)$$



*Image d'une gaussienne*

$$\frac{1}{98} \times \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 2 & 1 \\ 2 & 6 & 8 & 6 & 2 \\ 3 & 8 & 10 & 8 & 3 \\ 2 & 6 & 8 & 6 & 2 \\ 1 & 2 & 3 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$



Original



Gauss 5x5



Gauss 11x11

# Sous-sommaire

## 1 Filtrage d'images

- Filtrage linéaire
- **Filtre non-linéaires**
  - Filtre Median
  - Filtrage bilatéral
- Morphologie mathématique

## 2 Détection de contour par filtrage

# Filtre médian

- Principe : on remplace chaque pixel par la valeur médiane de son voisinage.
- Exemple pour un noyau  $3 \times 3$  :

- soit la fraction d'image :

5	6	7
6	111	8
7	8	9

- on trie les 9 valeurs de façon croissante :

5	6	6	7	<b>7</b>	8	8	9	111
---	---	---	---	----------	---	---	---	-----

- on remplace le pixel central par la valeur de la médiane (ici, 7) :

5	6	7
6	7	8
7	8	9



## Filtre médian

- Principe : on remplace chaque pixel par la valeur médiane de son voisinage.
- Exemple pour un noyau  $3 \times 3$  :
  - soit la fraction d'image :

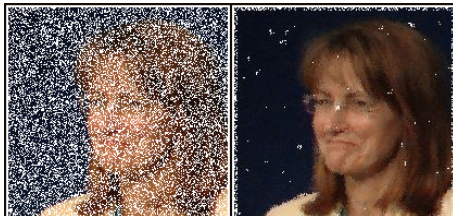
5	6	7
6	111	8
7	8	9

- on trie les 9 valeurs de façon croissante :

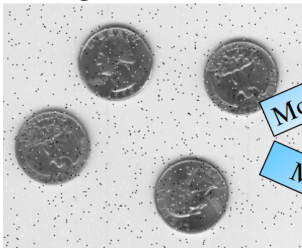
5	6	6	7	7	8	8	9	111
---	---	---	---	---	---	---	---	-----

- on remplace le pixel central par la valeur de la médiane (ici, 7) :

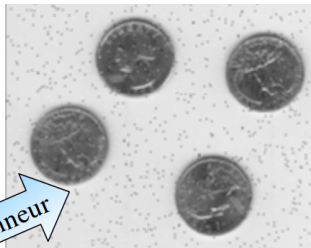
5	6	7
6	7	8
7	8	9



*Image bruitée*



Moyenneur



Médian



# Sous-sommaire

- 1 Filtrage d'images**
  - Filtrage linéaire
  - Filtre non-linéaires
    - Filtre Median
    - Filtrage bilatéral
  - Morphologie mathématique
- 2 Détection de contour par filtrage

# Morphologie mathématique - 1

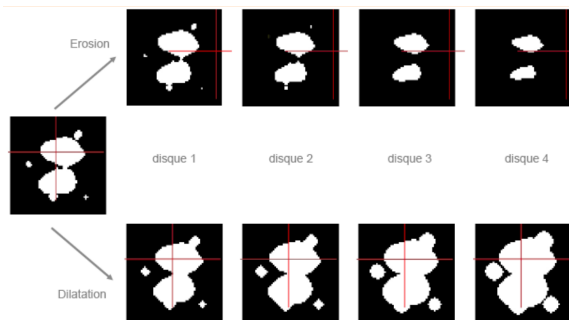
- S'applique sur une image binaire  $I$ , qui est considérée comme un ensemble  $E = \{0, 1\}$
- Opérations de base : érosion / dilatation par un élément structurant  $S$ , doté d'une origine.  
Ces 2 opérations sont **duales**.
- Exemple d'élément structurant  $S$  : (noir = 1)



- Principe : on fait glisser  $S$  sur toutes les positions de l'image, on le compare avec l'image locale, et on fixe le pixel de  $I$  à 0 ou 1 en fonction.

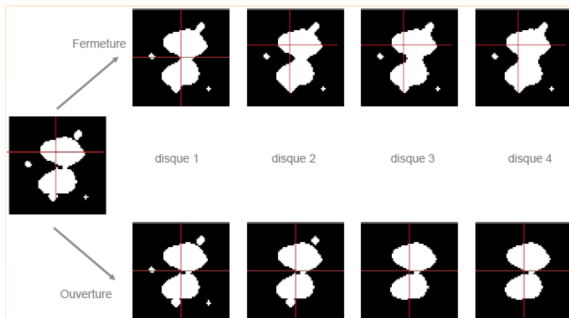
# Erosion & dilatation

- Dilatation → on fixe à 1 si l'intersection n'est pas vide.
- Erosion → on fixe à 1 uniquement si tout  $S$  est englobé dans la zone.



# Morphologie mathématique - ouverture / fermeture

- Opérateurs composés, utilisent le même élément structurant.
  - Ouverture : érosion suivie d'une dilatation
  - fermeture : dilatation suivie d'une érosion



# Morphologie mathématique - Applications

## ■ Applications :

- élimination du bruit
- extraction de contours
- remplissage de régions
- amincissement et épaissement



# Sommaire

- 1 Filtrage d'images
  - Filtrage linéaire
  - Filtre non-linéaires
    - Filtre Median
    - Filtrage bilatéral
  - Morphologie mathématique
  
- 2 Détection de contour par filtrage





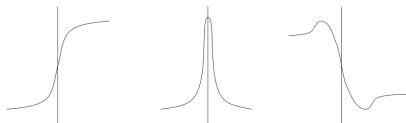
# Détection de contour par filtrage

Qu'est ce qu'un contour ?

- Point de vue monodimensionnel : signal sur une ligne image



- Fonction échelon réelle et ses dérivées successives



⇒ On peut utiliser des filtres pour obtenir les contours pertinents, via un **seuillage**.



## Gradient d'une image

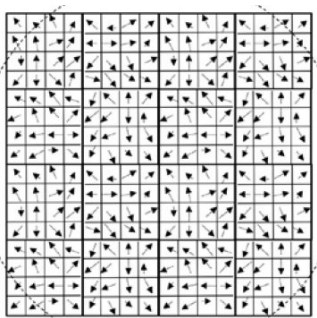
- Une image est un signal 2D : on peut calculer en tout point sa dérivée

$$\nabla I(x, y) = \left( \frac{\partial I(x, y)}{\partial x}, \frac{\partial I(x, y)}{\partial y} \right)^t$$

- 2D : il est composé d'un module  $m$  et une direction  $\phi$  :

$$m = \sqrt{\left(\frac{\partial I(x, y)}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial I(x, y)}{\partial y}\right)^2}$$

$$\phi = \arctan\left(\frac{\partial I(x, y)}{\partial y} / \frac{\partial I(x, y)}{\partial x}\right)$$



## Calcul du gradient

- On peut en obtenir une bonne approximation avec le **filtre de Sobel** (1972)

$$h1 = 1/4 \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad h2 = 1/4 \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

- Rapide : est séparable en deux noyaux :  $[1 \ 2 \ 1] * [-1 \ 0 \ -1]$

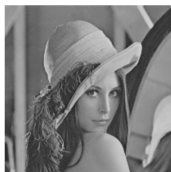
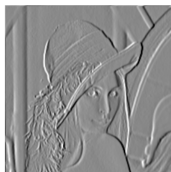


image originale



dérivée horizontale



dérivée verticale

## Laplacien d'une image

- Le Laplacien correspond à la dérivée seconde

$$\nabla^2 I = \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I}{\partial y^2}$$

- On peut approximer par une différence sur chaque axe :

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = f(x + 1, y) + f(x - 1, y) - 2 f(x, y)$$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial y^2} = f(x, y + 1) + f(x, y - 1) - 2 f(x, y)$$

- Soit :

$$\nabla^2 f = f(x + 1, y) + f(x - 1, y) + f(x, y + 1) + f(x, y - 1) - 4 f(x, y)$$

- Le noyau correspondant est :

Sur 4 voisins

0	1	0
1	-4	1
0	1	0

On peut le définir en utilisant 8 voisins :

1	1	1
1	-8	1
1	1	1



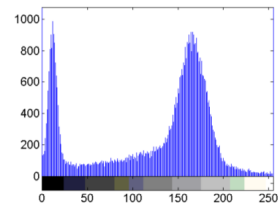
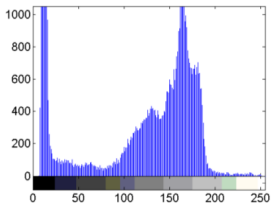
# Laplacien



(a)



(b)



## Détection de contour

### Deux approches :

- Approche gradient : détermination des extréma locaux dans la direction du gradient.
- Approche laplacien : détermination des passages par zéro du laplacien.



# Détection de contour

## Deux approches :

- Approche gradient : détermination des extréma locaux dans la direction du gradient.
- Approche laplacien : détermination des passages par zéro du laplacien.

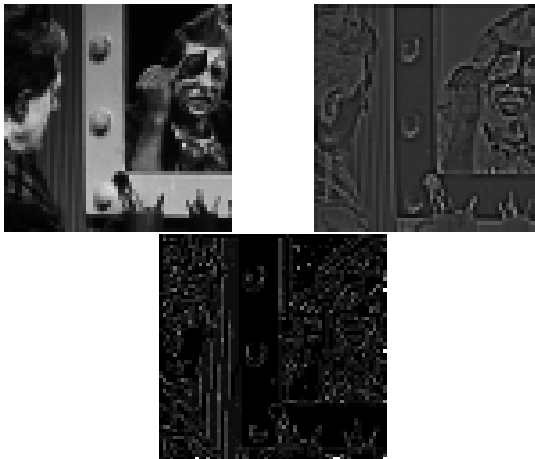
## Détection de contour via le Laplacien

- Le Laplacien est très sensible au bruit, on préfère l'appliquer sur une image préfiltrée par un noyau Gaussien
- On peut précalculer le noyau correspondant

$$LoG(x, y) = \frac{x^2 + y^2 - \sigma^2}{\sigma^4} e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}}$$

- On parle de LoG (*Laplacian of Gaussian*)
- Variante : DoG (*Difference of Gaussian*)

## Détecteur via LoG





## Détecteur Canny (John F. Canny, 1986)

### Propriétés

- faible taux d'erreur dans la signalisation des contours,
- minimisation des distances entre les contours détectés et les contours réels,
- une seule réponse par contour et pas de faux positifs.

# Détecteur Canny (John F. Canny, 1986)

## Propriétés

- faible taux d'erreur dans la signalisation des contours,
- minimisation des distances entre les contours détectés et les contours réels,
- une seule réponse par contour et pas de faux positifs.

## Etapes

- réduction du bruit par filtrage Gaussien (noyau  $5 \times 5$ ,  $\sigma = 1,4$ ),
- calcul du gradient par deux masques de convolution  $3 \times 1$  (H et V),  
 $G_x = [-1 \ 0 \ 1]$  et  $G_y = [-1 \ 0 \ 1]^T$
- suppression des non-maxima locaux,
- seuillage à hysteresis (2 seuils) : si l'intensité de son gradient est :
  - Inférieur au seuil bas, le point est rejeté ;
  - Supérieur au seuil haut, le point est accepté comme formant un contour ;
  - Entre le seuil bas et le seuil haut, le point est accepté s'il est connecté à un point déjà accepté.

## Détecteur Canny

