

Chapitre 5. Détection de Contours et segmentation (3 Semaines)

- Objectifs et généralités
 - Types de contours
 - Dérivées 1ere : masque de convolution (Opérateurs de gradient : masque de Roberts, Prewitt, Sobel ...etc)
 - Dérivées 2^{eme} d'une image (Opérateurs Laplacien, Filtre de Marr-Hildreth)
 - Opérateurs Laplacien vs Opérateur de gradient (sensibilité aux bruits, localisation ...etc)
 - Filtre optimal (critères d'optimalité, Canny et Derriche ...etc)
-

5.1 Introduction

Si l'homme sait naturellement séparer des objets dans une image c'est grâce à des connaissances de haut niveau (compréhension des objets et de la scène).

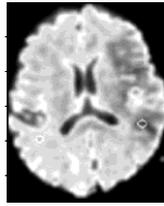
La segmentation est une étape primordiale en traitement d'image. Elle permet d'isoler certaines parties de l'image qui présentent une forte corrélation avec les objets contenus dans cette image, généralement dans l'optique d'un post-traitement. Les domaines d'application sont nombreux : médecine, géophysique, géologie, etc ...

Dans le domaine médical, la segmentation d'images est extrêmement compliquée. En effet, pour chaque organe (cerveau, cœur, etc ...), l'approche est différente : l'outil de segmentation doit donc pouvoir s'adapter à un organe particulier, suivant une modalité d'acquisition particulière (scanners, radiographie, Imagerie par Résonance Magnétique, ...) et pour une séquence de données particulière. L'objectif est la quantification de l'information, par exemple, la volumétrie: volume d'une tumeur dans le cerveau, étude de la cavité ventriculaire cardiaque, etc. C'est à ce niveau que la segmentation de l'image est utilisée. En géophysique, la segmentation peut permettre d'isoler des objets du sous-sol (failles, horizons ...) à partir de données sismiques dans le but, par exemple, de modéliser ou d'exploiter un gisement.

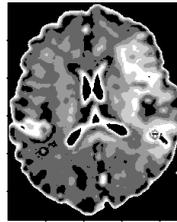
Il existe de nombreuses méthodes de segmentation, à savoir:

- Segmentation fondée sur les régions;
- Segmentation fondée sur les contours
- Segmentation fondée sur la classification ou le seuillage des pixels en fonction de leur intensité;
- Segmentation fondée sur la coopération entre les trois premières segmentations.

Exemple 5.1 de segmentation fondée sur la classification:



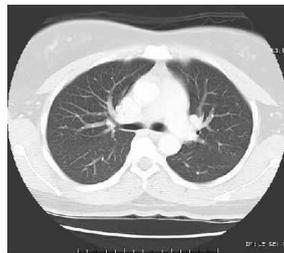
(a) Image PET (positron emission tomography) cérébrale originale (brain image)



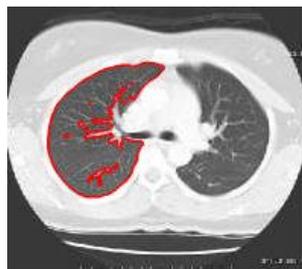
(b) Image segmentée par la méthode de classification Fuzzy C-mean (FCM) non supervisé
(Nombre de classes $C=7$, $m=2$, $\epsilon=0.0001$)

Fig.2.1 Segmentation fondée sur la classification

Exemple 2.2: segmentation à base d'ensemble de niveaux (level-set methods)



(a) The Chest image (image originale)



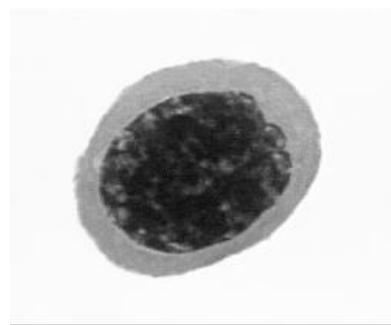
(b) Image segmentée par la méthode ensemble de niveaux (level set) de Chan & Vese [ref]

Fig.5.2 Segmentation fondée sur la méthode d'ensemble de niveaux de Chan & Vese.

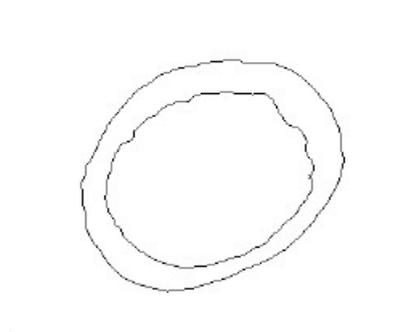
En imagerie mathématique, on considère principalement deux types de segmentation:

- la segmentation par régions fait référence à des groupements de pixels ayant des propriétés communes. En d'autre terme, elle permet de caractériser les régions d'une image présentant une structure homogène. On dit que la segmentation par région se base sur la similarité ou l'homogénéité entre régions.
- la segmentation par contours ou "frontières" fait référence à une variation locale du niveau de gris ou de la couleur. Elle permet de délimiter les différentes régions par leurs frontières. Une fois les frontières détectées, on procède à une fermeture des contours pour obtenir une partition complète de l'image et donc les régions. On dit que cett approche se base sur les discontinuités entre régions.

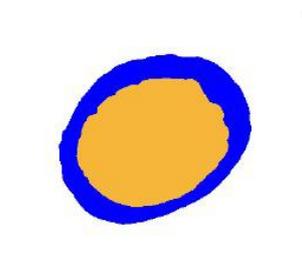
Exemple 5.3:



(a) Image originale



(b) image contours



(c) image par segmentation de régions

Fig.5.3 Approches de segmentation: contours et régions

Il convient de noter qu'il existe des approches duales (contours et régions), du moment que le contour fermé est équivalent à une région.

Dans ce chapitre, on s'intéresse à la détection de contours et la segmentation par régions.

5.2 Techniques de Détection de Contours

5.2.1 Définition

En général, les variations d'intensité dans une image correspondent à des zones pertinentes. Ces informations sont très importantes pour les opérations subséquentes à cette première phase. Pour extraire de l'information de plus haut niveau, on doit d'abord avoir des informations de bas niveau (les contours). Ces informations correspondent à des frontières de régions homogènes dans l'image. La détection de contours est donc une technique de réduction d'information dans les images, qui consiste à transformer l'image en un ensemble de courbes, pas forcément fermées, formant les frontières significatives de l'image. Si les structures extraites sont simples à manipuler (courbes fines, régulières, stables...), elles peuvent être utiles pour la mise en correspondance d'images (robotique, indexation,...)

5.2.2 Définition d'un Point Contour:

On définit un contour comme une brusque variation du niveau de couleur ou d'intensité. C'est donc une discontinuité dans l'image. La détection d'une discontinuité quelconque est plus délicate; d'une manière générale, une discontinuité se manifeste par une variation de niveau, par le comportement de la dérivée première de l'image $f(x, y)$ ou de la dérivée seconde de $f(x, y)$.

Le processus d'extraction de contours comporte plusieurs étapes :

- mise en évidence des contours: on procède par différenciation de l'image
- réduction des contours : obtention de lignes d'épaisseur 1 pixel.
- binarisation des contours
- description des contours : décomposition en éléments simples

En se basant sur les méthodes dérivatives 1^{er} ordre, les points de contour sont les points de l'image pour lesquels la norme du gradient, dans la direction de ce gradient, est maximale. Un seuillage est réalisé pour ne conserver que les points de variation de niveau de gris significative. Le problème est

alors le choix du seuil. En se basant sur les méthodes dérivatives 2nd ordre, les points contours sont les points de l'image pour lesquelles la norme du laplacien, passe par zéro.

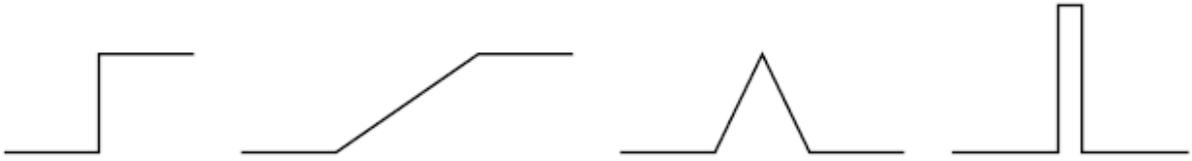
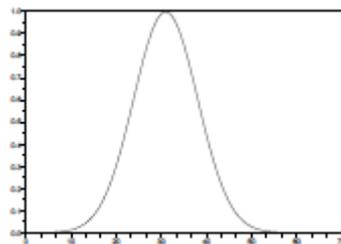


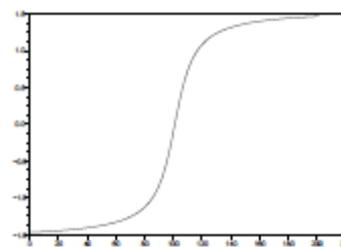
Figure 2.1. Quelques profils de contours : marche, rampe, toit, pic.

5.2.3 Méthodes Dérivatives

Il convient avant d'exposer ces méthodes de définir les contours et leurs types. La figure 2.4 illustre deux types de contours (a) en cloche et (b) en escalier



(a) point contour en cloche



(b) point contour en Escalier

Fig.5.4 Types de points contours

Soit une image continue $f(x, y)$ Un contour apparait comme une ligne où sont localisées les très fortes variations de $f(x, y)$

En 1D, un contour correspond à un maximum de la dérivée première, c'est-à-dire à un passage par zéro de la dérivée seconde, comme c'est illustré sur la Figure 5.5

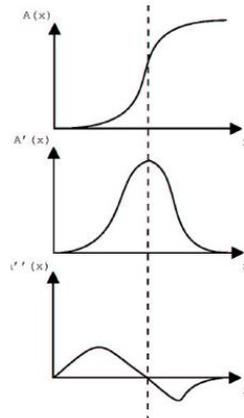


Fig.5.5 Dérivée première et dérivée seconde de la fonction en escalier

Les images étant en deux dimensions, on ne peut pas réaliser directement ce type de dérivation. On peut utiliser des dérivées partielles, mais malheureusement, elles dépendent de l'orientation de l'image.

5.2.3.a Méthode dérivative 1^{er} ordre

Cas Continu

Pour retrouver ces propriétés en 2D, il faut se placer dans la direction du gradient.

Le gradient est défini comme suit:

$$\begin{cases} \|\vec{\nabla}f\|_2 = \left[\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2 \right]^{1/2} \\ \vec{\nabla}f = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} & \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix}^T \end{cases}$$

Telle que la direction du gradient est alors: $\arctan\left(\frac{\partial f}{\partial y} / \frac{\partial f}{\partial x}\right)$

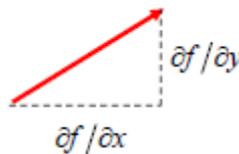


Fig.5.6 Direction du gradient

Un contour est alors défini comme le lieu des maxima de la dérivée première dans la direction du gradient.

Cette méthode différentielle permet de mettre en évidence certaines variations spatiales de l'image. Elle est utilisée comme traitements de base dans de nombreuses opérations comme le rehaussement de contraste ou la détection de contours.

Cas Discret (calcul par convolution)

En pratique, il faut approcher les gradients pour travailler avec des gradients discrets. Les approximations les plus simples des dérivées directionnelles se font par différences finies. On peut les calculer par exemple à l'aide convolution avec des noyaux très simples. C'est la catégorie de détection de contours par masques séparables.

Approximation Numérique du Gradient (Détection de Contours par masques)

Ces techniques Proviennent d'estimateurs locaux des dérivées discrètes d'une image

Elle se base sur la formule de convolution discrète comme suit:

$$g(x, y) = \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=0}^1 f(x + i, y + j) \kappa(i, j) = -f(x, y) + f(x + 1, y) \cong \frac{\partial f}{\partial x}$$

De la même manière, la composante $\frac{\partial f}{\partial y}$ du gradient est approximée par la convolution avec $\begin{bmatrix} 0 \\ -1 \\ 1 \end{bmatrix}$

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

Tab. 5.1 Masques $\kappa(i, j)$ des gradients par rapport à x et y

(a) par rapport à x

0	-1	1	← $y - 1$
↑	↑	↑	
$x - 1$	x	$x + 1$	

(b) par rapport à y

0	← $y - 1$
-1	← y
1	← $y + 1$
↑	
x	

On utilise plus souvent $[-1 \ 0 \ 1]$ et $\begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$ qui produisent des frontières plus épaisses mais qui sont

bien centrées. Ces opérations sont très sensibles au bruit et on les combine généralement avec un filtre lisseur dans la direction orthogonale à celle de dérivation, par exemple par le noyau suivant (ou sa transposée): $[1 \ 2 \ 1]$. On obtient alors des filtres séparables Le calcul des dérivées directionnelles en x et y revient finalement à la convolution avec les noyaux suivants :

$$\frac{\partial f}{\partial x} \cong (f * h_x)$$

et

$$\frac{\partial f}{\partial y} \cong (f * h_y)$$

avec:

$$h_x = [-1 \ 0 \ 1] \otimes [1 \ 2 \ 1]^T = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

et

$$h_y = [1 \ 2 \ 1] \otimes [-1 \ 2 \ 1]^T = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

Ce sont les masques de Sobel.

Pour obtenir le gradient, on convolue l'image avec des masques dans la logique des formules précédentes.

Pour conclure, la méthode dérivative 1^{er} ordre consiste en quatre étapes essentielles:

1. Calcul du gradient en chaque point de l'image
2. Création de l'image de la norme du gradient
3. Extraction des maxima locaux dans la direction du gradient
4. Seuillage

On peut bien évidemment commencer par une étape de prétraitement au cas des images affectées par un bruit additif.

Les masques qui approximent les composantes du gradient sont essentiellement

- Sobel
- Robert
- Prewitt
- Kirsh
- Robinson

On résume dans le Tableau 5.2, ces masques:

Tableau 5.2 Différents masques de gradient

TYPES DE MASQUE	AMPLITUDE	DIRECTION																		
<p><i>Masques de Roberts</i></p> <table border="1" style="margin-left: auto; margin-right: auto;"> <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> <p style="text-align: center;">G_1, G_2</p>	-1	0	0	-1	0	1	1	0	$A = \sqrt{G_1^2 + G_2^2}$	$\theta = \frac{\pi}{4}$ $+ \arctan\left(\frac{G_2}{G_1}\right)$										
-1	0	0	-1																	
0	1	1	0																	
<p><i>Masques de Sobel</i></p> <table border="1" style="margin-left: auto; margin-right: auto;"> <tr> <td>1</td><td>0</td><td>-1</td><td>1</td><td>2</td><td>1</td> </tr> <tr> <td>2</td><td>0</td><td>-2</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td> </tr> <tr> <td>1</td><td>0</td><td>-1</td><td>-1</td><td>-2</td><td>-1</td> </tr> </table> <p style="text-align: center;">G_x, G_y</p>	1	0	-1	1	2	1	2	0	-2	0	0	0	1	0	-1	-1	-2	-1	$A = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$	$\theta = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right)$
1	0	-1	1	2	1															
2	0	-2	0	0	0															
1	0	-1	-1	-2	-1															
<p><i>Masques de Prewitt</i></p> <table border="1" style="margin-left: auto; margin-right: auto;"> <tr> <td>1</td><td>0</td><td>-1</td><td>1</td><td>1</td><td>1</td> </tr> <tr> <td>1</td><td>0</td><td>-1</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td> </tr> <tr> <td>1</td><td>0</td><td>-1</td><td>-1</td><td>-1</td><td>-1</td> </tr> </table> <p style="text-align: center;">G_x, G_y</p>	1	0	-1	1	1	1	1	0	-1	0	0	0	1	0	-1	-1	-1	-1	$A = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$	$\theta = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right)$
1	0	-1	1	1	1															
1	0	-1	0	0	0															
1	0	-1	-1	-1	-1															
<p><i>Masques de Kirsh</i></p> <table border="1" style="margin-left: auto; margin-right: auto;"> <tr> <td>5</td><td>5</td><td>5</td> </tr> <tr> <td>-3</td><td>0</td><td>-3</td> </tr> <tr> <td>-3</td><td>-3</td><td>-3</td> </tr> </table> <p>+ les 7 autres masques obtenus par permutation circulaire des coefficients G_i pour i de 1 à 8</p>	5	5	5	-3	0	-3	-3	-3	-3	maximum des $ G_i $	Direction correspondant au G_i sélectionné									
5	5	5																		
-3	0	-3																		
-3	-3	-3																		
<p><i>Masques de Robinson</i></p> <table border="1" style="margin-left: auto; margin-right: auto;"> <tr> <td>1</td><td>1</td><td>1</td> </tr> <tr> <td>1</td><td>-2</td><td>1</td> </tr> <tr> <td>-1</td><td>-1</td><td>-1</td> </tr> </table> <p>+ les 7 autres masques obtenus par permutation circulaire des coefficients G_i pour i de 1 à 8</p>	1	1	1	1	-2	1	-1	-1	-1	maximum des $ G_i $	Idem									
1	1	1																		
1	-2	1																		
-1	-1	-1																		

Remarque:

Il reste cependant un problème, les objets peuvent apparaître avec des contours qui ne sont pas fermés. Afin de définir un ensemble connexe de points caractérisant le contour détecté, il faut donc créer un algorithme qui ferme les contours. Le processus peut être caractérisé par une chaîne de traitements, comme c'est illustré dans la Figure 5.7

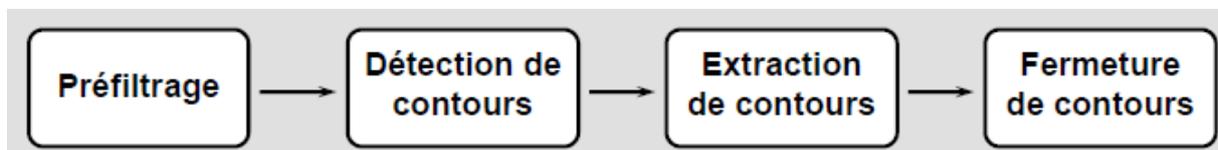


Fig.5.7 Chaîne de détection de contours

Exemple (sous Matlab)

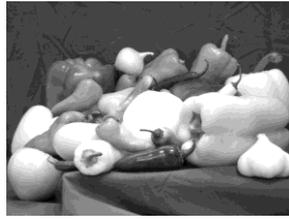
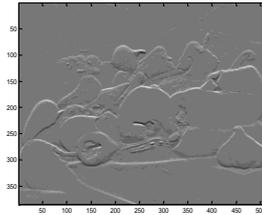
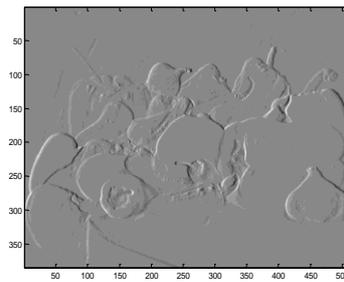


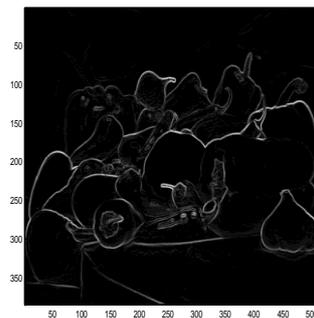
image originale



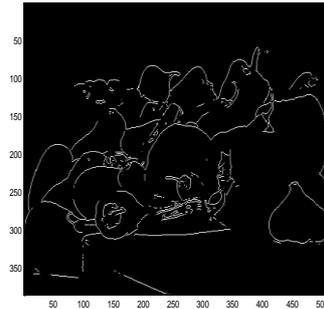
(a) Image de la composante $\frac{\partial f}{\partial x}$ détails horizontaux (avec le masque soble horizontal h_x)



(b) Image de la composante $\frac{\partial f}{\partial y}$ détails verticaux (avec le masque soble vertical h_y)



(c) Image Norme du gradient $\|\vec{\nabla}f\|_2 = \left[\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2 \right]^{1/2}$



(d) Image contours obtenue par la détection des maxima locaux du gradient par seuillage

Fig.5.8 Exemple de détection de contours par les masques de Sobel

Code source:

```
warning off all;
image = double(imread('peppers.png')) ./255;
imageOriginale = image(:,:,1);
s0 = [1 2 1; 0 0 0;-1 -2 -1];
Gx = conv2 (imageOriginale, s0, 'same');
s90 = [1 0 -1; 2 0 -2; 1 0 -1];
Gy = conv2 (imageOriginale, s90, 'same');

% Ici on fait la norme euclidienne des vecteurs gradients
Gradient = sqrt(Gx.^2 + Gy.^2);

figure;
imagesc(Gradient);
title('Intensité du Gradient Spatial obtenu par convolution
avec un Sobel 3x3');
-----

i=imread('circuit.tif');
imshow(i);

% *****ROBERTS*****

figure(1)
title('ROBERTS');
i1=edge(i,'roberts');
i1_noise=imnoise(i,'gaussian');
i2=edge(i1_noise,'roberts');
subplot(2,2,1), imshow(i)
title('image origine');
subplot(2,2,2), imshow(i1)
title('roberts');
subplot(2,2,3), imshow(i1_noise);
```

```

title('avec bruit');
subplot(2,2,4), imshow(i2)
title('roberts')
% *****PREWITT*****
figure(2)
i3=edge(i,'prewitt');
i3_noise=imnoise(i,'gaussian');
i4=edge(i3_noise,'prewitt');
subplot(2,2,1), imshow(i)
title('image origine');
subplot(2,2,2), imshow(i3)
title('prewitt');
subplot(2,2,3), imshow(i3_noise);
title('avec bruit');
subplot(2,2,4), imshow(i4)
title('prewitt')
% *****SOBEL*****
figure(3)
i5=edge(i,'sobel');
i5_noise=imnoise(i,'gaussian');
i6=edge(i5_noise,'sobel');
subplot(2,2,1), imshow(i)
title('image origine');
subplot(2,2,2), imshow(i5)
title('sobel');
subplot(2,2,3), imshow(i5_noise);
title('avec bruit');
subplot(2,2,4), imshow(i6)
title('sobel')

```

2.2.3.b Méthode dérivative 2^{er} ordre (Opérateur laplacien)

De la même façon, l'approximation par différences finies la plus simple de la dérivée seconde est la convolution par le noyau $\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$ pour l'approximation de la composante du laplacien $\frac{\partial^2 f}{\partial x^2}$ et

$\begin{bmatrix} 1 \\ -2 \\ 1 \end{bmatrix}$ pour l'approximation de la composante du laplacien $\frac{\partial^2 f}{\partial x^2}$:

L'opérateur laplacien: $\Delta f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$ permet de détecter le maximum ou minimum local de la dérivé première de la fonction, par un passage par zéro (zerocrossing) du laplacien, comme c'est illustré dans la Figure 5.5, $A(x, y)$ l'image originale présentant une discontinuité, $A'(x, y)$ est sa dérivée première et $A''(x, y)$ est sa dérivée seconde .

Remarque

Le masque qui simule le laplacien est isotrope. Il n'y a donc qu'une seule convolution à faire.

Approximation Numérique du Laplacien

Le laplacien peut être approché par l'un des opérateurs suivants:

- **Laplacien du Gaussien (Laplacien Of Gaussian (LOG))** (Marr et Hildreth).

Cette approximation consiste à:

- 1- Filtrer l'image avec un filtre gaussien « G »
- 2- prendre le laplacien de l'image filtrée

$$\begin{aligned} f'(x, y) &= (f(x, y) * G(x, y)) * l(x, y) \\ &= f(x, y) * (G(x, y) * l(x, y)) \end{aligned}$$

La forme spectrale de ces filtres est montrée sur la Figure 5.9

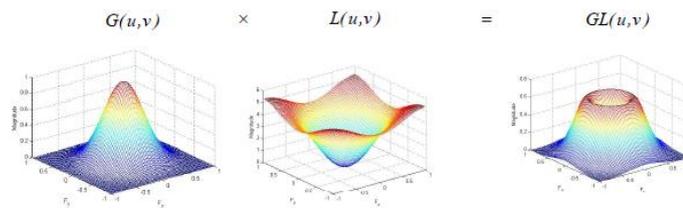


Fig.5.9 Forme spectrale des filtres gaussien et laplacien

Le noyau est alors la somme des dérivées secondes sur x et y de la gaussienne $G(i, j)$. C'est à dire:

$$Log(i, j) = G(i, j) * l(i, j) = \frac{(i^2 + j^2 - 2\sigma^2)}{\sigma^4} * G(i, j)$$

Le coefficient central est ajusté de manière à ce que la somme des coefficients du filtre soit égale à zéro. En fait, le laplacien mesure la rapidité des changements d'intensité sur le voisinage.

Laplacien discret 4

Laplacien discret - 4

0	1	0
1	-4	1
0	1	0

Laplacien discret 8

<i>Laplacien discret - 8</i>		
1	1	1
1	-8	1
1	1	1

Laplacien de Robinson

<i>Laplacien de Robinson</i>		
1	-2	1
-2	4	-2
1	-2	1

- **Différence de Gaussiennes Difference Of Gaussian (Marr et Hildreth)**

Concrètement, le laplacien est approché par la différence de deux gaussiennes de variances différentes: **DOG**. Le principe est simple: un filtre gaussien peut être vu comme un filtre passe-bas (seule les basses fréquences sont conservées), d'où l'effet de flou observé dans le filtre " flou gaussien ". En effectuant une soustraction de 2 gaussiennes, on a alors l'équivalent d'un filtre passe-bande.

$$DOG(i, j) = G_1(i, j) - G_2(i, j)$$

avec les deux gaussiennes

$$G_1(i, j) = \exp(-(i^2 + j^2)/2\sigma_1^2)$$

$$G_2(i, j) = \exp(-(i^2 + j^2)/2\sigma_2^2)$$

Le masque correspondant 7×7 est:

$$\begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & -1 & -4 & -1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & -4 & -8 & -4 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & -1 & -4 & -1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

Exemple



(a) Image originale



(b) Laplacien 4 connexions (c) 8 connexions (d) Robison

Fig.5.10 détection de contours par les masques laplacien

Remarque:

Les filtres présentés dans cette section sont essentiellement des filtres passe-haut. Ils permettent d'isoler les détails d'une image (les contours et les textures sur une image non bruitée et le bruit en plus sur une image bruitée). Les filtres de Prewitt et Sobel sont considérés par fois comme filtres passe-bande.

Notion de Contours Multi-Echelles

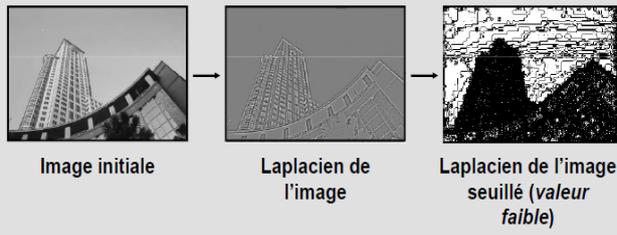
■ Notion de dérivées multi-échelles

■ Notion de dérivées multi-échelles

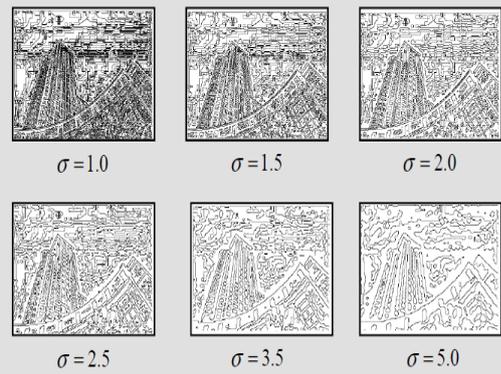
► Propriété exploitée

$$I_c = \partial^n (I * G_\sigma) = I * \partial^n G_\sigma$$

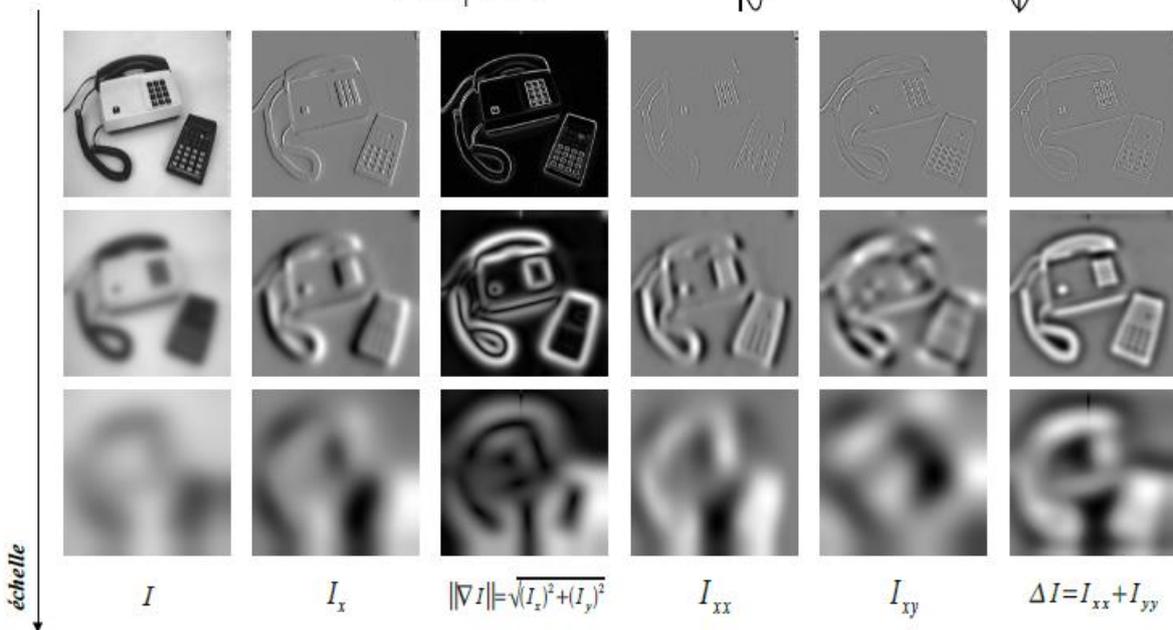
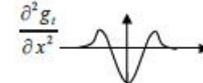
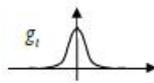
■ Notion de contour multi-échelles



■ Notion de contour multi-échelles



$$\partial^n (I * g_t) = I * \partial^n g_t$$



Détection de Contours par Filtrage Optimal

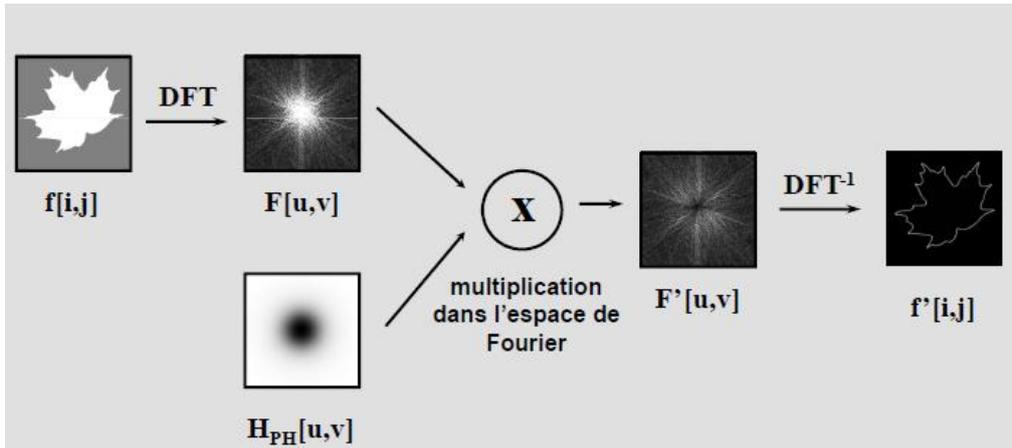
La théorie de filtrage des signaux s'applique aux images

Exemple: filtre passe haut d'une image par filtre de Butterworth d'ordre n

fichier DI-5Image....

fichier Chapitre-segment

$$\underbrace{|H_{PH}(f)|^2 = \frac{1}{1 + \left(\frac{f_c}{f}\right)^{2n}}}_{\text{Fonction de transfert 1D}} \longrightarrow \underbrace{|H_{PH}(f_x, f_y)|^2 = \frac{1}{1 + \left(\frac{f_c}{\sqrt{(f_x - f_{cx})^2 + (f_y - f_{cy})^2}}\right)^{2n}}}_{\text{Fonction de transfert 2D centrée en } (f_{cx}, f_{cy})}$$



► **Exemple matlab**



Image initiale

```

% Lecture image
img = imread('ellipse.png');
img = double(img(:,:,1));

% parameter
F_cut = 50; cx = 128;
cy = 128; Buttord = 2;
[dimI, dimJ] = size(img);

% Calcul des fft
imf=fftshift(fft2(img));
H=zeros(dimI, dimJ);
for i=1:dimI
    for j=1:dimJ
        d=sqrt((i-cx)^2+(j-cy)^2);
        H(i,j)=sqrt(1/(1+...
            ((F_cut/d)^(2*Buttord)));
    end
end

% Extraction du contour
outf = imf .* H;

% Calcul des ifft
out = abs(ifft2(outf));
                
```



Image des hautes fréquences

Détecteur de Canny

L'algorithme de Canny est un algorithme qui cherche les contours en testant à la fois la norme et la direction du gradient de l'image en un point. Il a plusieurs avantages :

- Détection : bonne détection des points de contours (notamment pour les contours faibles)
- Localisation : localisation fiable des points de contours

– Unicité de la détection : pour un contour, on a un seul point de contour

Algorithme

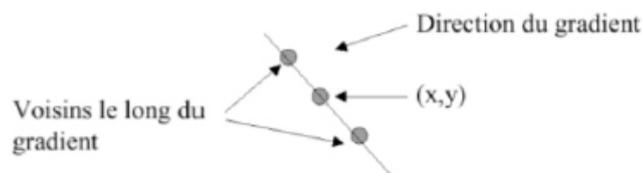
1. Filtrage de l'image f pour enlever le bruit (passe-bas)
2. Calcul du gradient en chaque pixel :
 - Norme du gradient

$$N(x, y) = \sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2}.$$

- Direction du gradient grâce à son angle :

$$\theta(x, y) = \text{atan} \left(\frac{\partial f / \partial y}{\partial f / \partial x} \right) \text{ si } \frac{\partial f}{\partial x} \neq 0, \frac{\pi}{2} \text{ sinon.}$$

3. Approximation de θ à un multiple de $\frac{\pi}{4}$ près.
4. Si la norme du gradient en un pixel (x, y) est inférieure à la norme du gradient en un de ses deux voisins le long du gradient, mettre la norme $N(x, y)$ à 0 (on supprime les gradients qui ne sont pas des maxima locaux).
4. Si la norme du gradient en un pixel (x, y) est inférieure à la norme du gradient en un de ses deux voisins le long du gradient, mettre la norme $N(x, y)$ à 0 (on supprime les gradients qui ne sont pas des maxima locaux).



5. **Hystérésis** Soient τ_h et τ_l deux seuils. Si la norme du gradient en un pixel (x, y) est supérieure à τ_h ajouter (x, y) au contour ainsi que tous les points reliés à (x, y) le long de la normale au gradient pour lesquels la norme du gradient est supérieure à τ_l .

