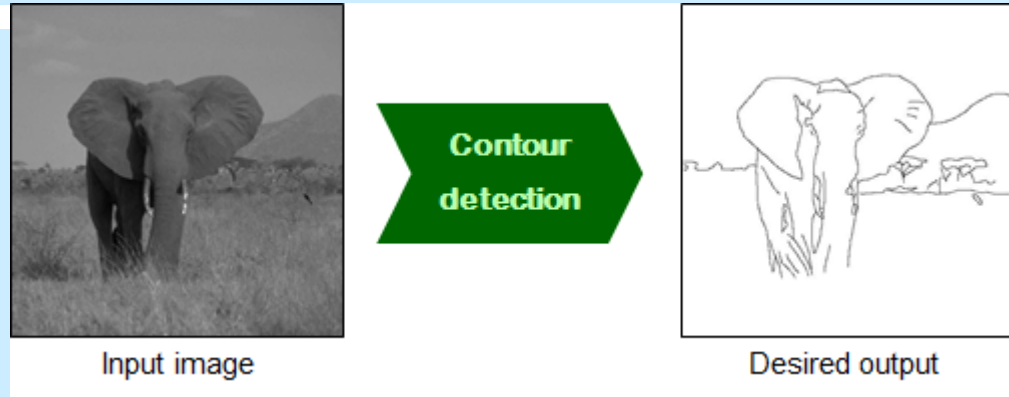


Détection de contours

Cours n°3

Contours dans une image

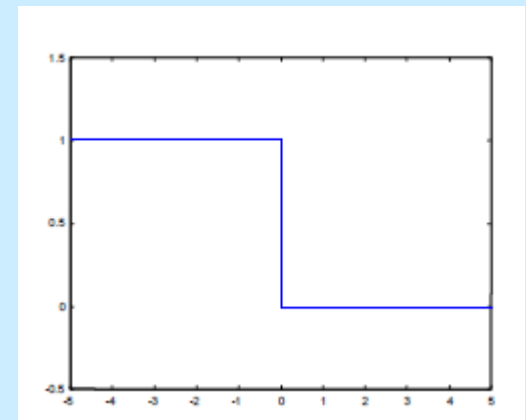
□ Utilité



<http://www.gpapari.net/>

□ Préalable nécessaire à l'extraction d'autres primitives (droites, segments, cercles)

□ Contour idéal 1D

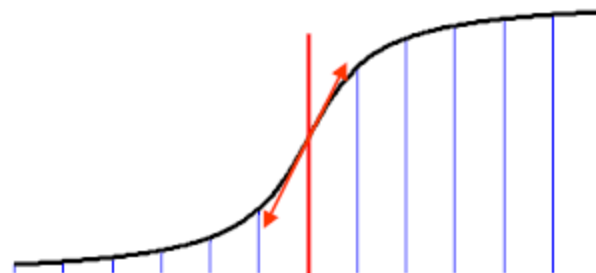


Modélisation du problème 1D

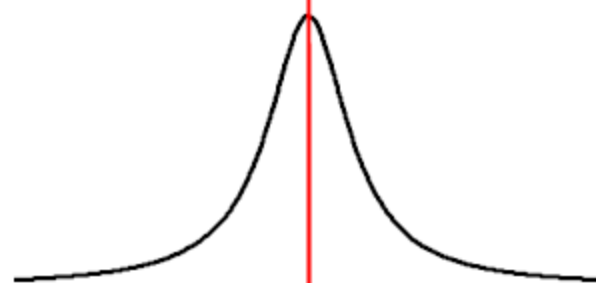
Image



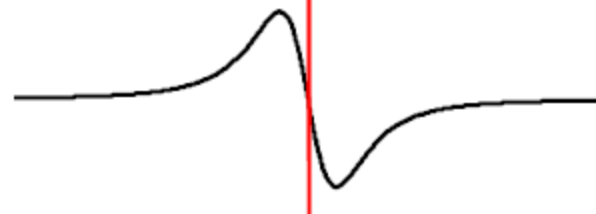
Continu \rightarrow discret



Maximum de la dérivée



Passage en zéro de f''



Modélisation du pb en 2D

□ Gradient de $f(x,y)$

$$\nabla f = \begin{pmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{pmatrix}$$

□ Recherche des maxima locaux dans la direction du gradient

Approximation du Gradient (en x)

$$\bullet \frac{\partial f}{\partial x} = \lim_{\Delta_x \rightarrow 0} \frac{f(x + \Delta_x, y) - f(x, y)}{\Delta_x} = \lim_{\Delta_x \rightarrow 0} \frac{f(x, y) - f(x - \Delta_x, y)}{\Delta_x}$$

$\Delta_x = 1$ ► Masque de convolution ►

1	-1
---	----

 ou

-1	1
----	---

$$\bullet \frac{\partial f}{\partial x} = \lim_{\Delta_x \rightarrow 0} \frac{f(x + \Delta_x, y) - f(x - \Delta_x, y)}{2\Delta_x}$$

$\Delta_x = 1$ ► Masque de convolution ►

1	0	-1
---	---	----

Approximation du Gradient (en y)

Masque de convolution ►

1
-1

 ou

-1
1

 ou

-1
0
1

 ou

1
0
-1

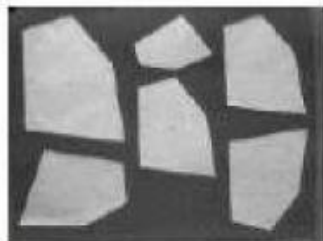
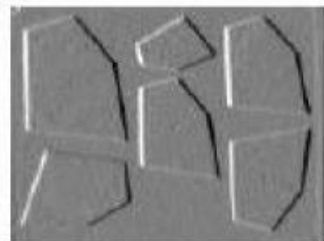
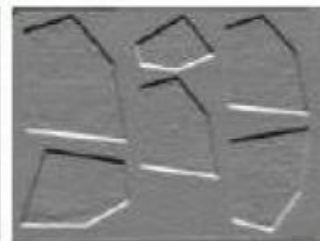


Image original



Gradient en x



Gradient en y

Filtre de Robert

$$\frac{\partial f}{\partial x} \approx f(x, y) - f(x - 1, y - 1)$$

$$\frac{\partial f}{\partial y} \approx f(x - 1, y) - f(x, y - 1)$$

On obtient respectivement, les masques suivants,

1	0
0	-1

et

0	1
-1	0

► Sensible au bruit

Filtre de Prewitt

Filtre Moyenneur + Gradient

-1	0	1
-1	0	1
-1	0	1

et

-1	-1	-1
0	0	0
1	1	1

1
1
1

-1	0	1
----	---	---

et

-1
0
1

1	1	1
---	---	---

Filtre Gaussien + Gradient = Filtre de Sobel

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

et

-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

Filtre pour détecter les diagonales

0	1	1
-1	0	1
-1	-1	0

Prewitt

0	1	2
-1	0	1
-2	-1	0

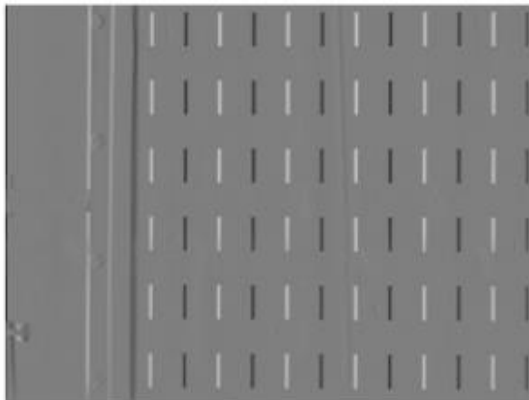
Sobel

La dérivation accentue le bruit,
d'où : le filtre de Sobel

Détection de contours

Ce qui nous intéresse, c'est le module du gradient ainsi que sa direction (normale au contour):

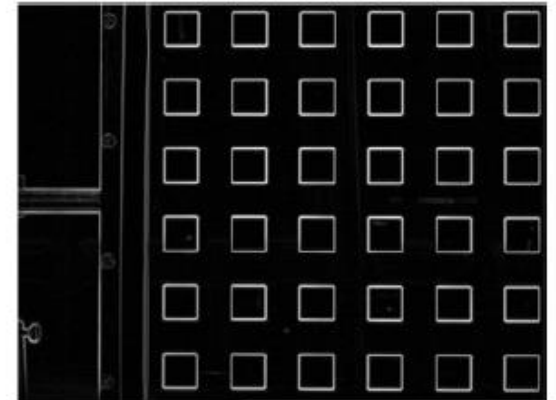
$$I_s = \|\nabla I(i,j)\| = \sqrt{I_x^2 + I_y^2}, \quad I_\theta = \arctan \left[\frac{I_y}{I_x} \right]$$



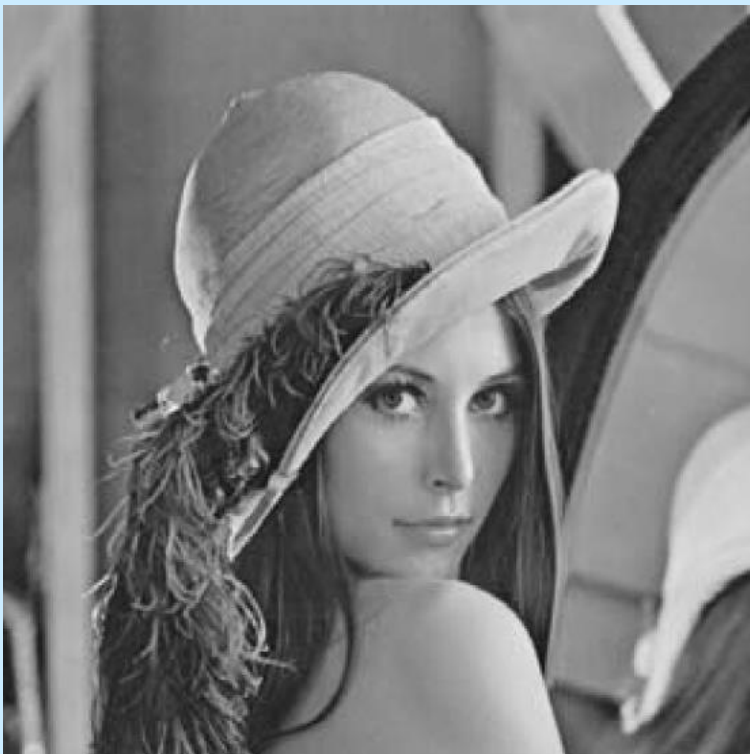
I_x



I_y



I_s



Seuillage de l'image gradient

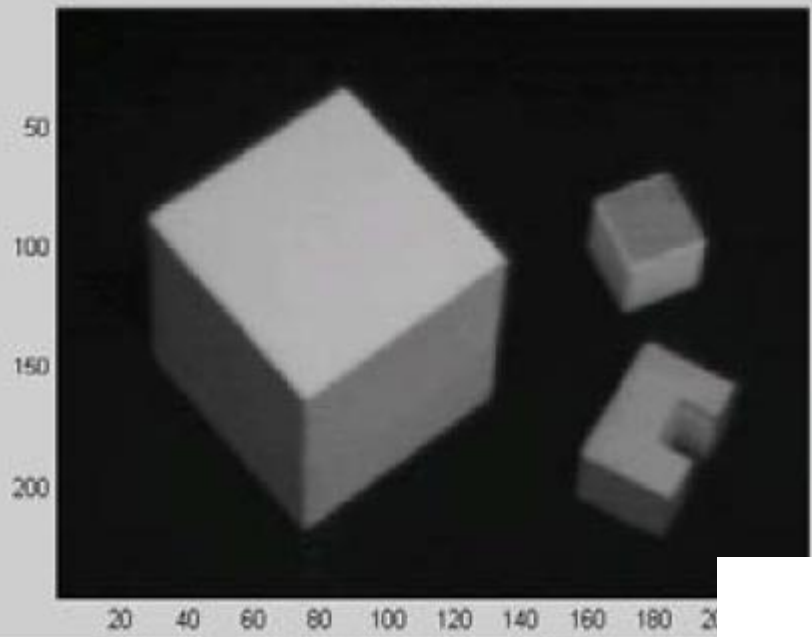
Une fois la norme du gradient calculée en chaque point de l'image, il faut seuiller cette norme pour décider si un pixel fait partie ou non d'un contour.

Tous les pixels possédant une norme supérieure à un seuil S sont déclarés appartenir à un contour.

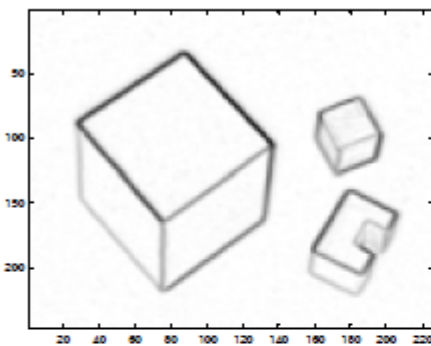
Tout le problème réside alors dans le choix du seuil :

- un seuillage trop bas nous amène à une sur-détection : on détecte beaucoup de bruit et des contours épais apparaissent
- Un seuillage trop haut amène à une sous-détection : contours non fermés

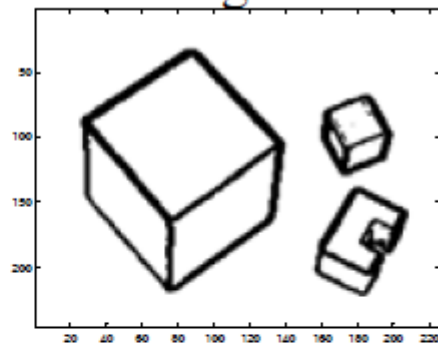
IMAGE SOURCE



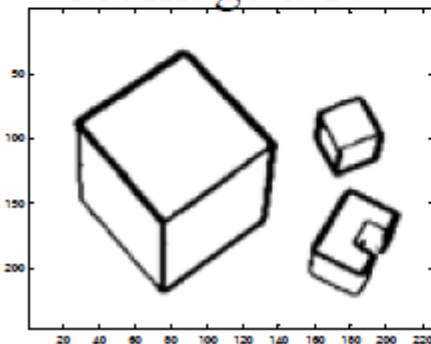
Gradient



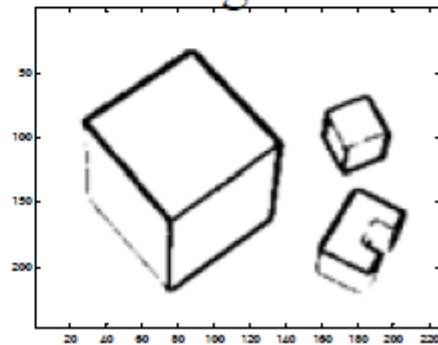
Seuillage à 10



Seuillage à 15



Seuillage à 20



Seuillage par hystérésis

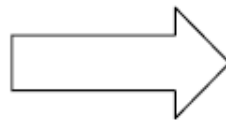
- Il s'agit de diminuer l'importance du seuil lors du seuillage du gradient
- Avant, il y avait un seuil unique qui amenait soit à des fausses alarmes, soit à des lacunes. Il était très difficile, voir impossible, de trouver un seuil adapté à toute l'image.
- On introduit maintenant 2 seuil : un seuil haut et un seuil bas.
 - ✓ Si $\text{norme} > \text{seuil haut} \rightarrow \text{contour sur 1}$
 - ✓ Si $\text{norme} < \text{seuil bas} \rightarrow \text{pas de contour 0}$
 - ✓ Si $\text{seuil bas} < \text{norme} < \text{seuil haut} \rightarrow \text{contour de fermeture 2}$

Les contours hypothétiques de fermeture sont transformés en contours sûrs s'ils sont adjacents à un contour déjà codé à 1.

1	0	1	0	2	0	1	0	0	2
2	3	3	4	0	2	3	1	0	0
0	2	2	1	1	2	3	3	1	2
0	0	3	2	3	2	2	0	2	0
9	10	11	11	7	9	10	9	9	10
8	11	9	11	9	10	9	11	11	10
10	7	8	10	9	7	11	11	7	8
8	8	10	10	8	10	11	8	8	10

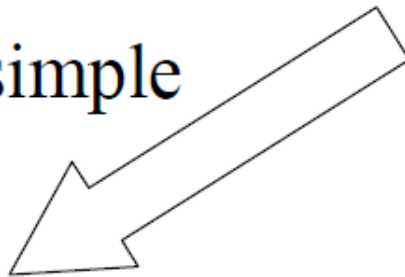
Calcul de la dérivée

$$|I(i-j)-I(i+1,j)|$$
$$+ |(I(i-j)-I(i,j+1))|$$



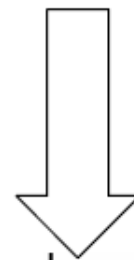
4	2	5	6	4	3	3	1
3	1	4	1	1	1	2	3
2	4	2	3	1	1	5	3
11	9	9	8	9	9	10	7
4	4	2	4	2	2	4	2
7	2	3	1	5	6	0	8
1	4	0	3	5	1	6	1

Seuillage simple
S=5



0	0	1	1	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	1	0
1	1	1	1	1	1	1	1
0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	1	1	0	1
0	0	0	0	1	0	1	0

Seuillage par Hystérésis
Sb=5, Sh=8





original image



edge magnitude



5, 20



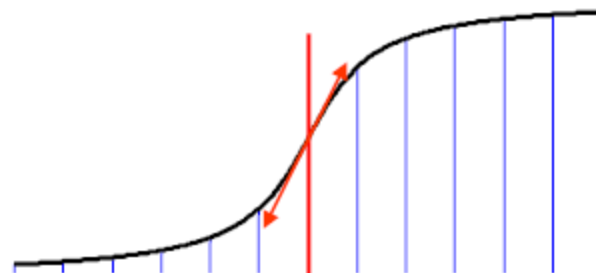
20, 40

Modélisation du problème 1D

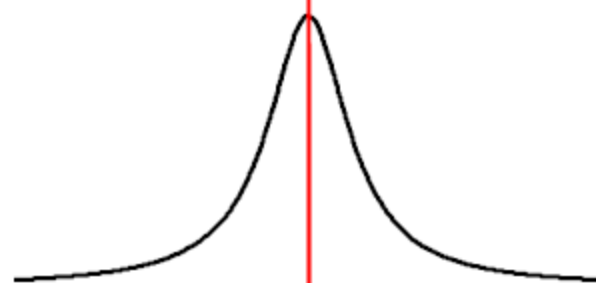
Image



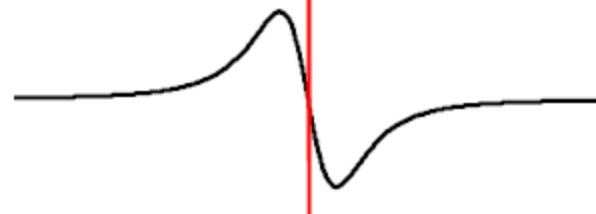
Continu \rightarrow discret



Maximum de la dérivée



Passage en zéro de f''



Dérivées secondes

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

Laplacien de f :

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

Quel est le masque correspondant ?

Dérivées secondes

$$I_{xx} = I(x+1, y) - 2I(x, y) + I(x-1, y)$$

$$I_{yy} = I(x, y+1) - 2I(x, y) + I(x, y-1)$$

$$\Delta I = I_{xx} + I_{yy}$$

➔ Masques correspondants :

0	0	0
1	-2	1
0	0	0

 +

0	1	0
0	-2	0
0	1	0

 =

0	1	0
1	-4	1
0	1	0

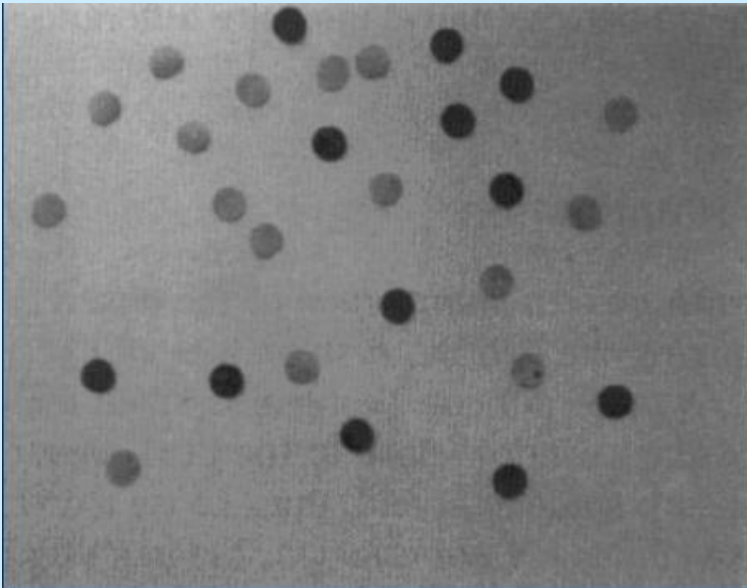
➔ Autres formes :

0	-1	0
-1	4	-1
0	-1	0

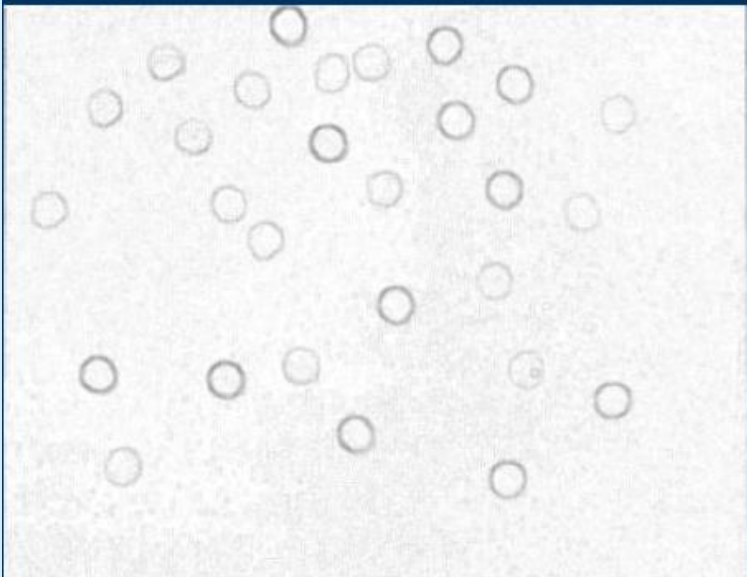
-1	-1	-1
-1	8	-1
-1	-1	-1

En 1D ?

Comparaison gradient / laplacien



Amplitude du gradient (Sobel)

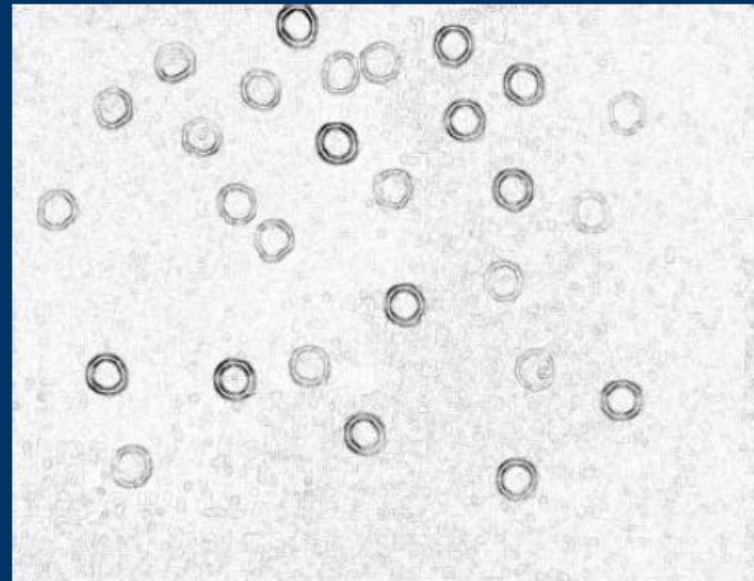


- Les contours correspondent aux passages à zéro du Laplacien de l'image.

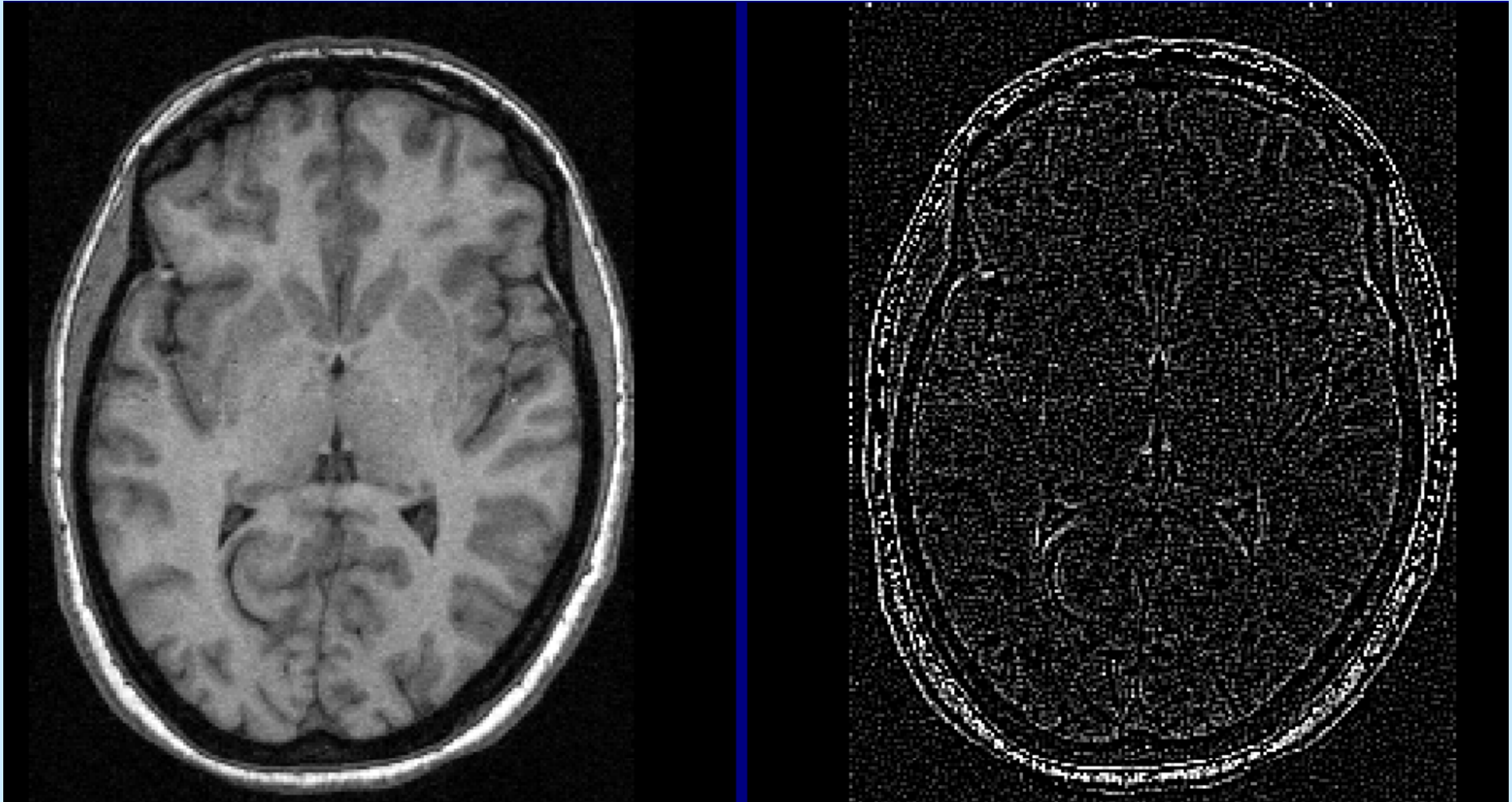
- Etant basé sur la dérivée seconde, le Laplacien amplifie plus le bruit que le filtre de Sobel.

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

Laplacien



Laplacien d'une image



Dérivée seconde

L'estimation de la dérivée seconde étant par nature très sensible aux bruit, il convient d'effectuer un prétraitement de filtrage fort de l'image, conduisant pour un filtre passe-bas ϕ à

$$\phi * \left(\frac{\partial^2 f}{\partial x^2}(x, y) + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}(x, y) \right)$$

ϕ gaussien \rightarrow filtre LOG (Laplacian Of Gaussian).

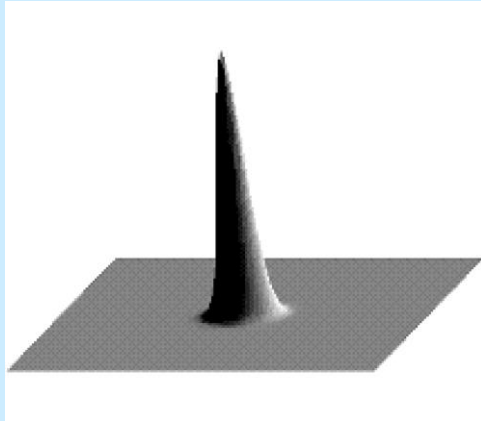
Laplacian of Gaussian (LoG)

Comme dans le cas du gradient, on peut utiliser la propriété de symétrie de la convolution pour **intégrer le filtrage du bruit** à l'opérateur.

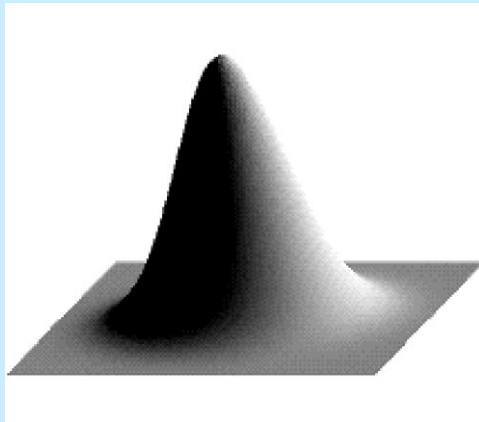
$$LoG * I = \nabla^2 * G * I = \nabla^2 G * I$$

Donner la formule de LoG(x,y)

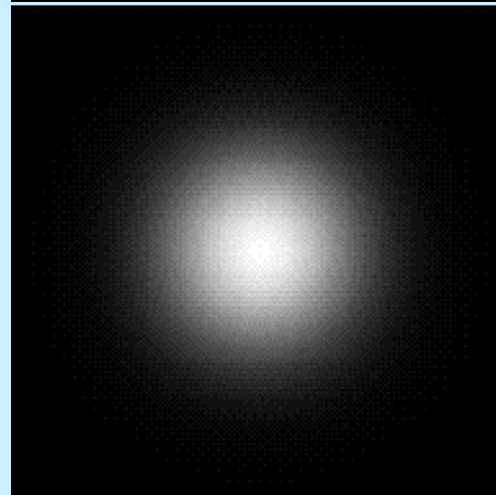
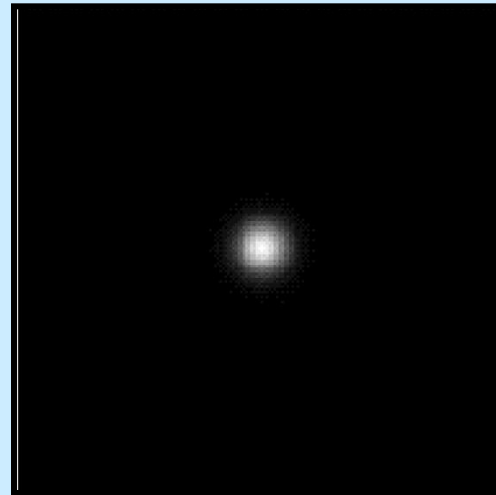
Gaussienne 2D



Variance, $\sigma^2 = .25$



Variance, $\sigma^2 = 4.0$

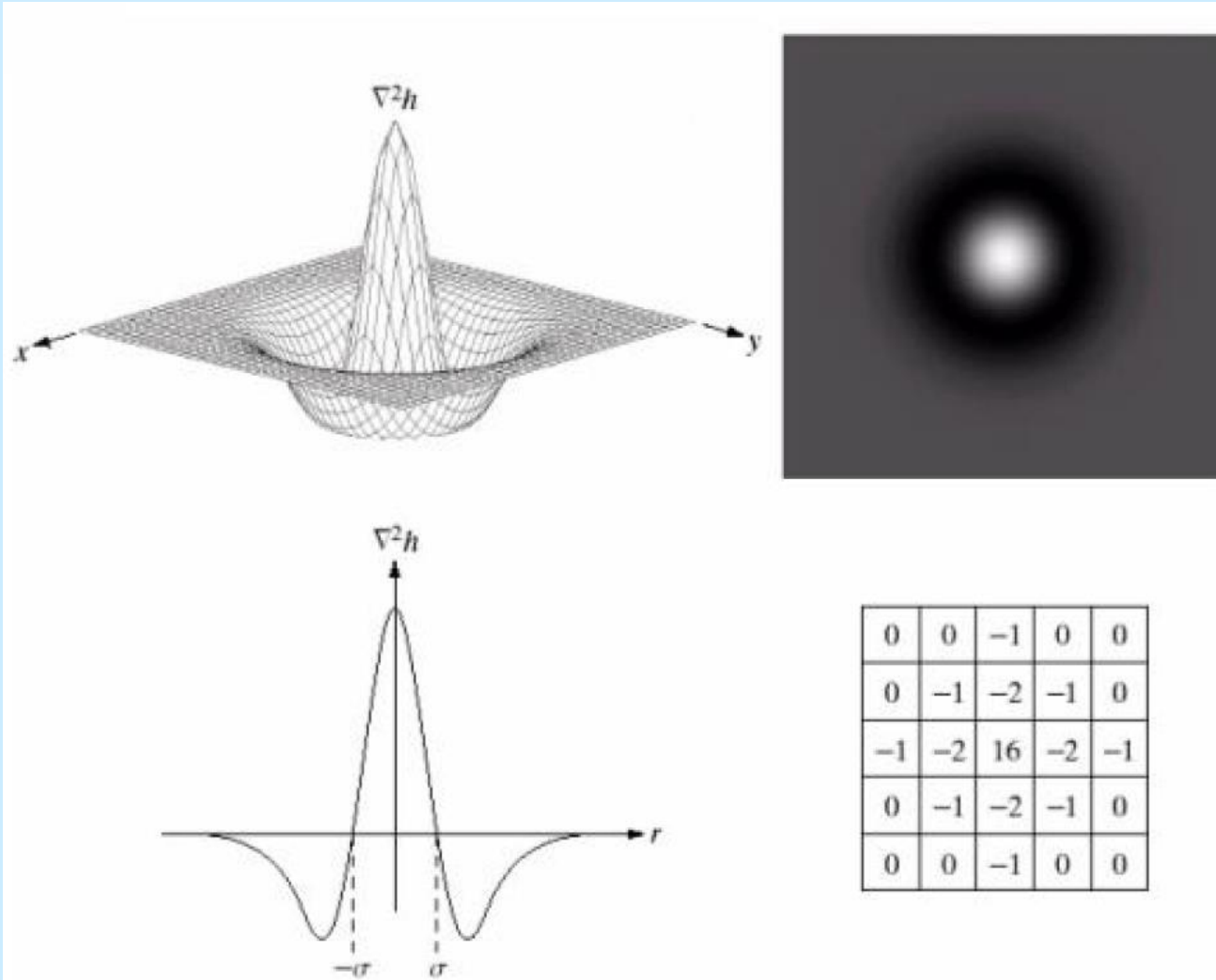


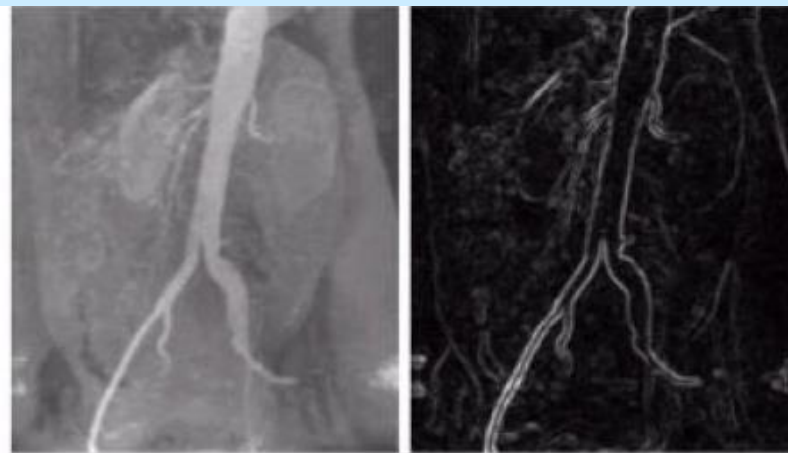
Laplacian of Gaussian (LoG)

- On peut combiner le Laplacien avec un Filtrage Gaussien pour obtenir le Laplacien de Gaussienne
 - La Gaussienne lisse l'image et rend les contours flous, mais conserve leurs positions (paramètre σ au choix)
 - Le Laplacien donne (toujours) les passages par zéro aux contours

$$LoG(x, y) = -\frac{1}{\pi\sigma^4} \left[1 - \frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2} \right] e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}}$$

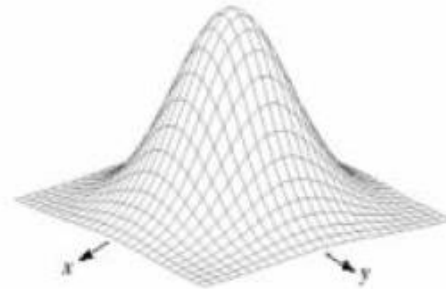
Laplacian of Gaussian (LoG)





a b
c d
e f g

FIGURE 10.15 (a) Original image. (b) Sobel gradient (shown for comparison). (c) Spatial Gaussian smoothing function. (d) Laplacian mask. (e) LoG. (f) Thresholded LoG. (g) Zero crossings. (Original image courtesy of Dr. David R. Pickens, Department of Radiology and Radiological Sciences, Vanderbilt University Medical Center.)



-1	-1	-1
-1	8	-1
-1	-1	-1

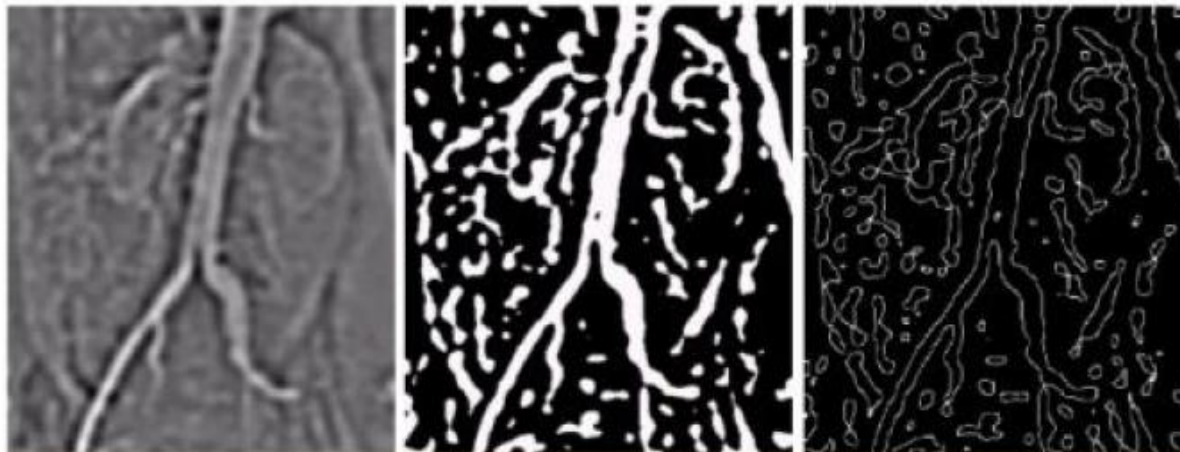
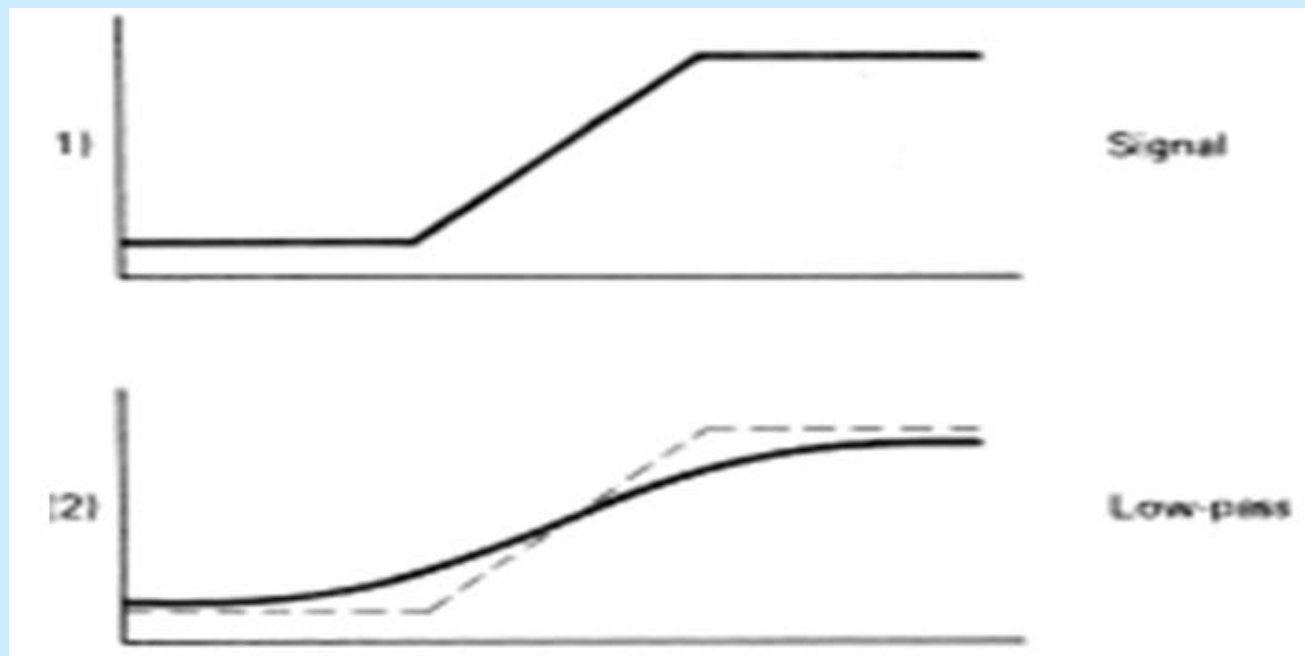


FIGURE 10.15 (a) Original image. (b) Sobel gradient (shown for comparison). (c) Spatial Gaussian smoothing function. (d) Laplacian mask. (e) LoG. (f) Thresholded LoG. (g) Zero crossings. (Original image courtesy of Dr. David R. Pickens, Department of Radiology and Radiological Sciences, Vanderbilt University Medical Center.)

Détection de contours

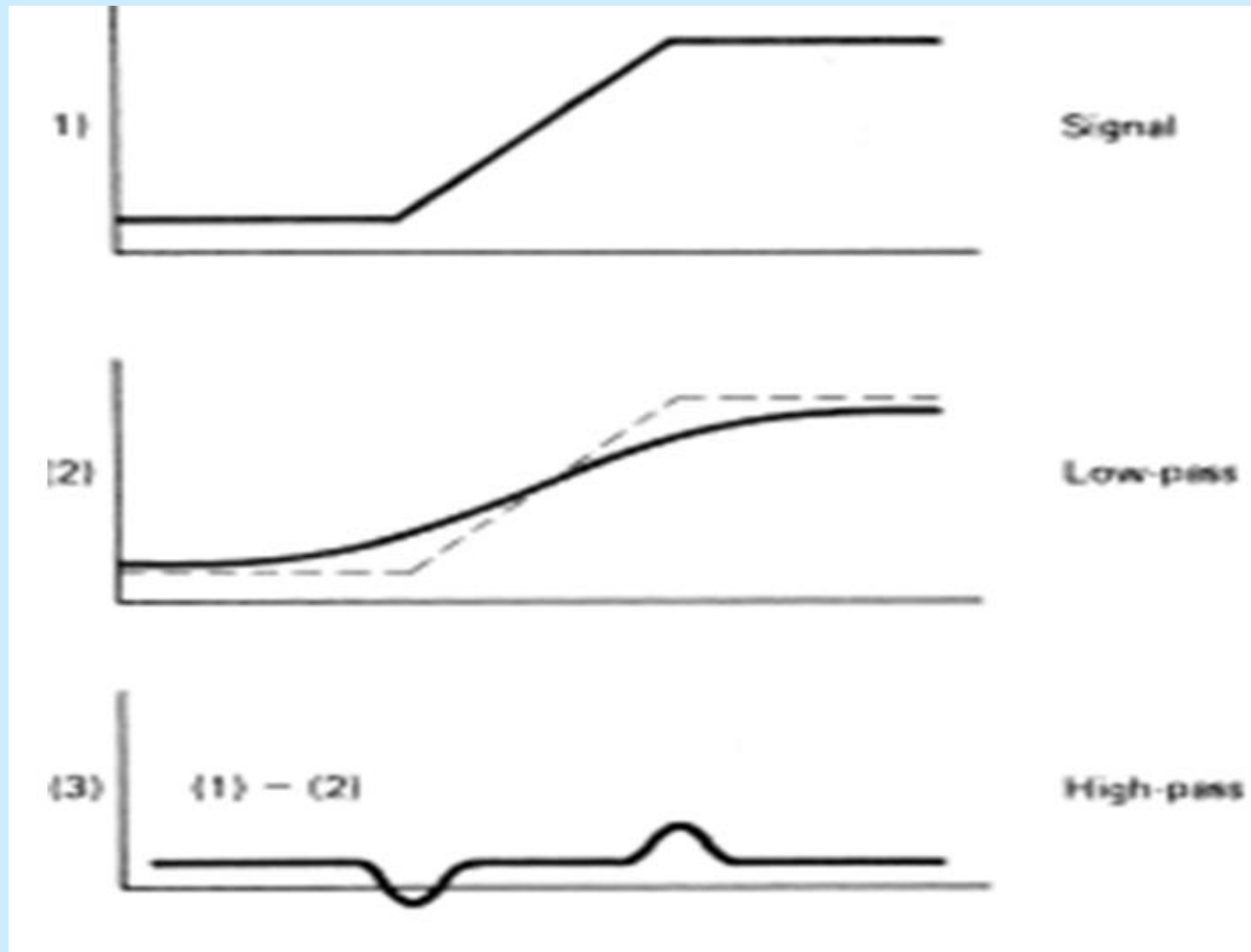
❑ Filtres dérivatifs sensibles au bruit

❑ Autre moyen pour obtenir l'image des contours ?



Détection de contours

□ Différences de gaussiennes



Détection de contours

□ Différences of Gaussians (DoG)

Gaussian 1



Gaussian 2



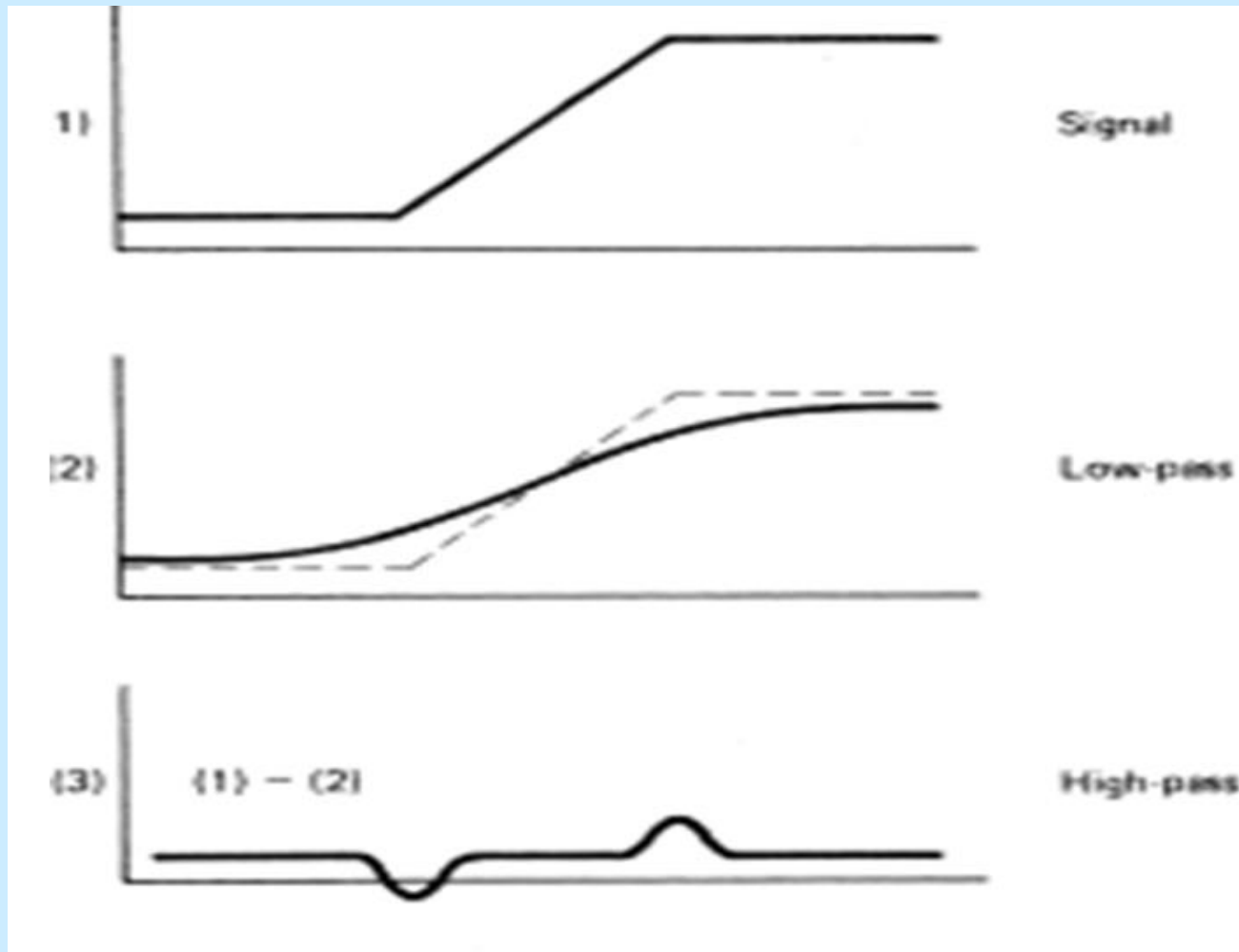
Difference



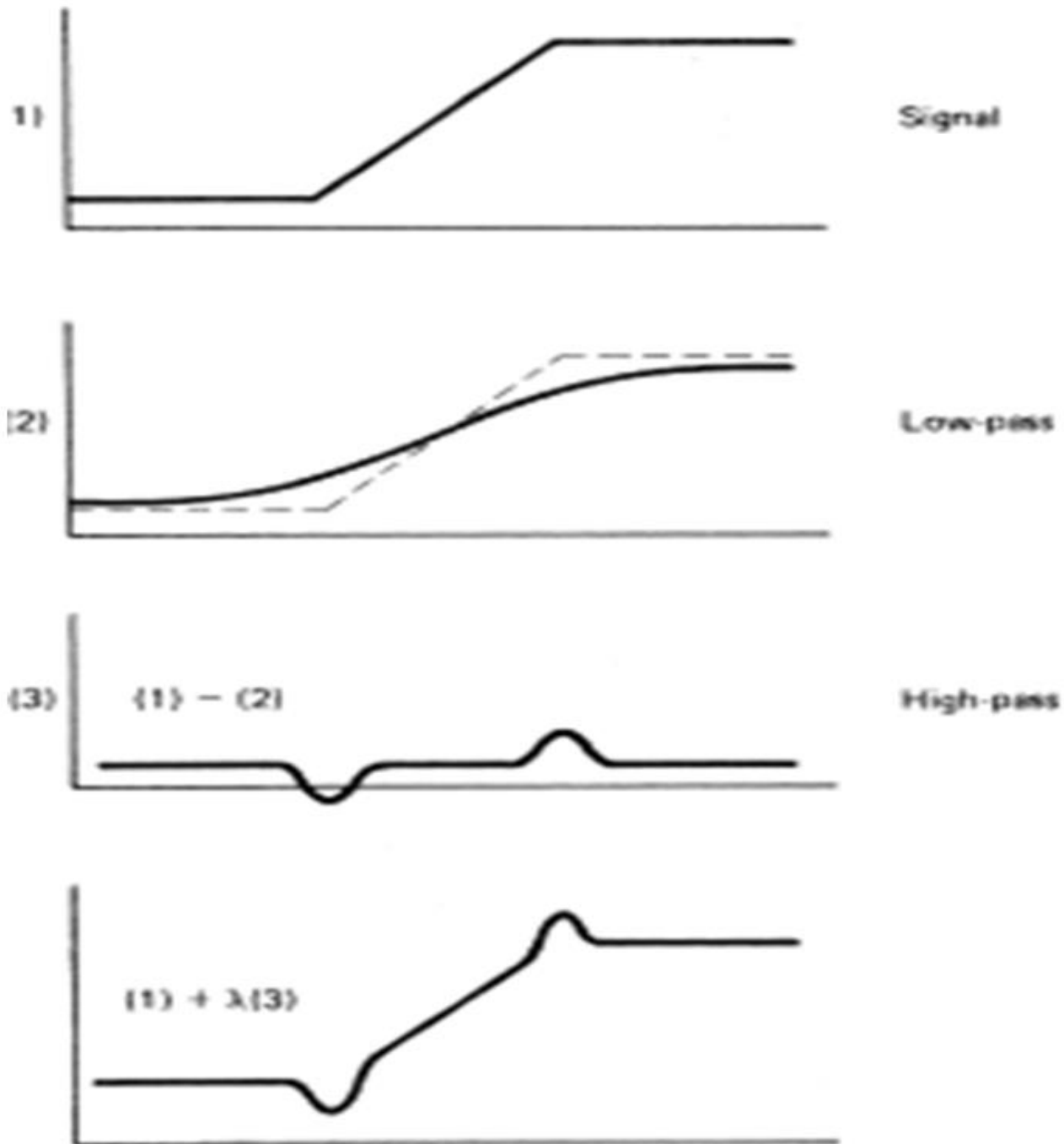
```
result = Gauss(s1)**image - Gauss(s2)**image
```

Rehaussement de contours

- Utilisation des détecteurs de contours pour rehausser l'image



Rehaussement de contours



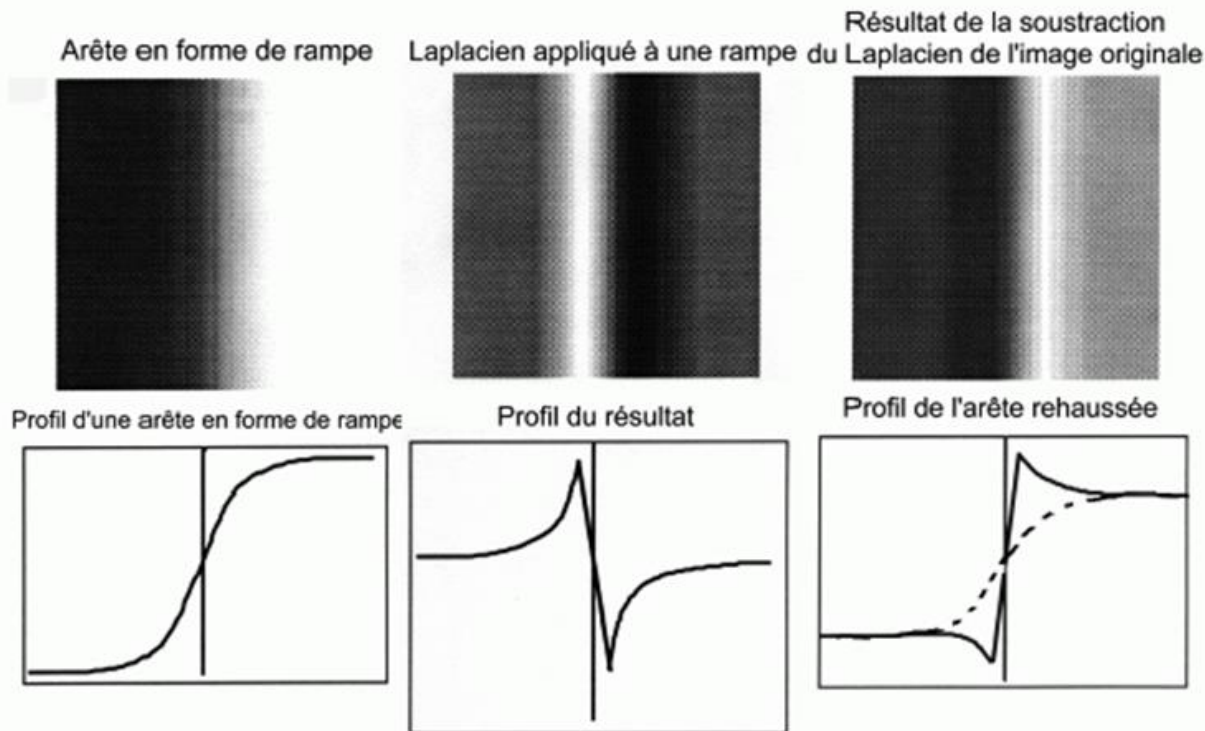
Rehaussement de contours

Pour rehausser les contours, on retranche à l'image :

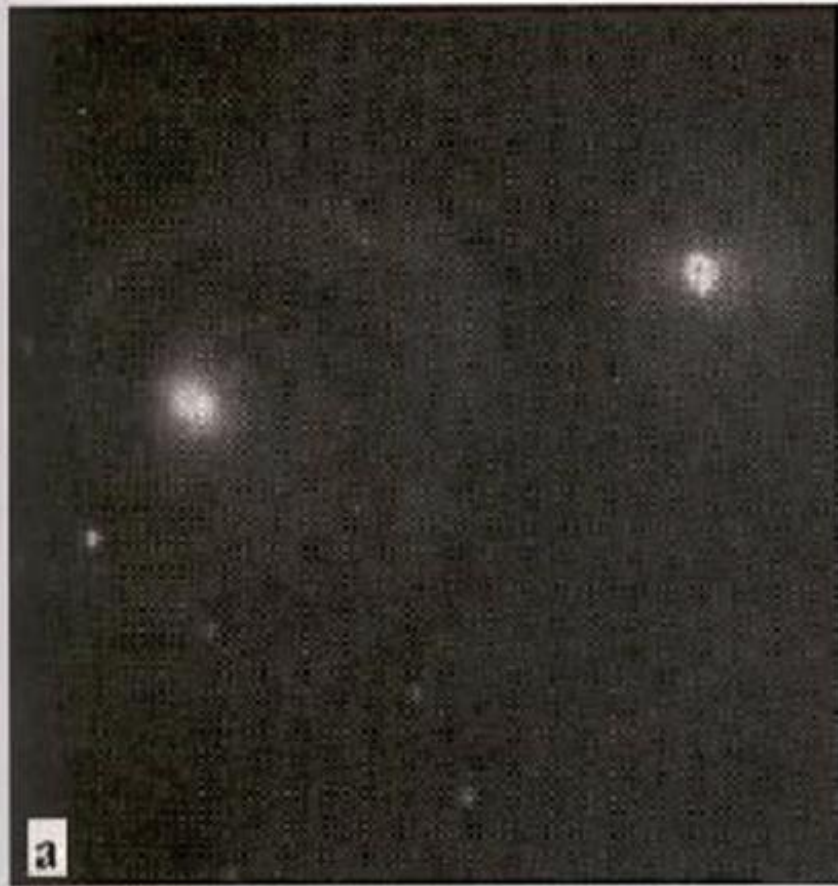
- Son laplacien
- Ou une DoG

Rehaussement des arêtes par soustraction du laplacien

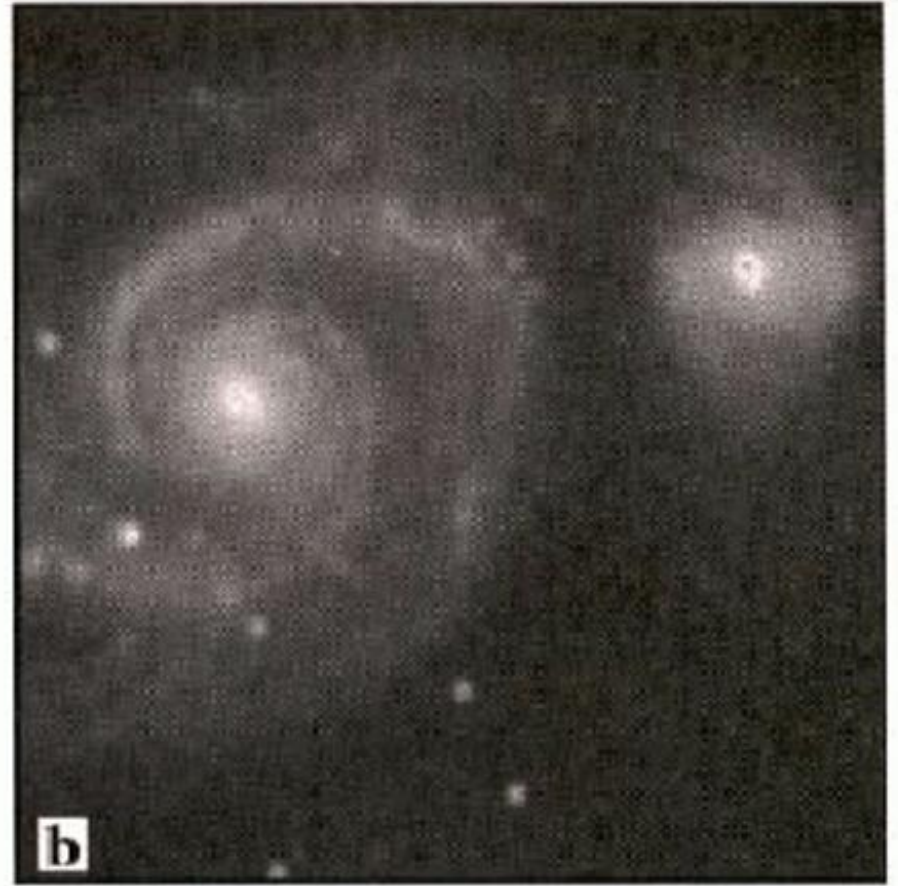
$$O(x,y) = I(x,y) - \nabla^2 I(x,y)$$



Rehaussement de contours par application du Laplacien



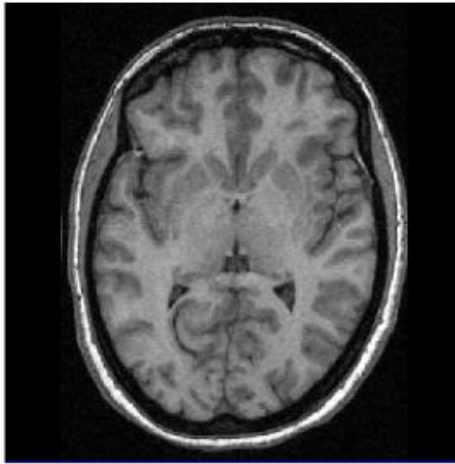
Avant



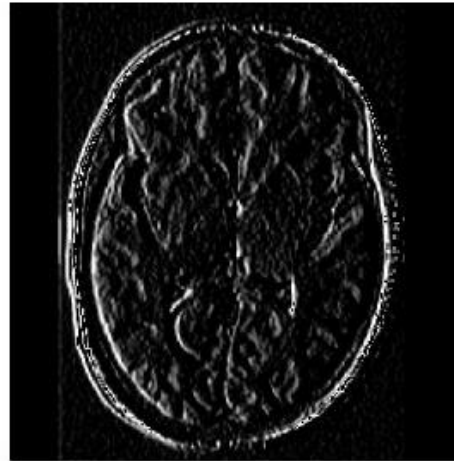
Après

Rehaussement de contours par application du Laplacien

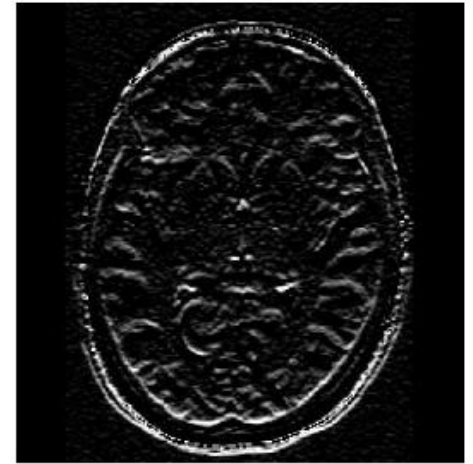




Originale

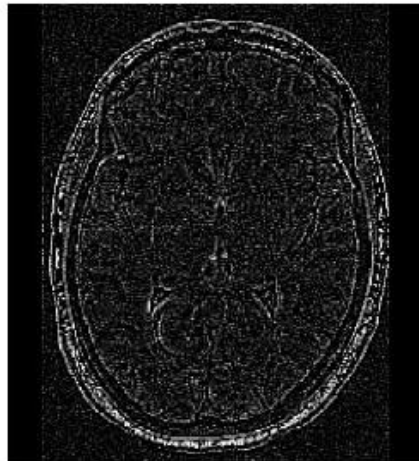


Gradient horizontal

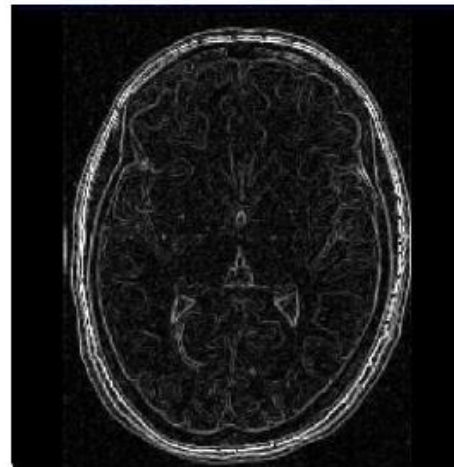


Gradient vertical

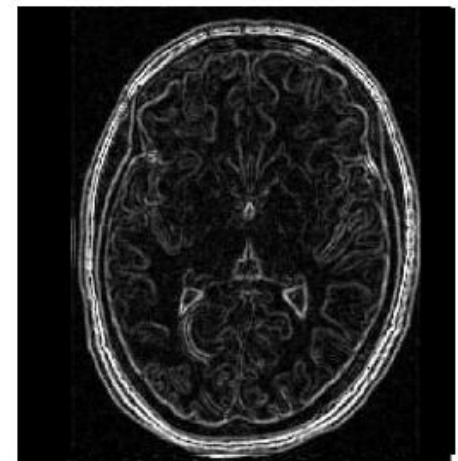
Résumé



Laplacien

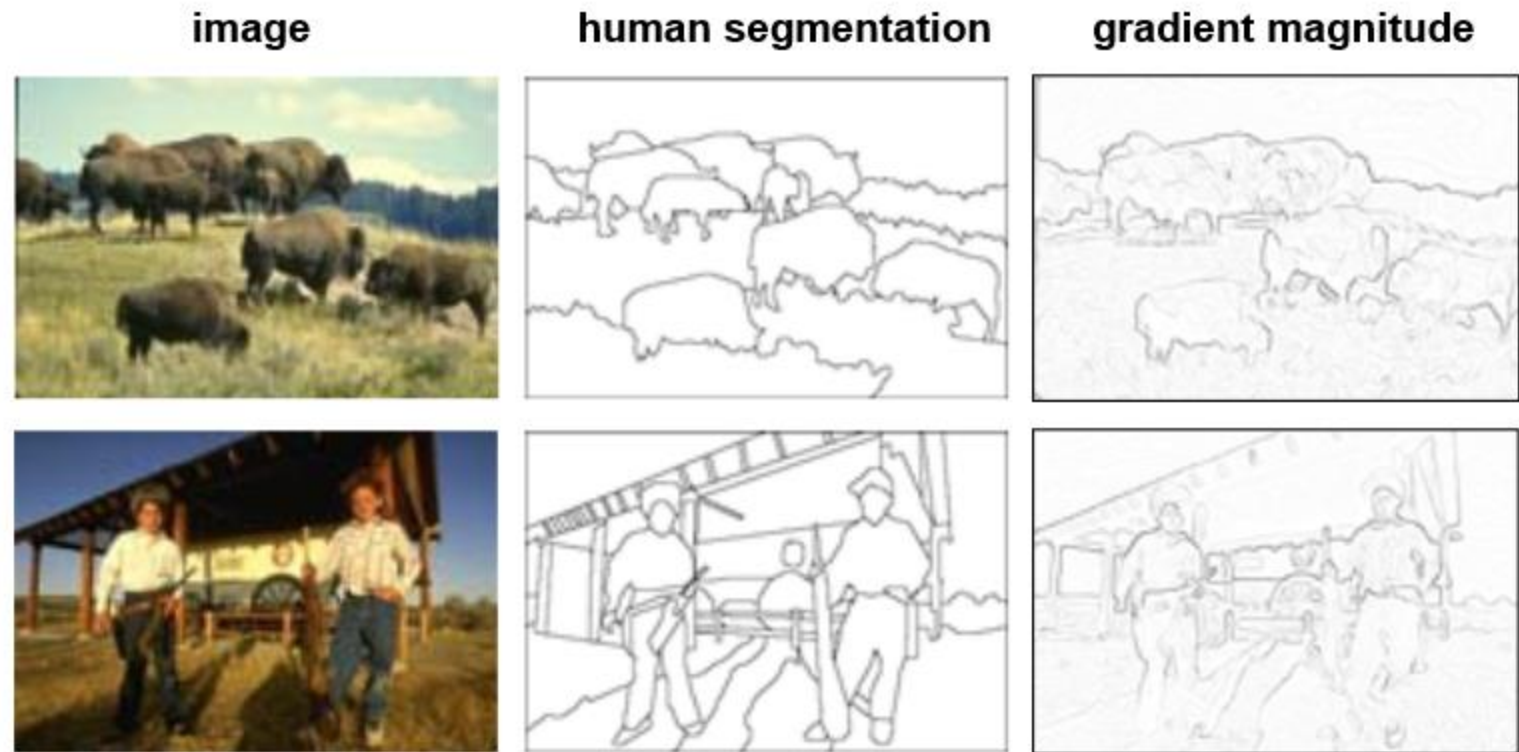


Roberts



Sobel

Edges vs. human perception of contours



Berkeley segmentation database:

<http://www.eecs.berkeley.edu/Research/Projects/CS/vision/grouping/segbench/>

Biblio

- ❑ Cours Traitement d'images, Florent Lafarge INRIA
- ❑ Cours Xavier Clady
- ❑ Voir aussi les réfs biblio à la fin des autres diaporamas