

Détection de Contours

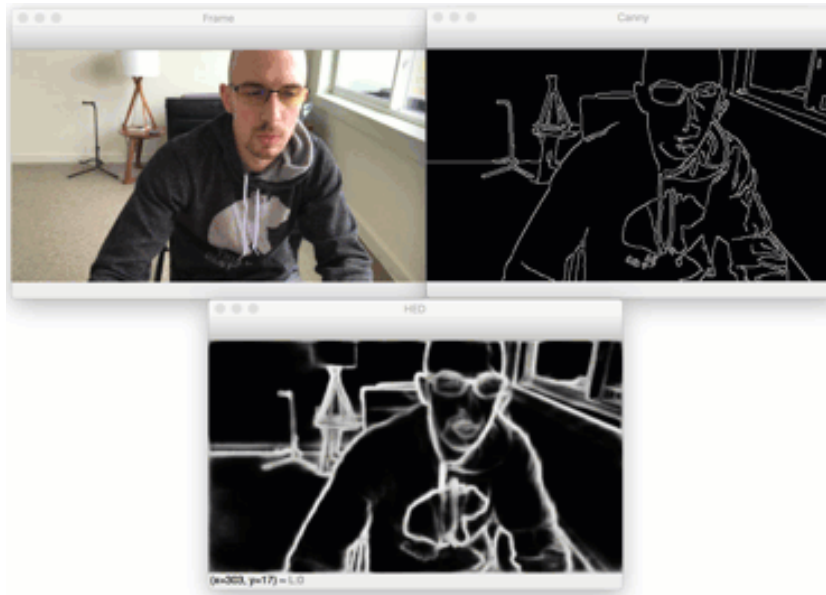


Plan de Cours

- 1 Introduction
- 2 Détection de contours
- 3 Méthode Gradient
- 4 Méthode de Laplacien

Contours et Régions

- ❑ 02 grandes approches peuvent envisager pour extraire les zones pertinentes dans l'image.
 1. On cherche des zones de niveau des gris homogènes dans la scène , c'est **l'approche de région**;
 2. On cherche les discontinuité dans la scène, c'est **l'approche de contours**



- ❑ L'information est souvent dans les éléments de contours

Pourquoi étudier les contours ?

➤ **Rôle en traitement d'images**

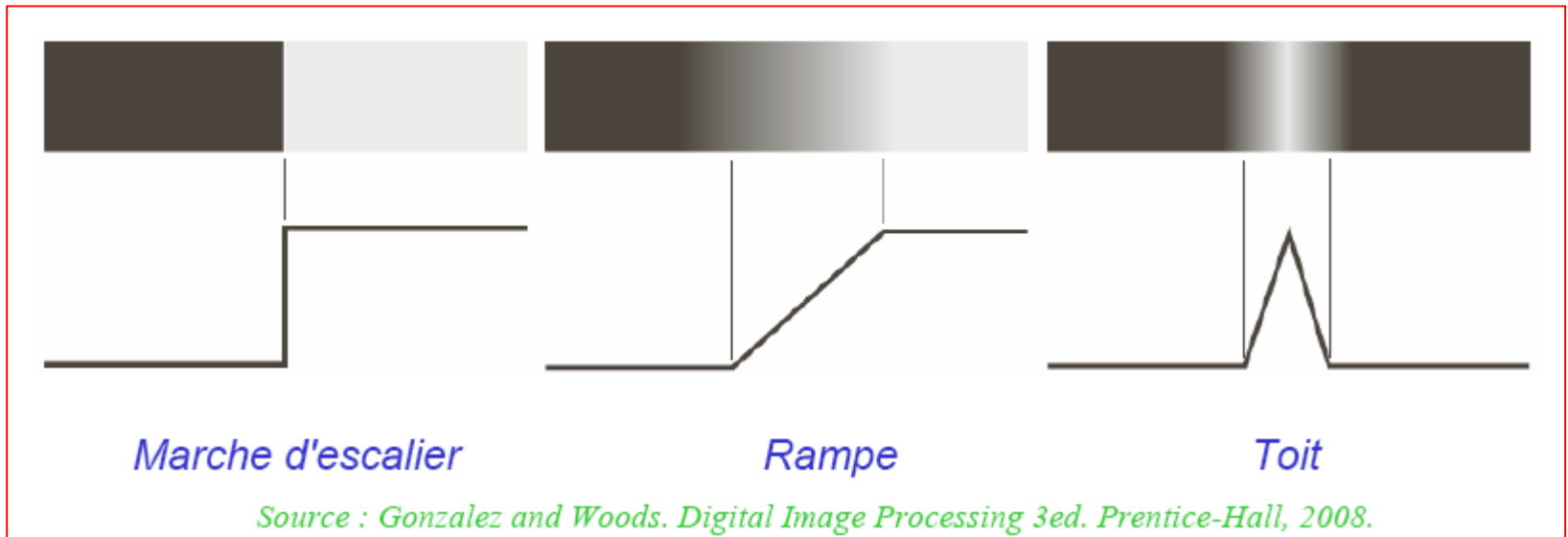
- **Réduction d'information**
 - Contours : parties les plus informatives d'une image
- **Étape souvent nécessaire à l'extraction d'autres primitives**
 - notamment géométriques : droites, segments, cercles

➤ **Applications en traitement d'images**

- **Reconnaissance d'objets, de formes, classification de scènes,**
- **Contrôle d'une chaîne de fabrication,**
- **Poursuite d'un objet mobile,**
- **...etc.**

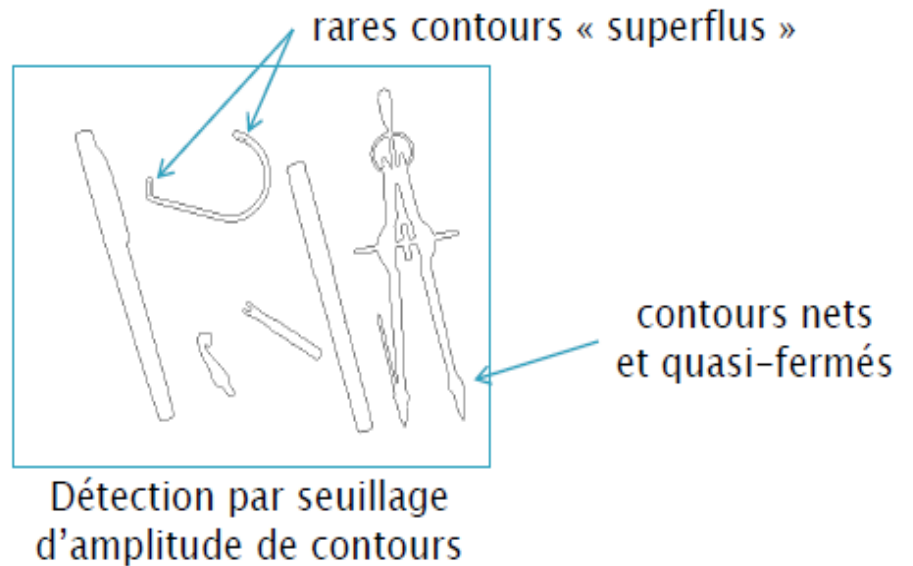
Modèles de contours

- Il existe plusieurs modèles de contours, le modèle le plus courant : Marche d'escalier,
- Exemple de différents modèles de contours : marche d'escalier, rampe et toit :



Détection de contours

Cas simple



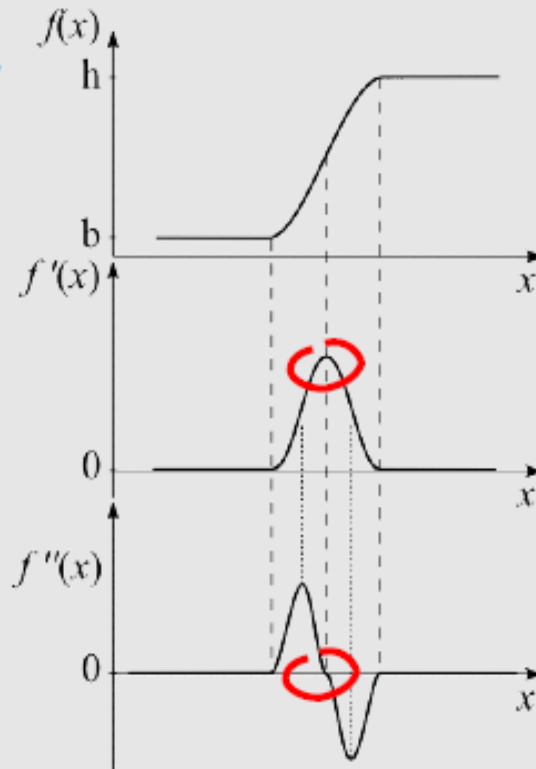
Cas complexe



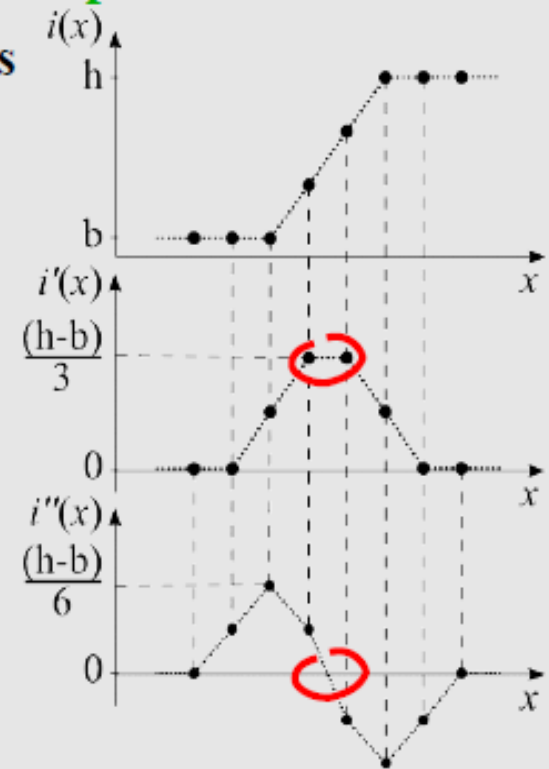
Caractérisation des points contours

• Mise en évidence des zones de contours : dérivées première et seconde

→ Fonctions continues



→ Fonctions discrètes



• Détection des points contours : utilisation d'un critère de décision

- Dérivée première : **maxima** locaux
- Dérivée seconde : passages par **zéro**

Détection de contours (Edge detection)

Image 1D $f(x)$



1ère dérivée $f'(x)$



$|f'(x)|$



Pixels contours:

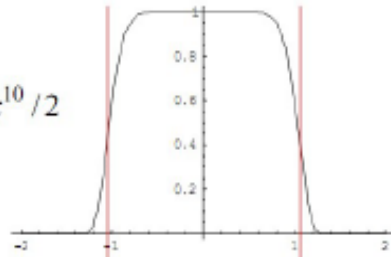
$|f'(x)| > \text{Seuil}$



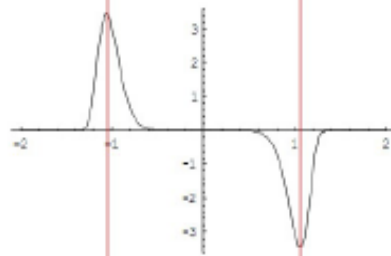
Source : *Vision par ordinateur – Alain Boucher*

Dérivée de l'images

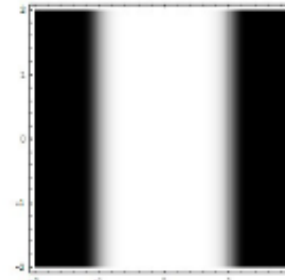
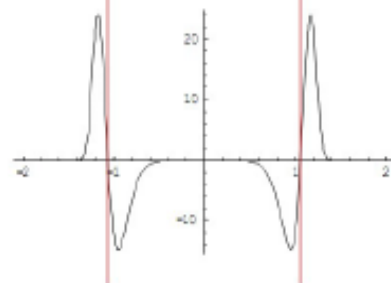
$$f(x, y) = e^{-x^{10}/2}$$



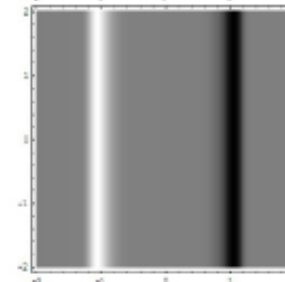
$$\frac{\partial f}{\partial x}$$



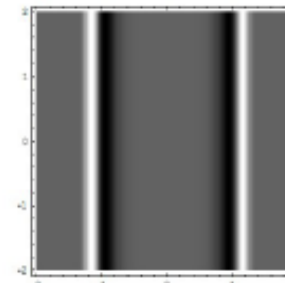
$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2}$$



Image



Première dérivée



Deuxième dérivée

Source : Caroline Rougier. Traitement d'images (IFT2730). Univ. de Montréal.

Détection de contour

La détection d'une discontinuité repose sur l'utilisation de la notion de dérivée :

Il existe plusieurs méthodes de détection de contour,

Deux approches sont les plus utilisées:

Approches du 1^{er} ordre ↔ approximations du Gradient

Approches du 2^{eme} ordre ↔ approximations du Laplacien



Détection De Contours Par L'utilisation Du Gradient

Rappels sur le gradient

• Dérivées premières en 2D et vecteur gradient

→ On calcule une dérivée (partielle) de la fonction image f dans chaque direction principale.

→ Le **vecteur gradient** est alors :

$$\vec{\nabla} f(x, y) = \begin{pmatrix} \frac{\partial f}{\partial x}(x, y) \\ \frac{\partial f}{\partial y}(x, y) \end{pmatrix}$$

→ En chaque point (x, y) , le vecteur gradient est caractérisé par :

• sa **norme** (ou module)

$$\|\vec{\nabla} f(x, y)\| = \sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x}(x, y)\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}(x, y)\right)^2}$$

• sa **direction**

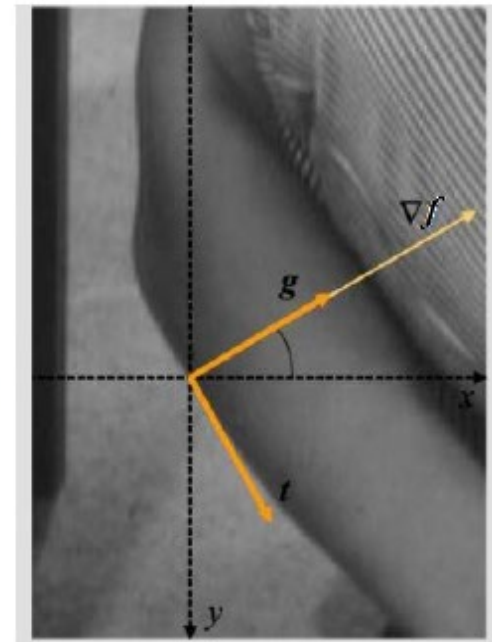
$$\theta(x, y) = \arctan\left(\frac{\frac{\partial f}{\partial y}(x, y)}{\frac{\partial f}{\partial x}(x, y)}\right)$$

Détection de contours : l'utilisation du gradient

Principe:

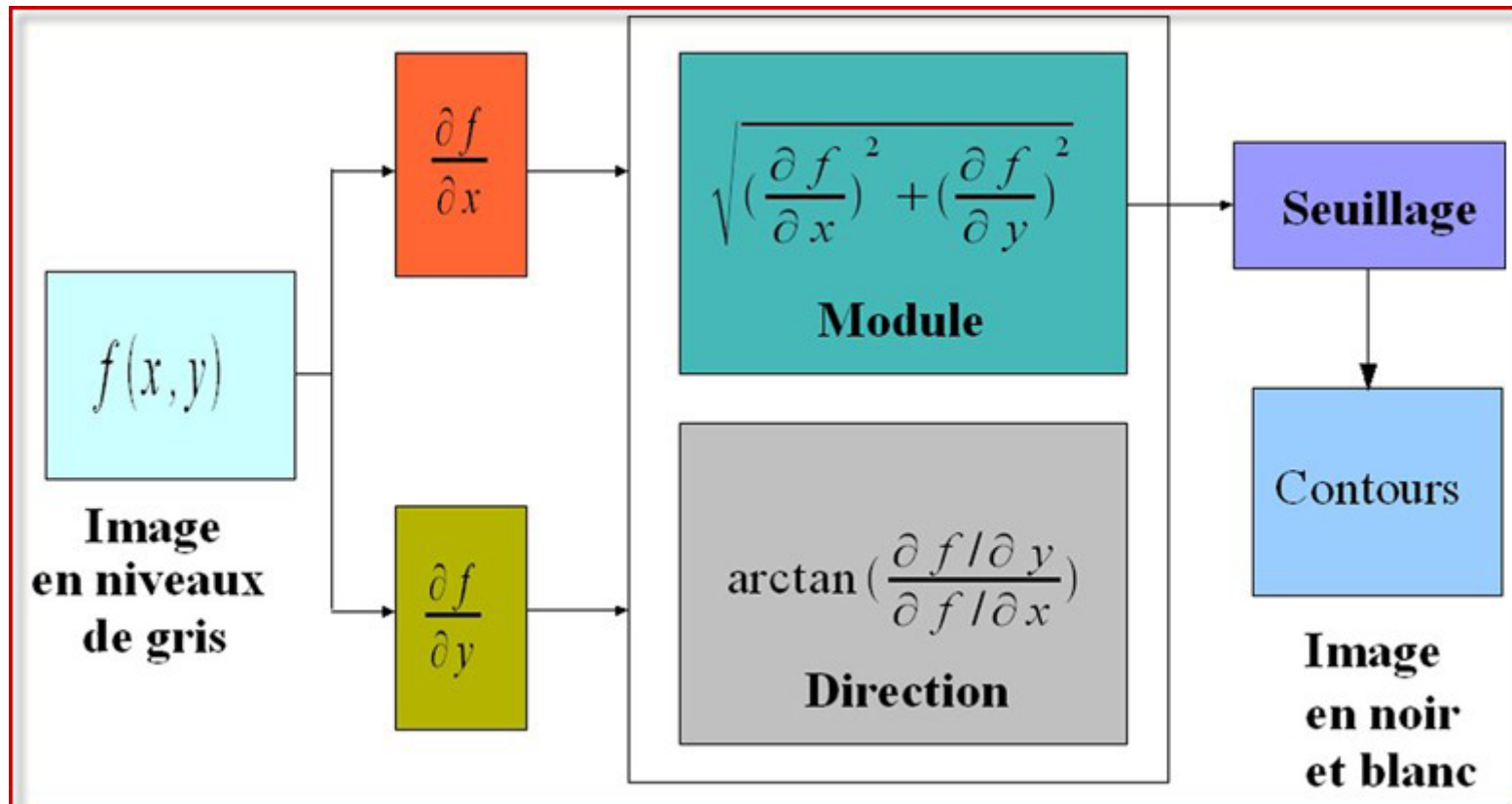
- ◇ Un contour apparait comme une ligne où sont localisées les très fortes variations de $f(x,y)$

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



Détection de contours : l'utilisation du gradient

Principe



Calcul de Gradient

Pour détecter la présence ou non d'une discontinuité de gradient, on peut calculer :

- La norme du gradient $G = \sqrt{\delta_x^2 + \delta_y^2}$
- Sa direction $\theta = \arctan(\delta_y/\delta_x)$. La direction du gradient est la direction dans laquelle la dérivée est la plus grande.

Quelques opérateurs gradient:

- 1- Approximation de base
- 2- Filtre de **Roberts**
- 3- Filtre de **Prewitt**
- 4- Filtre de **Sobel**

Calcul de Gradient : Approximation de base

Exemple

$$\frac{\partial f}{\partial x} : \begin{array}{|c|c|c|} \hline -1 & 0 & +1 \\ \hline \end{array}$$

$$\frac{\partial f}{\partial y} : \begin{array}{|c|} \hline -1 \\ \hline 0 \\ \hline +1 \\ \hline \end{array}$$

- Calcul du gradient en un pixel (*exemple*).

- Dérivées premières :

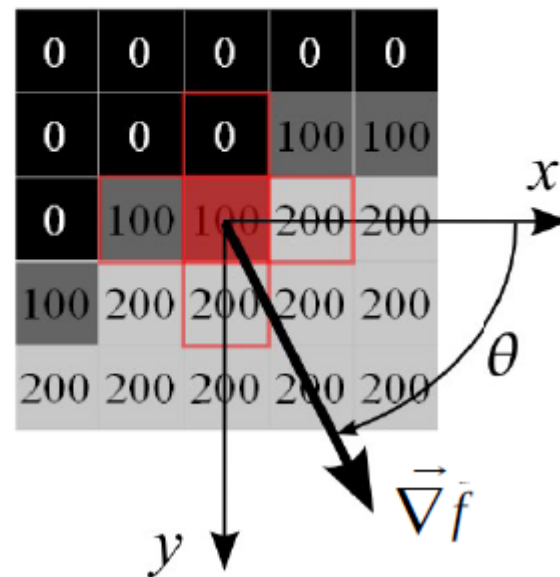
$$\frac{\partial f}{\partial x} = 100, \quad \frac{\partial f}{\partial y} = 200$$

- Module du gradient :

$$|\vec{\nabla} f| = \left[\left(\frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y} \right)^2 \right]^{1/2} = 224$$

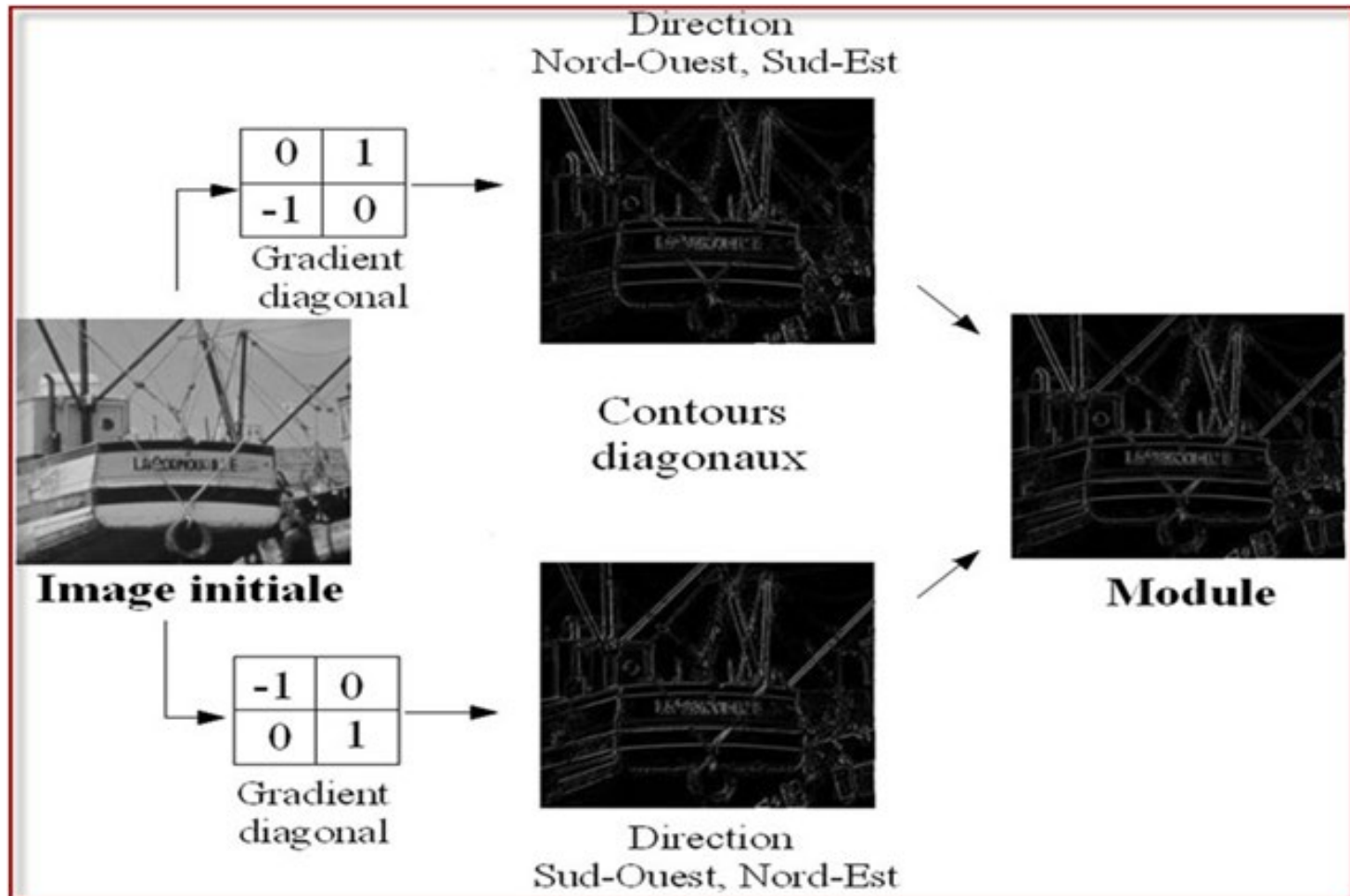
- Direction du gradient

$$\theta = \text{Arg}(\vec{\nabla} f) = \tan^{-1} \left(\frac{\partial f / \partial y}{\partial f / \partial x} \right) = 63^\circ$$

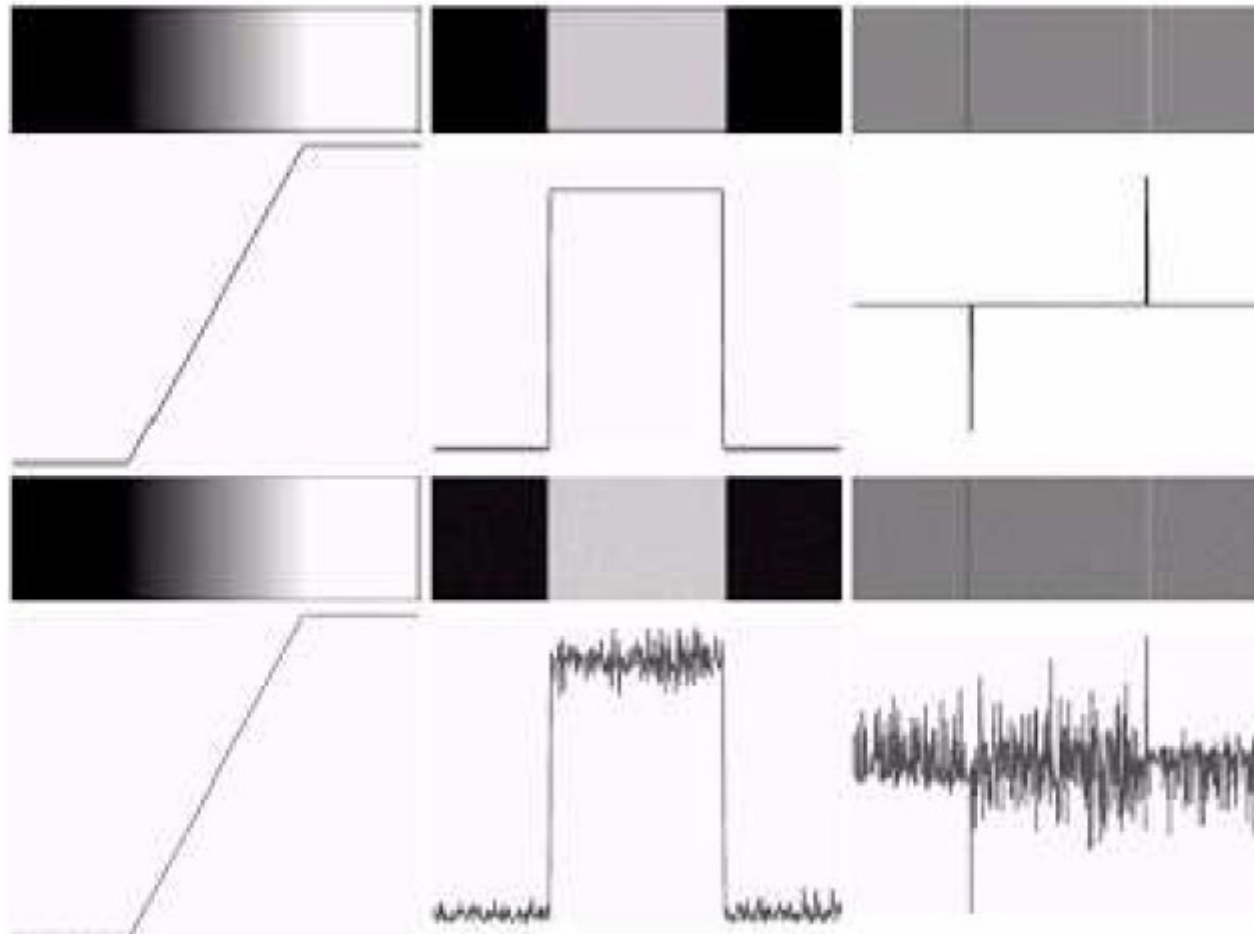


Calcul de Gradient : Filtre de Roberts

Roberts (1965) fournit une approximation de la première dérivée d'une image discrète sur les diagonaux:



Calcul de Gradient : Problème de bruit



Calcul de Gradient : Problème de bruit

- ❑ Si l'image est trop bruitée, la détection par le gradient n'est pas très bonne. Il faut appliquer un filtre de dé-bruitage auparavant



Calcul de Gradient : Problème de bruit

Sensibilité aux bruits

- Le majeur **inconvenient** de ces masques réside dans leur forte **sensibilité au bruit**, Ce qui impose un filtrage d'abord,
- Le calcul de gradient est toujours obtenu par l'intermédiaire de deux masques:
 - Le premier effectuant un gradient horizontal,
 - Le second un gradient vertical.

Calcul de Gradient : Filtre de Prewitt

Filtre de Prewitt : moyennage/dérivation

- Composante horizontale du gradient : $\frac{\partial f}{\partial x}$

+1
+1
+1

*

+1	0	-1
----	---	----

=

+1	0	-1
+1	0	-1
+1	0	-1

moyenneur en y

dérivateur en x

moyenneur/dérivateur
pour $\partial f / \partial x$

- Composante verticale du gradient : $\frac{\partial f}{\partial y}$

+1	+1	+1
----	----	----

*

+1
0
-1

=

+1	+1	+1
0	0	0
-1	-1	-1

moyenneur en x

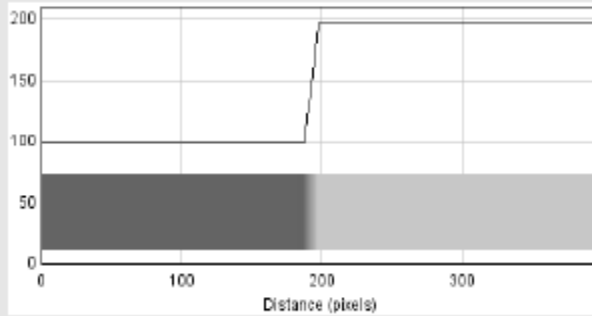
dérivateur en y

moyenneur/dérivateur
pour $\partial f / \partial y$

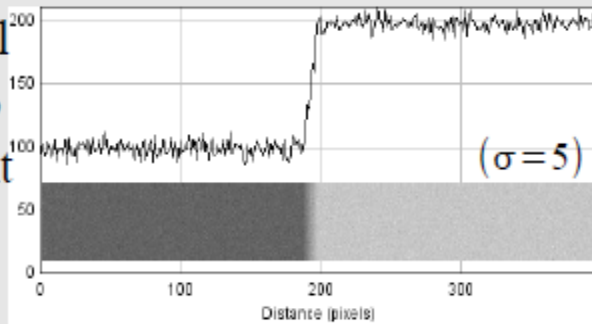
Réduction de la sensibilité au bruit

Effet de la dérivation sur le bruit

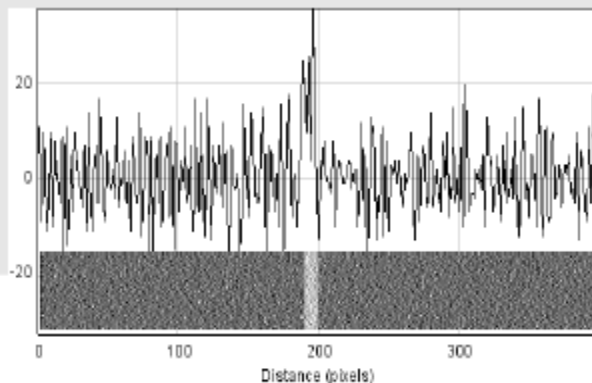
signal idéal \tilde{f}



signal réel $f = \tilde{f} + b$
où b bruit gaussien

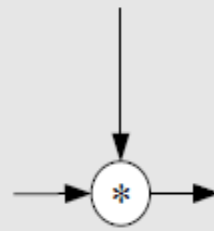
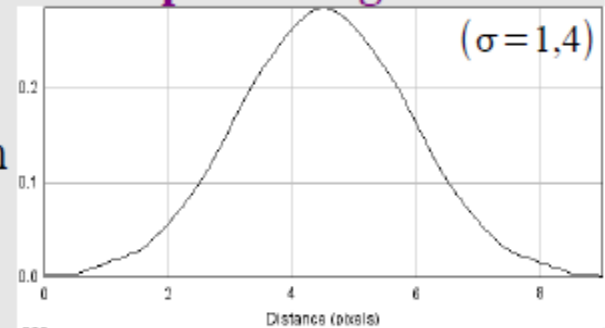


dérivée $\frac{df}{dx}$

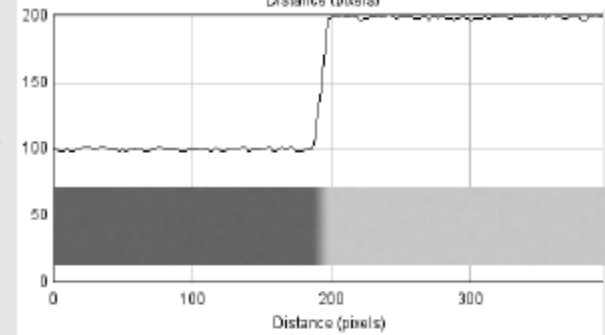


Solution : pré-filtrage

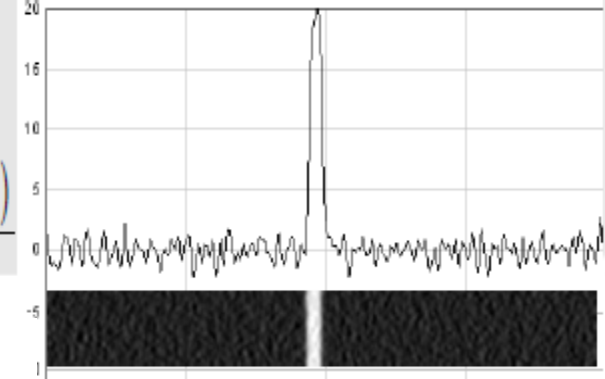
noyau gaussien g



$f * g$



$\frac{d(f * g)}{dx}$



Calcul de Gradient : Filtre de Sobel

Filtre de **Sobel** : filtrage gaussien/dérivation

- Composante horizontale du gradient : $\frac{\partial f}{\partial x}$

+1
+2
+1

gaussien en y

*

+1	0	-1
----	---	----

dérivateur en x

=

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

gaussien/dérivateur
pour $\frac{\partial f}{\partial x}$

- Composante verticale du gradient : $\frac{\partial f}{\partial y}$

+1	+2	+1
----	----	----

gaussien en x

*

+1
0
-1

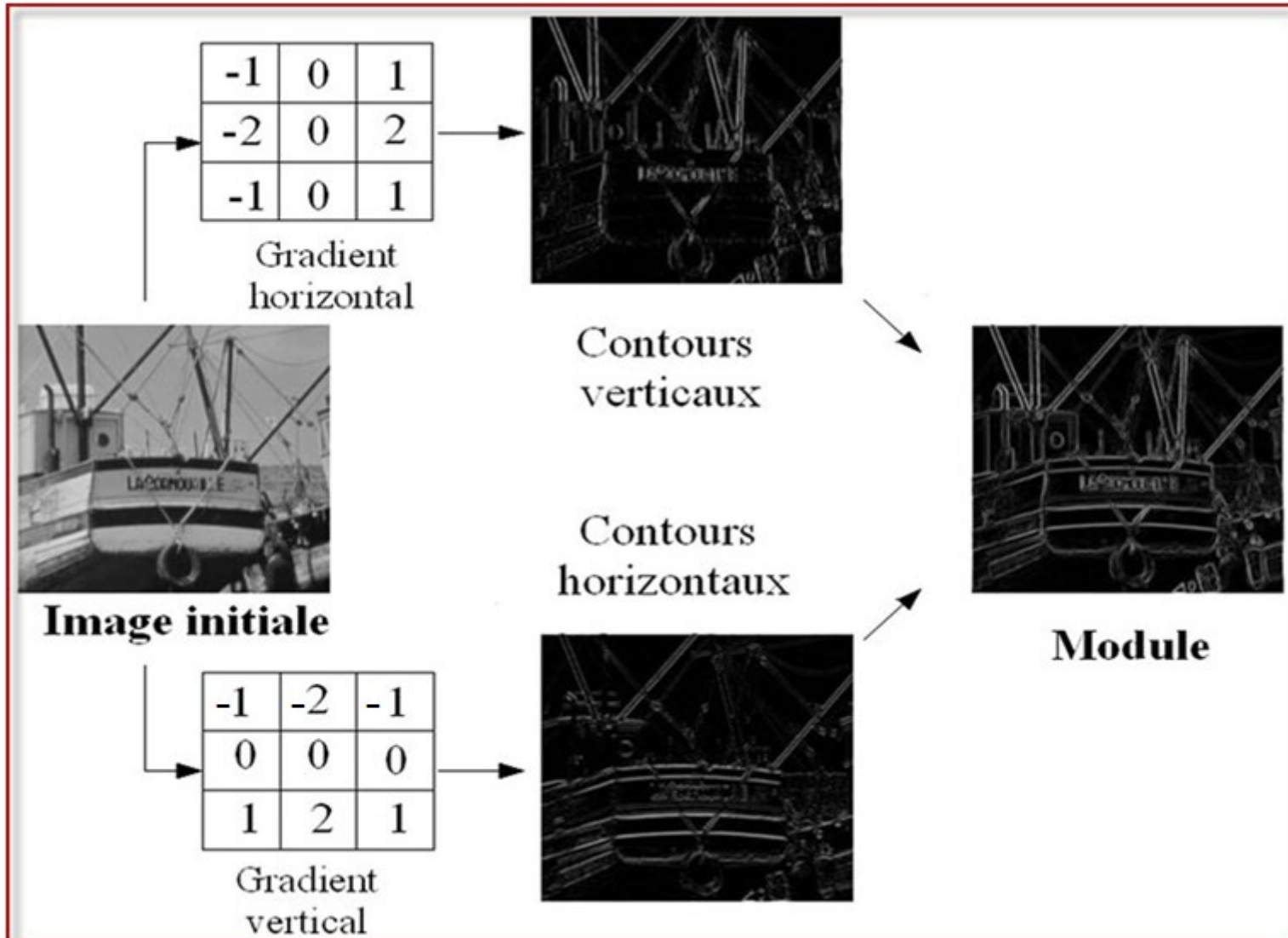
dérivateur en y

=

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

gaussien/dérivateur
pour $\frac{\partial f}{\partial y}$

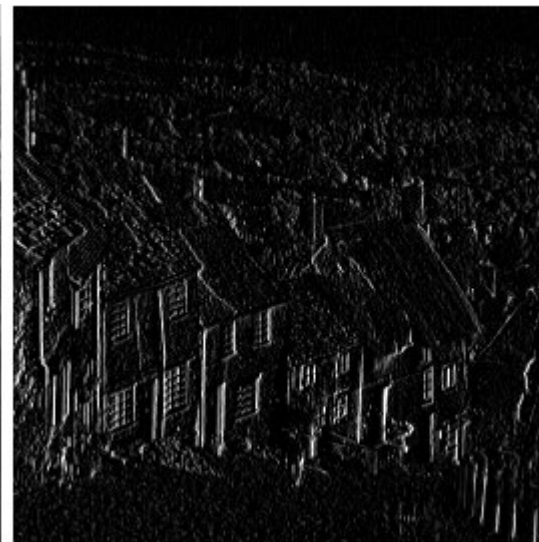
Calcul de Gradient : Filtre de Sobel



Calcul de Gradient : Filtre de Sobel

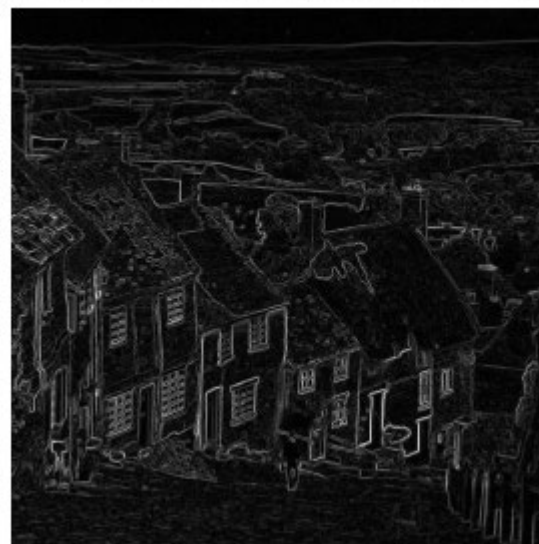
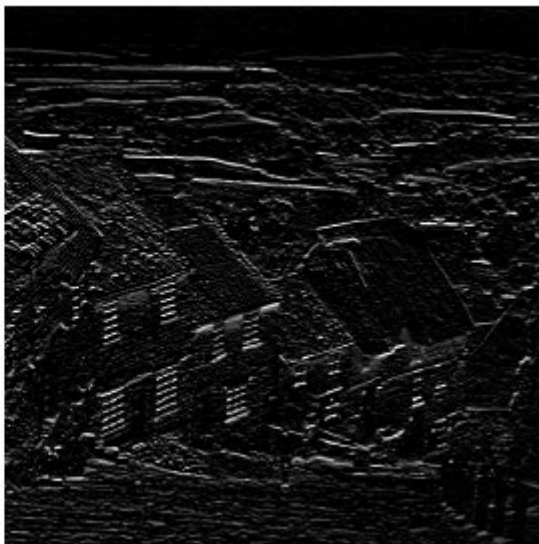
Exemple :
Sobel

image
originale



$$\frac{\partial f}{\partial x}$$

$$\frac{\partial f}{\partial y}$$



$$|\vec{\nabla} f|$$

Calcul de Gradient : Exemples

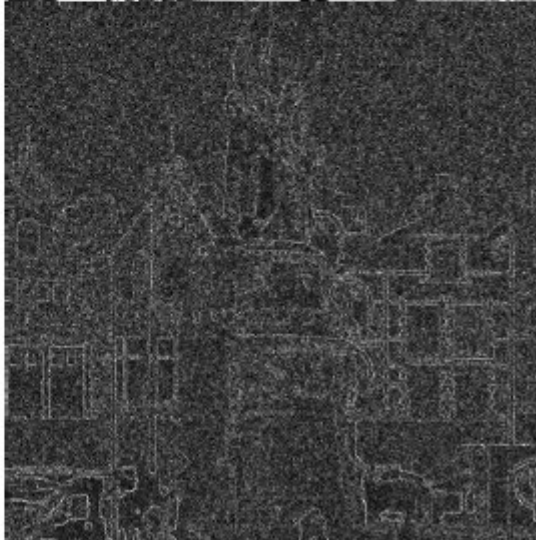
Exemple :
image
bruitée

image
originale



bruit
Gaussien
StdDev=40

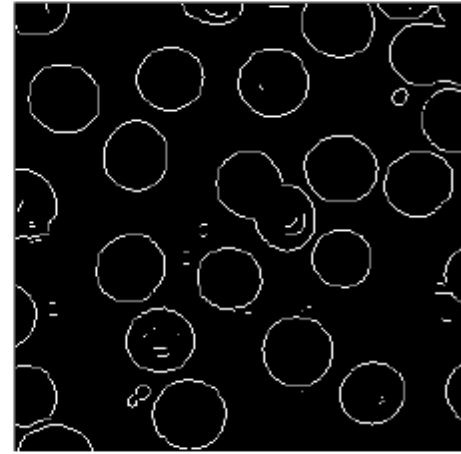
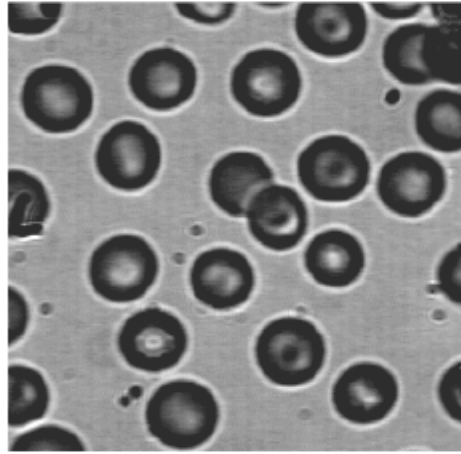
$|\vec{\nabla} f|$
Roberts2



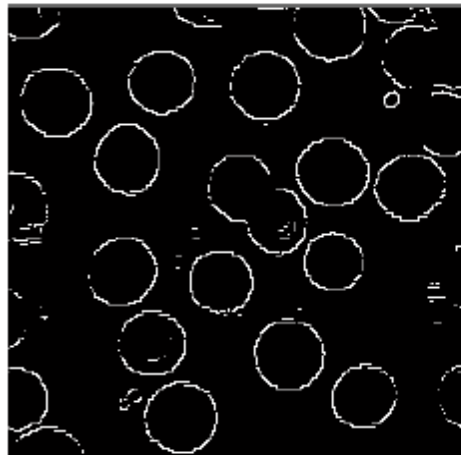
$|\vec{\nabla} f|$
Sobel



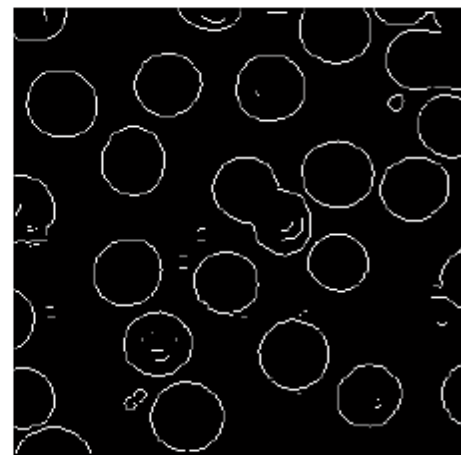
Calcul de Gradient : Exemples



Prewitt

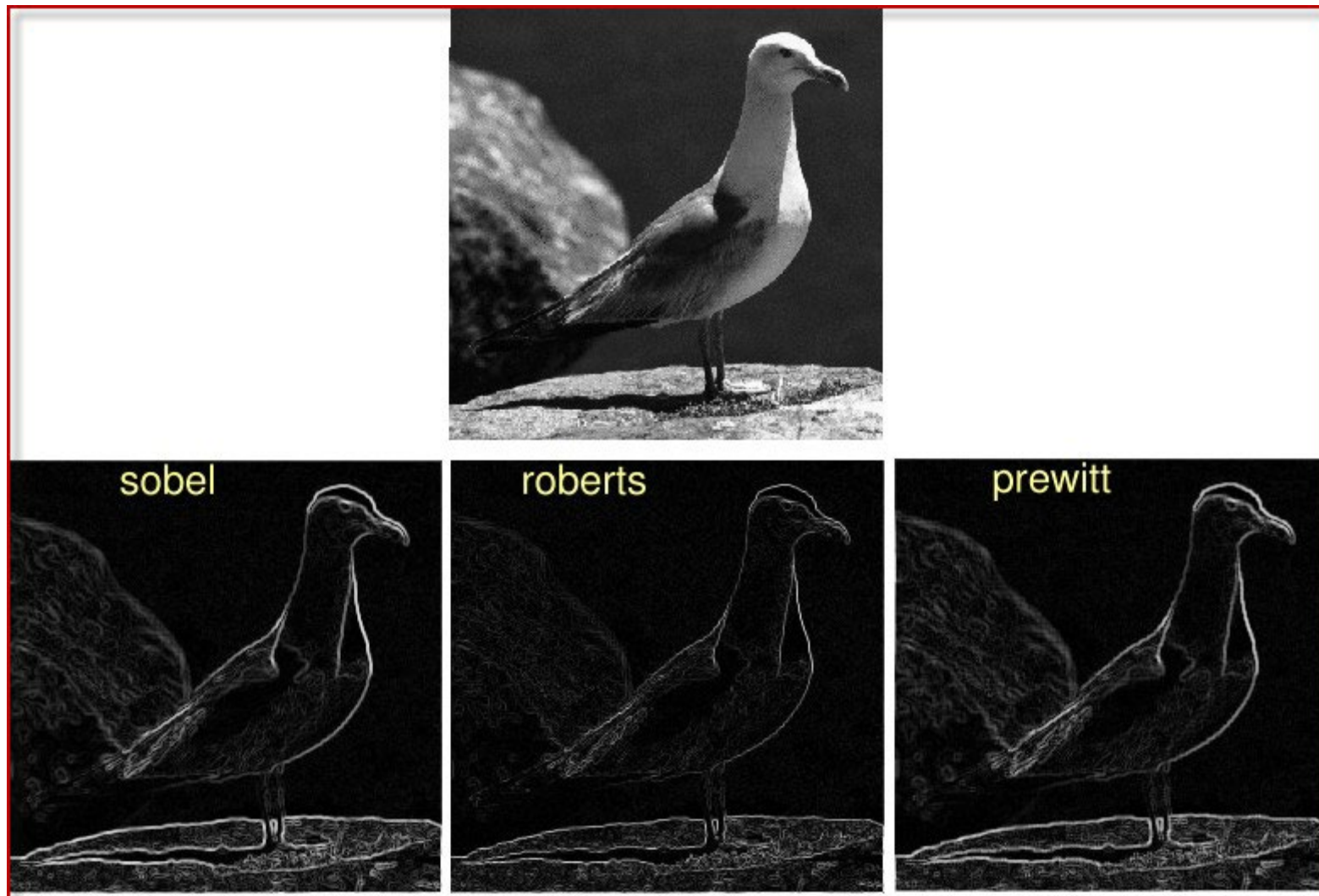


Roberts



Sobel

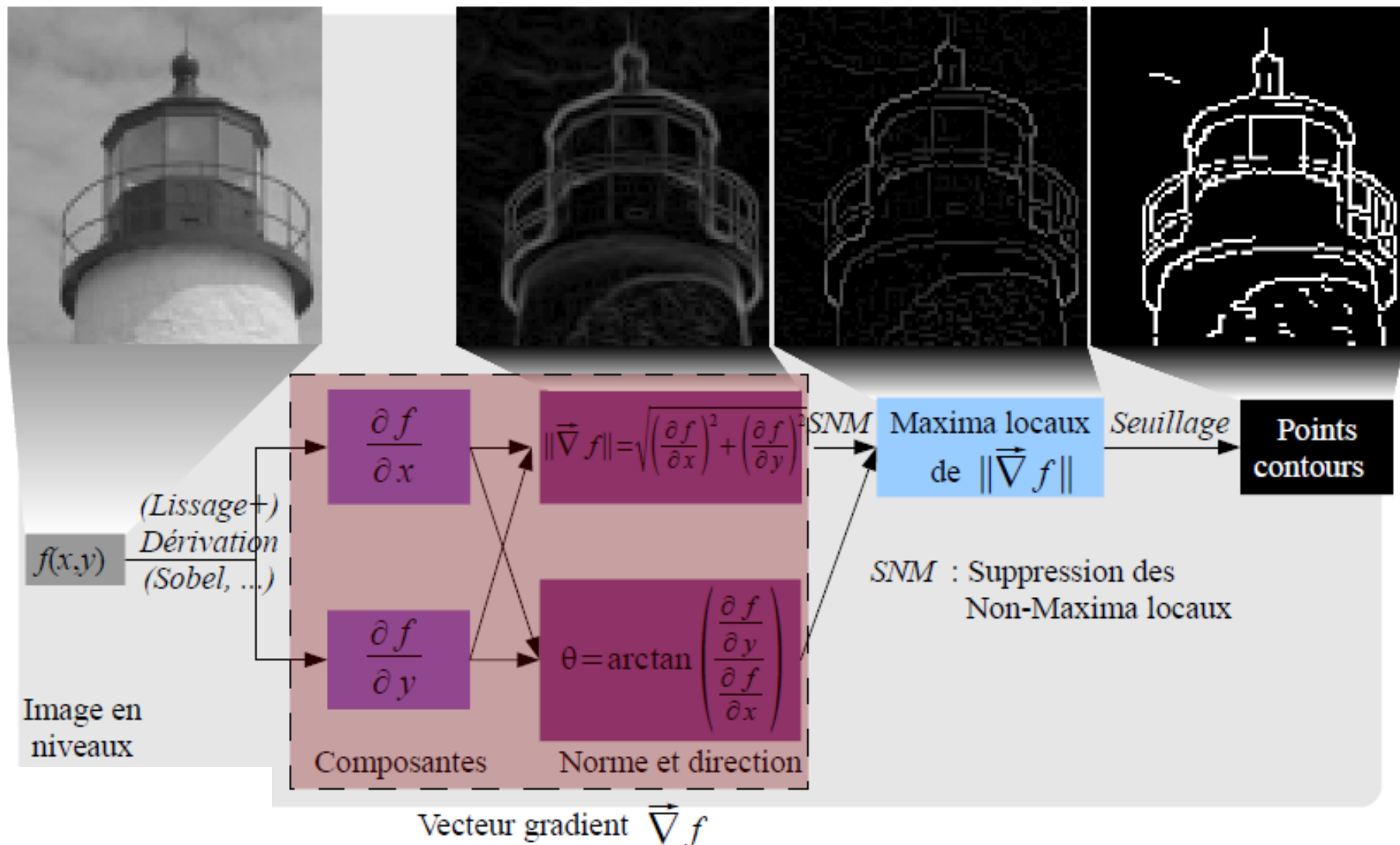
Calcul de Gradient : Exemples



Calcul de Gradient : Conclusion sur Prewitt et Sobel

- Le principal **avantage** de ces masques est:
 - leur facilité de mise en œuvre,
 - la rapidité de leur traitement.
- Leur **inconvénient** est :
 - leur **sensibilité au bruit**,
 - de plus les contours obtenus sont souvent assez larges.
- Il existe d'autres filtres plus sophistiqués donnant de meilleurs résultats (filtre de Canny, filtre de Deriche, filtre de Shen-Castan).

Calcul de Gradient : Conclusion



Calcul de Gradient : Seuillage de Gradient

Une fois la norme du gradient calculée en tous les points de l'image, on sélectionne les pixels tels que :

$$G = \sqrt{\delta_x^2 + \delta_y^2} > G_{\min}$$

Par exemple :



Gradient



Gradient seuillé ($|G| > G_{\min}$)

Cette méthode repose sur l'hypothèse que les maxima du gradients correspondent a peu près au gradients plus grands que le seuil.

Calcul de Gradient : Problème de seuillage

Le problème des méthodes par seuillage vient du seuil à fixer. Par exemple :



Seuil faible



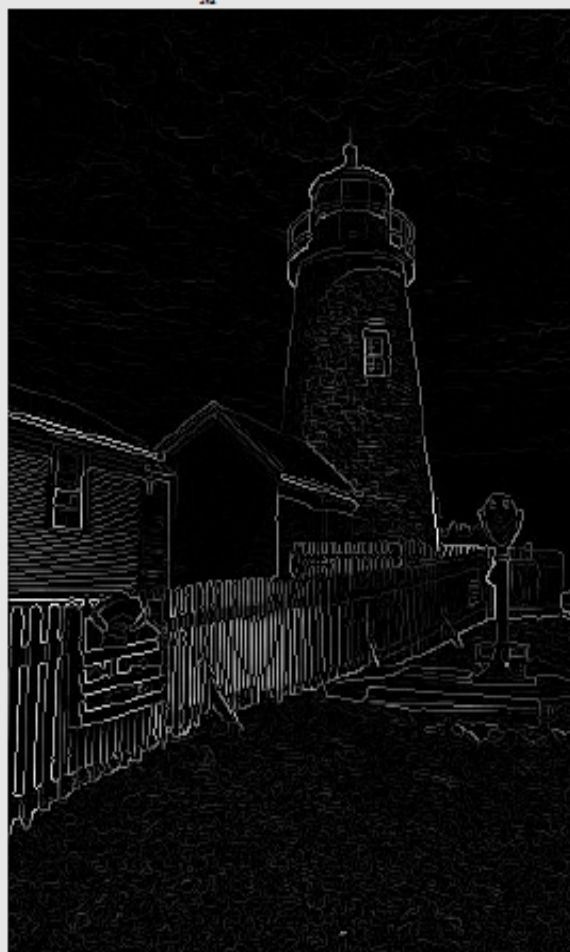
Seuil grand

Calcul de Gradient : Seuillage local par hystérésis

Norme du gradient (*Sobel*)
Image G normalisée [0..255]



Maxima locaux de G
Image G_M normalisée [0..255]



Contours après seuillage
seuil bas=17, seuil haut=46



Autre type de filtre: Canny



a) Image originale



b) filtre de Prewitt

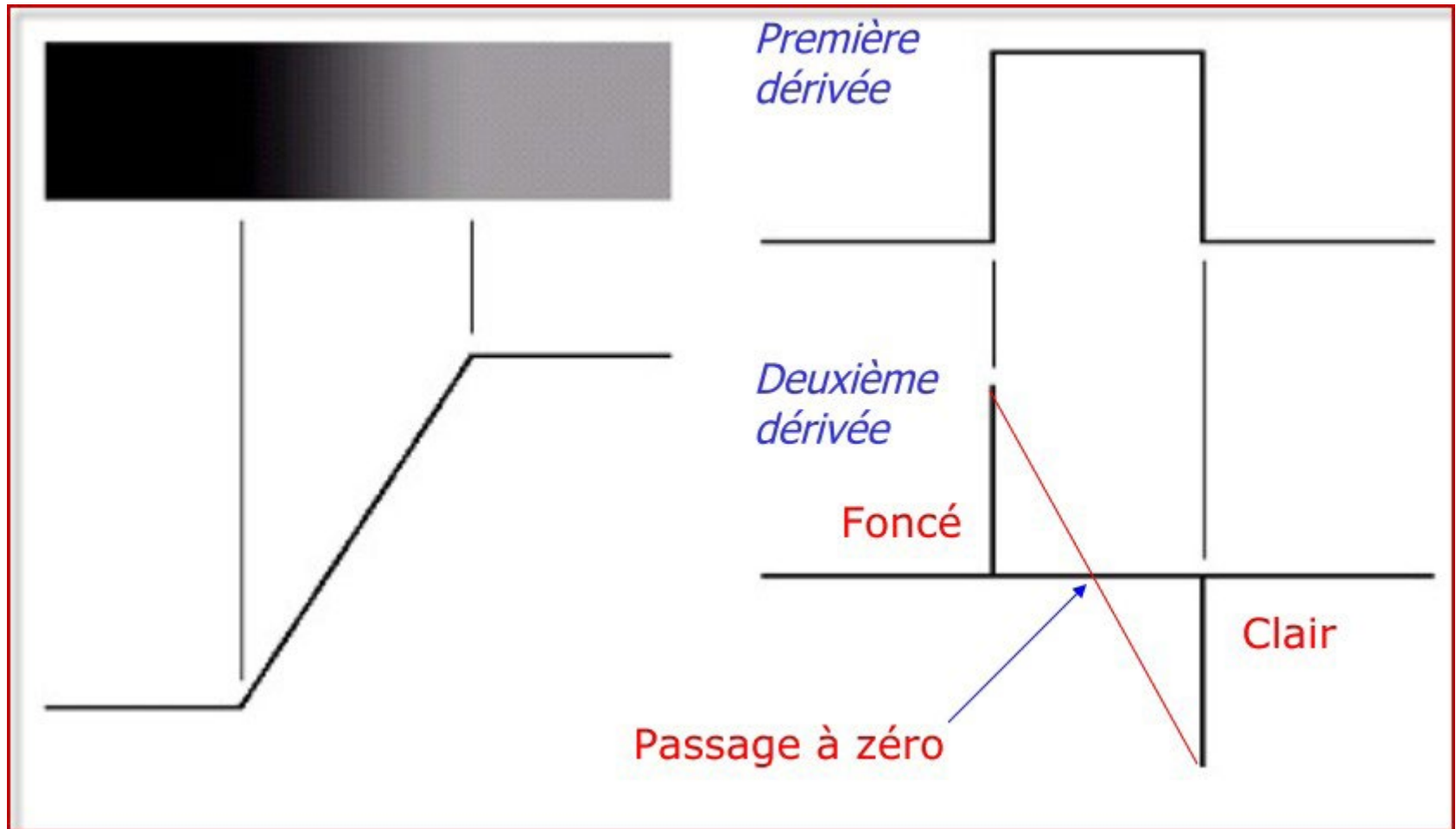


c) filtre de Canny



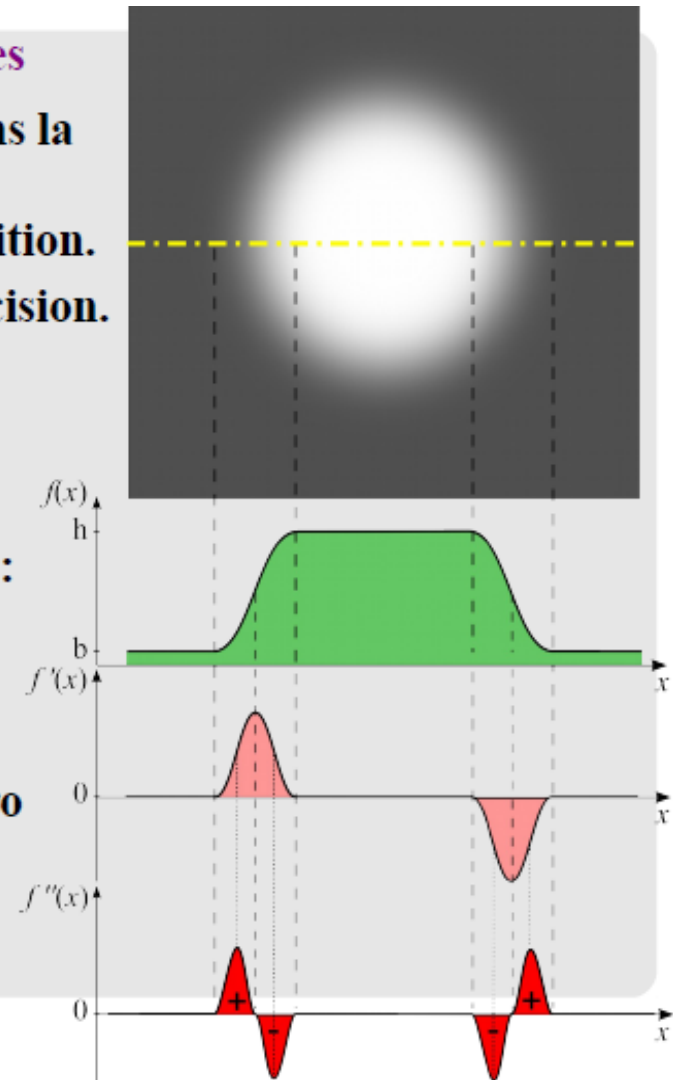
Détection De Contours Par l'utilisation Du Laplacien (Deuxième dérivée)

Approche Laplacien



Justification de l'approche par dérivées secondes

- **Critique des approches par dérivées premières**
 - ➔ Nécessitent une détection des maxima dans la direction du gradient, car l'épaisseur du « contour » dépend de la largeur de transition.
 - ➔ Difficulté de localiser le contour avec précision.
- **Utilisation de la dérivée seconde**
 - ➔ La dérivée seconde d'une fonction mesure sa courbure locale.
 - ➔ Utilisation dans la détection des contours :
 - Aux points contours, la dérivée seconde est nulle.
 - Plus précisément, les points contours sont caractérisés par un **passage par zéro** (ang. « zero crossing ») de la dérivée seconde.



Laplacien : Dérivées Secondes discrètes

• Dérivées secondes discrètes (*suite*)

→ l'approximation discrète du Laplacien

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

→ Autres approximations possibles du Laplacien :

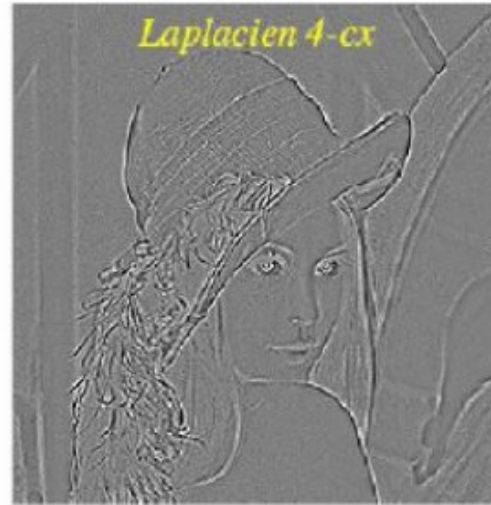
+1	0	+1
0	-4	0
+1	0	+1

+1	+1	+1
+1	-8	+1
+1	+1	+1

+1	+2	+1
+2	-12	+2
+1	+2	+1

+1	+4	+1
+4	-20	+4
+1	+4	+1

Laplacien : Exemple



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



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

Détection points de contours

• Prérequis pour l'utilisation du Laplacien

- ➔ Les points contours correspondent aux passages par 0 de Δf .
- ➔ Problème : l'approximation de Δf est fortement bruitée (cf. diapos suivantes).
- ➔ On va donc :
 - détecter les points où Δf change de signe plutôt que ceux où $\Delta f(x,y)=0$;
 - imposer un seuil
 - et/ou pré-lisser l'image pour en réduire le bruit avant de calculer le Laplacien.

• Exemple d'algorithme

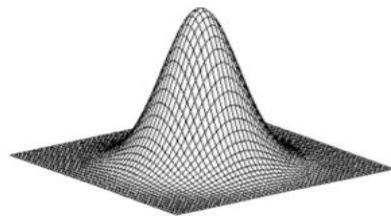
- ➔ Principe : seuil sur les valeurs locales minimum et maximum du Laplacien
- ➔ Paramètres d'entrée : Laplacien de l'image Δf , seuil S_{Δ} .
- ➔ En chaque pixel,
 - considérer un voisinage (ex. 3x3) centré ;
 - calculer $m := \min(\Delta f)$ et $M := \max(\Delta f)$ dans ce voisinage ;
 - le pixel est considéré comme point contour si $m < -S_{\Delta}$ et $M > S_{\Delta}$.

Réduction de la sensibilité au bruit

- **Opérateur LoG (*Laplacian of Gaussian*)** (or Mexican hat)
 - ➔ Du fait de la double dérivation, le Laplacien est très sensible au bruit.
 - ➔ Nécessité de lisser l'image en la pré-filtrant avec un noyau gaussien

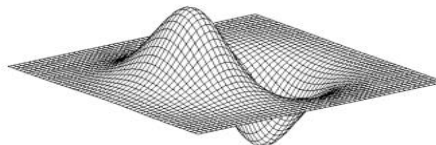
$$g_{\sigma}(x, y) := \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right)$$

avant d'utiliser le Laplacien pour détecter les points contours.



Gaussian

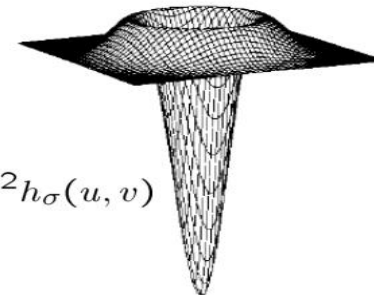
$$h_{\sigma}(u, v) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{u^2 + v^2}{2\sigma^2}}$$



derivative of Gaussian

$$\frac{\partial}{\partial x} h_{\sigma}(u, v)$$

Laplacian of Gaussian



$$\nabla^2 h_{\sigma}(u, v)$$

∇^2 is the **Laplacian** operator:

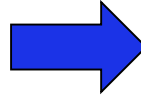
$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$$

The Gaussian for noise removal and the Laplacian for edge detection

Réduction de la sensibilité au bruit

Opérateur LoG (*Laplacian of Gaussian*)

Laplacian of Gaussian



-1	2	-1
2	-4	2
-1	2	-1



Original



Laplacian 3x3



Laplacian of gaussian
3x3

Comparaison Gradient / Laplacien

• Résumé des approches vues pour la détection des points contours

→ Gradient (*ex. Canny*)

- Calcul des dérivées partielles (lissées)
- Calcul de la norme et de la direction du gradient
- Suppression des non-maxima locaux de la norme du gradient dans sa direction
- Seuillage par hystérésis des maxima locaux de la norme du gradient

→ Laplacien

- (lissage de l'image)
 - Calcul du Laplacien
 - Détection des passages par 0 du Laplacien
 - Seuillage des passages par 0 du Laplacien
- } LoG, DoG

Comparaison Gradient / Laplacien

Gradient



Laplacien

