Introduction au traitement d'images

Détection de contours

Nicholas Journet

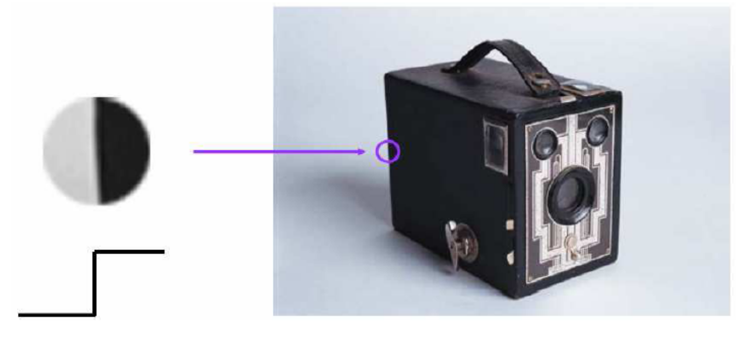
12 janvier 2011

Plan

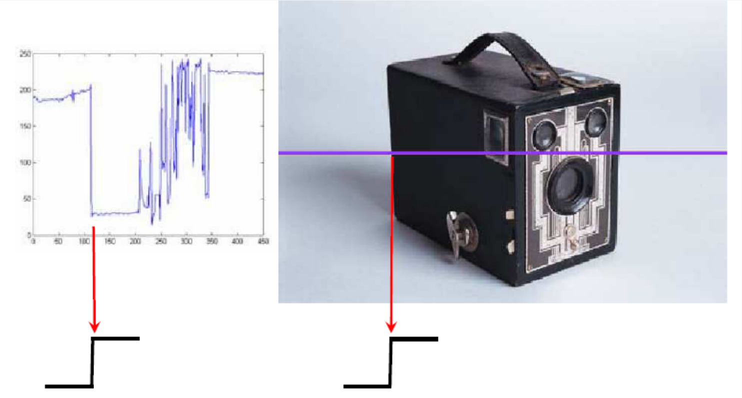
- Qu'est-ce qu'un contour ?
- Dérivée d'une image
- Implémentations (filtres)

Définition

Un contour est une variation brusque d'intensité



Définition

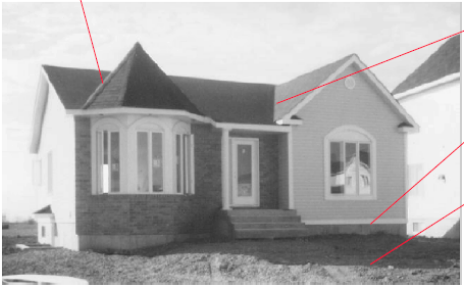


Définition

- Par définition, un contour est la frontière qui sépare deux objets dans une image (une discontinuité de l'image)
- Dans notre cas, nous détecterons toutes les lignes marquant des changements d'intensité
  - Pas seulement les contours !
  - Abus de langage sur la notion de contours !

Exemple

Exemples de détection des discontinuités



Source : Jacques-André Landry. Vision robotique. ETS.

Différents types de contours

Source : Gonzalez and Woods. Digital Image Processing 3ed. Prentice-Hall, 2008.

TI

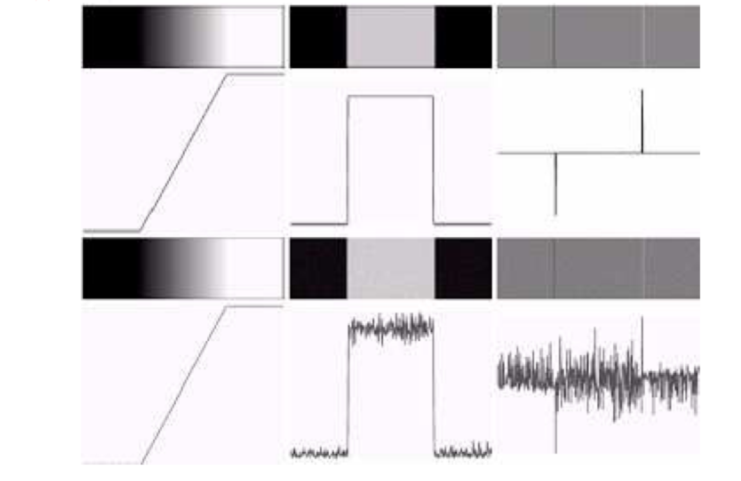
N. Journet

Transformations 2D

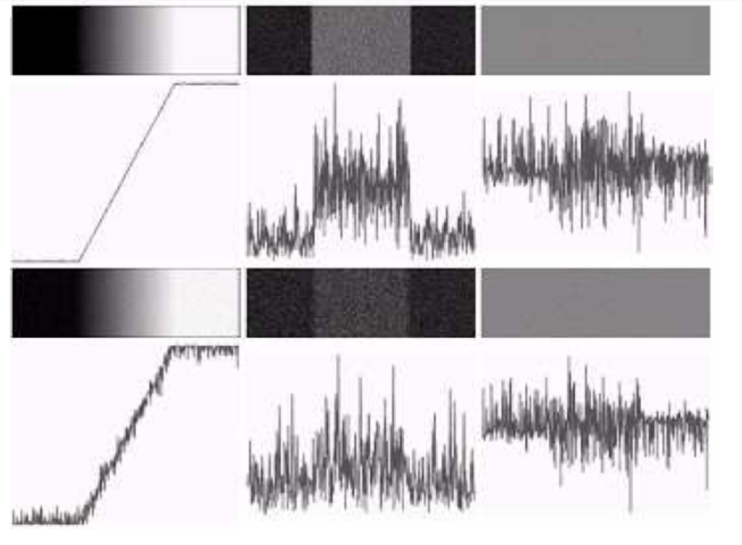
Morpho-math

Convolution

Contours bruités



Contours très bruités



Dérivée première de l'image

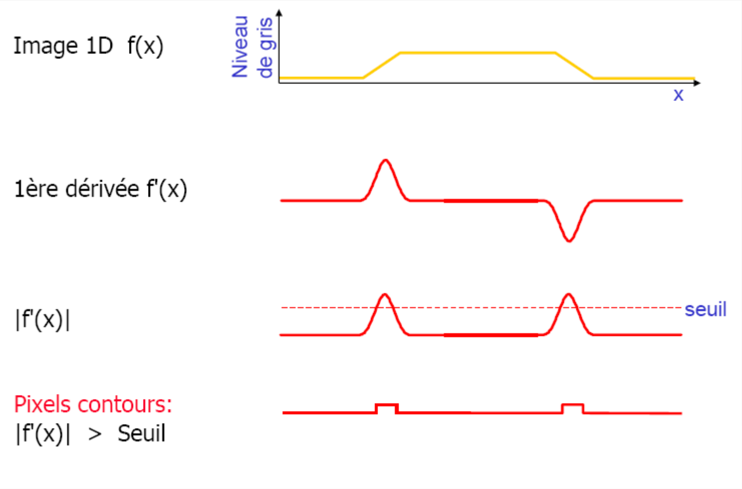
Rappel : l'image est une fonction.

$$I : (x, y) \rightarrow I(x, y)$$

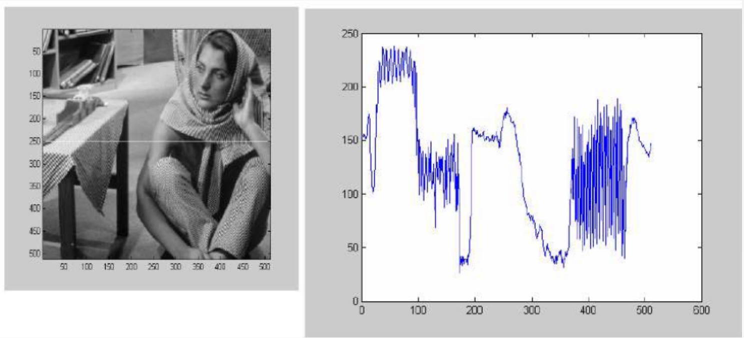
La première dérivée (gradient) de l'image est l'opérateur de base pour mesurer les contours dans l'image.

$$\nabla I = (\frac{\partial I(x, y)}{\partial x}, \frac{\partial I(x, y)}{\partial y})$$

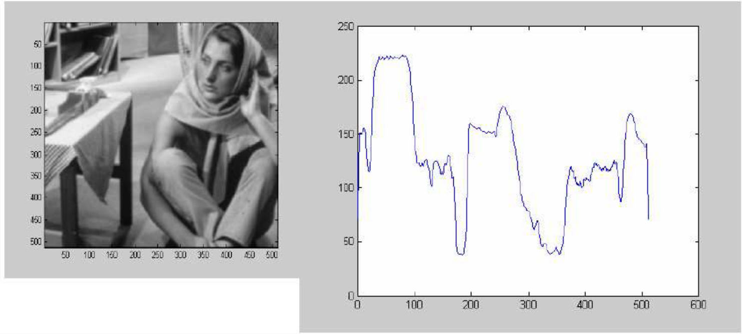
Dérivée d'une image



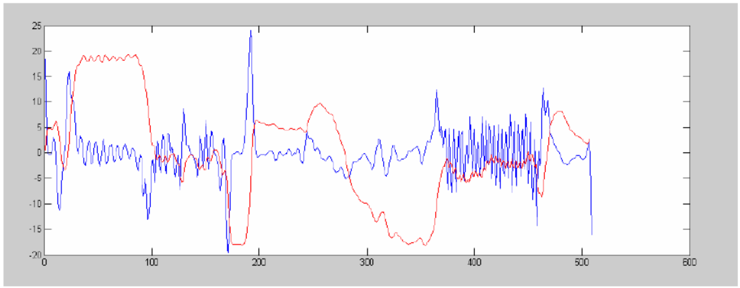
Etude d'un signal 1D



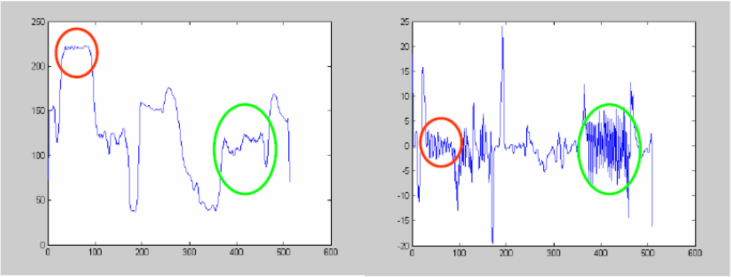
Etude d'un signal 1D



Signal et sa dérivée



Signal et sa dérivée à la loupe

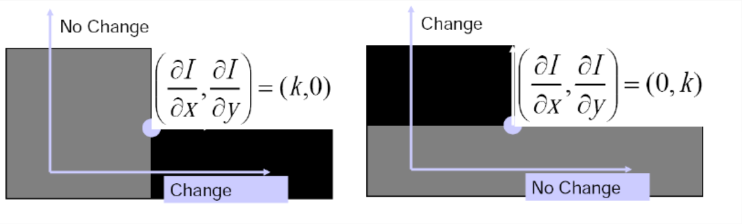


signal lissé

dérivée première

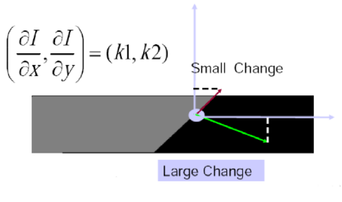
Notion de gradient

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



Notion de gradient

- le gradient est un vecteur perpendiculaire au contour
- l'amplitude du gradient mesure la force du contour



Le gradient est caractérisé par un module m et une direction ϕ dans l'image.

$$m = \left(\frac{\partial I(x,y)^2}{\partial x} + \frac{\partial I(x,y)^2}{\partial y}\right)^{1/2}$$

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

Dérivation par différences finies

Une image est discrète par nature. On cherche donc à approximer les dérivées par différences finies.

$$\nabla_x I(x,y) = I(x,y) - I(x-n,y)$$

ou alors :

$$\nabla_x I(x,y) = I(x+n,y) - I(x-n,y)$$

avec en général n=1.
Ces dérivées sont calculées par convolution de l'image avec un masque de différences

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

Dérivation par différences finies - Opérateurs

Opérateur de Prewitt :

$$h1 = 1/3 \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad h2 = 1/3 \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Opérateur de Sobel :

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

Lissage + dérivée de l'image

Opérateur de Prewitt : moyenneur +dérivée
$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ Opérateur de Sobel :
Gaussienne + dérivée
$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ Détection des contours
moins sensible aux bruits.

Exemples

Original | *Gradient horizontal (Sobel)* | *Gradient vertical (Sobel)* | *Module du gradient de Sobel*

Deuxième dérivée de l'image

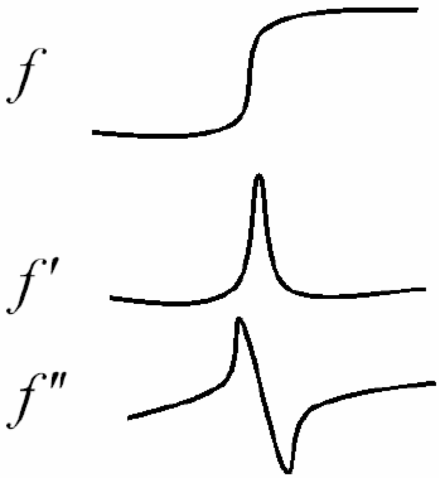
- Une autre approche pour trouver les contours de l'image est d'utiliser la dérivée seconde de l'image
- Pour cela on utilise le Laplacien comme opérateur

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

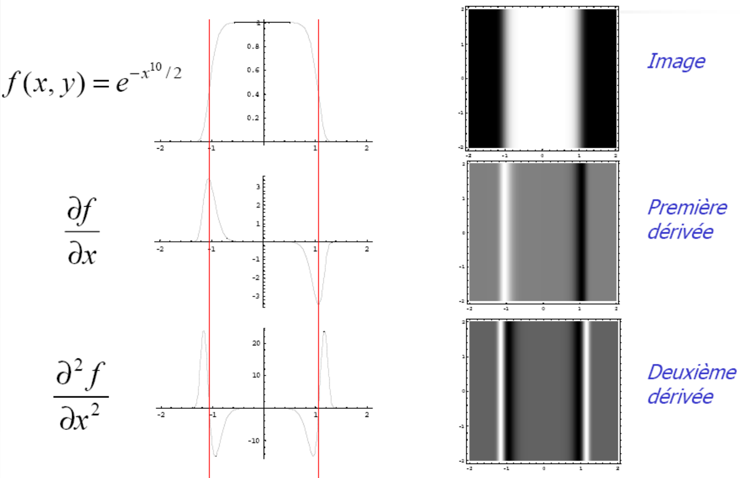
Dérivées de l'image

Les contours correspondent :

- Aux maxima de la première dérivée
- Aux passages par zéros de la deuxième dérivée

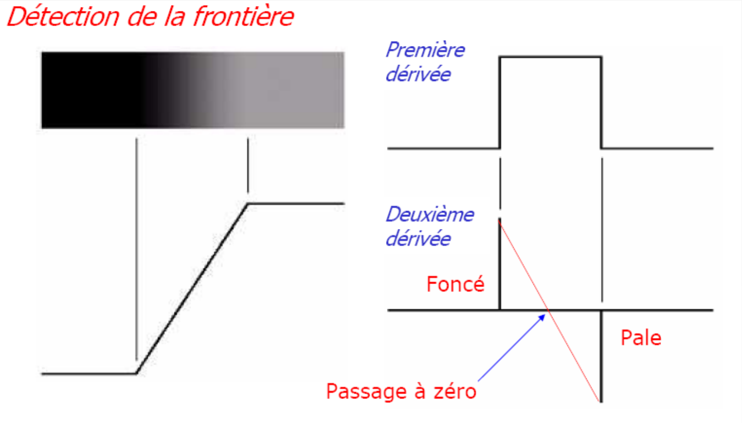


Dérivées de l'image



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

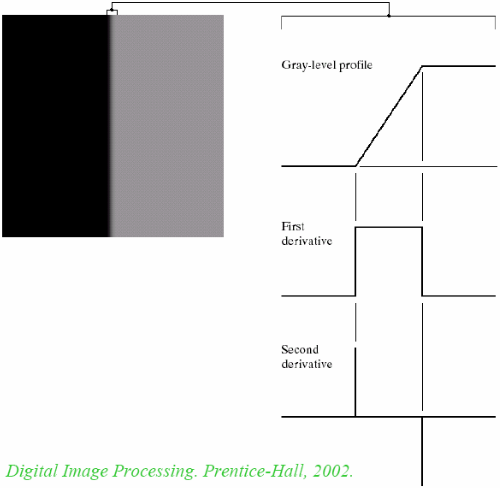
Exemple


Détection de la frontière
Première dérivée
Deuxième dérivée
Foncé
Pale
Passage à zéro

Exemple

a b

FIGURE 10.6
(a) Two regions separated by a vertical edge.
(b) Detail near the edge, showing a gray-level profile, and the first and second derivatives of the profile.



Source : Gonzalez and Woods. Digital Image Processing. Prentice-Hall, 2002.

Laplacien par convolution

L'estimation du laplacien d'une image se fait de la même manière par convolution de l'image avec un masque. Le laplacien est approximé par différences finies :

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

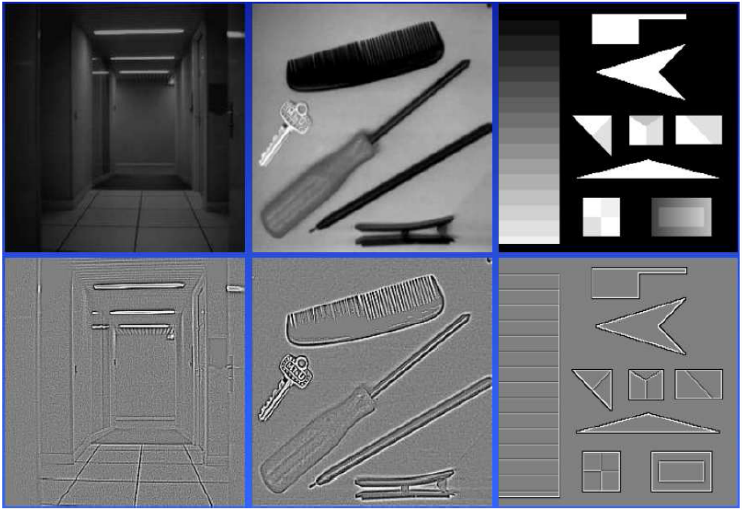
ou

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

Une seule matrice de convolution !

Exemple

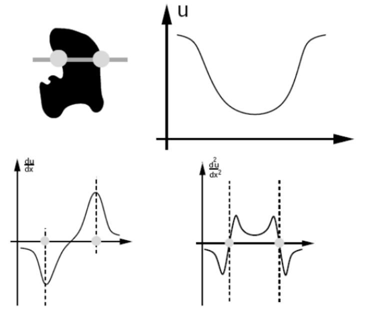
Exemple



Détection de contours

Etude des dérivées de la fonction d'intensité dans l'image

- les extéma locaux du gradient de la fonction d'intensité
- difficulté : la présence de bruit dans les images



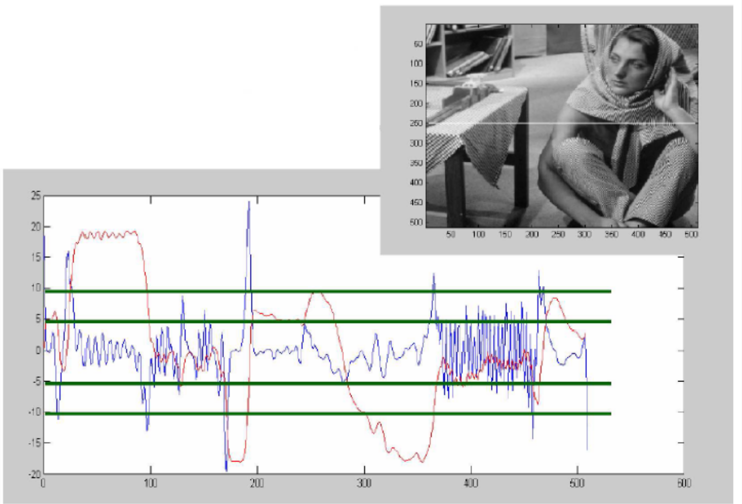
Détection de contours :Seuillage du gradient

les points de contour dans une image sont caractérisés par des extrema locaux du gradient. Une première approche consiste donc à :

1. calculer la norme du gradient en tous point de l'image
2. sélectionner les pixels à l'aide d'un seuil fixé a priori pour la norme du gradient.

Mais : ne permet pas de différencier efficacement les points de contour du bruit.

Détection de contours : Seuillage du gradient



Détection de contours :Seuillage du gradient

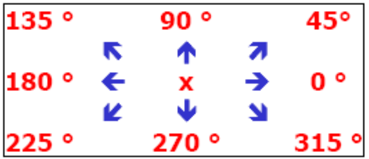
Gradient — Gradient seuillé ($|G| > G_{min}$) — Seuil faible — Seuil grand

Filtrage optimal : Canny

- Filtre optimal pour la détection des contours
  - Filtre en plusieurs étapes (pas seulement une convolution)
- Etant donnés
  - un modèle de contour (marche)
  - un modèle de bruit (blanc gaussien)
- Caractériser les performances en termes de :
  - détection (surtout pour les contours faibles)
  - localisation (contour détecté proche du contour réel)

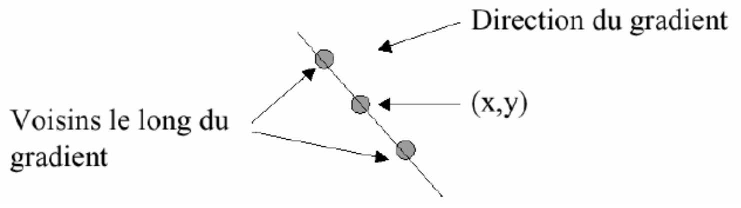
Filtrage optimal : Canny

1. Appliquer un filtre Gaussien sur l'image
   - Filtre passe-bas pour enlever le bruit
2. Calculer l'intensité du gradient dans l'image
   - Filtre de Sobel en X et Y
   - Calcul de la norme $|G| = |G_x| + |G_y|$
3. Calculer les directions du gradient dans l'image
   - Direction du gradient $\theta = arctan(G_y/G_x)$
   - Arrondi des directions par multiples de $\pi/4$



Filtrage optimal : Canny

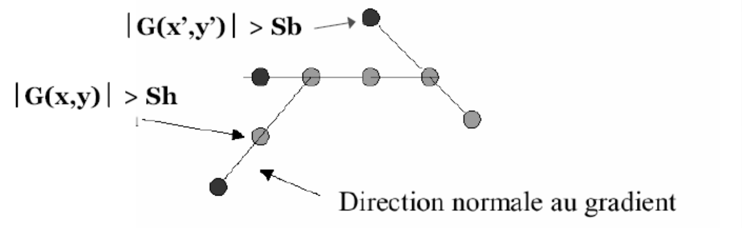
Suppression des non-maxima :
Si la norme du gradient en un pixel (x, y) est inférieure à la norme du gradient d'un de ses 2 voisins le long de la direction du gradient, alors mettre la norme pour le pixel (x, y) à zéro.



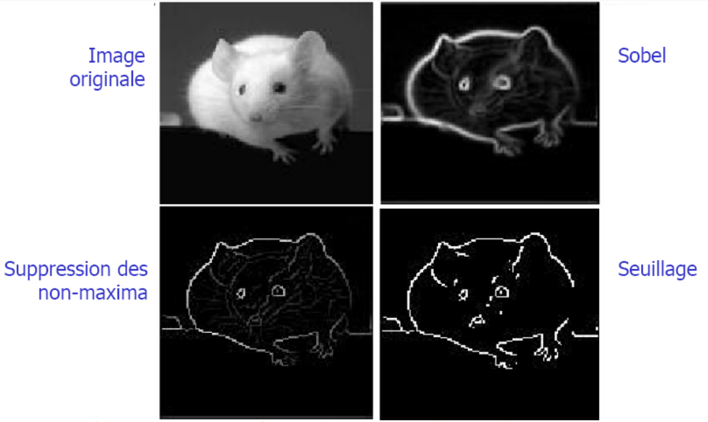
Filtrage optimal : Canny

Seuillage des contours (hystérésis) :
Utilise deux seuils : un seuil haut S_h et un seuil bas S_b.
Pour chaque pixel de la norme du gradient :

1. Si $norme(x, y) < S_b$ alors le pixel est mis à 0 ($\notin$ contour)
2. Si $norme(x, y) > S_h$ alors le pixel $\in$ contour
3. Si $S_b \leq norme(x, y) \leq S_h$ alors le pixel $\in$ contour s'il est connecté à un autre pixel déjà accepté comme contour.



exemple



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

Conclusion :

- Aucun opérateur n'est parfait pour détecter les contours
- En pratique, on obtient des contours incomplets
  - il y a des pixels superflus
  - il y a des manques
  - il y a des erreurs de position et d'orientation des pixels contours
- Chacun semble avoir sa préférence pour une méthode ou une autre
- Un opérateur de détection de contour n'est qu'une première étape dans la chaîne de segmentation