

5.1.Objectifs et généralités

La détection de contour est une étape préliminaire à de nombreuses applications de l'analyse d'images. Les contours dans une image proviennent de la discontinuité de la fonction d'intensité.

5.1.1. Contour

Par définition, un contour est la frontière qui sépare deux objets dans une image [4-5].

5.1.2. Détection de contours

La détection de contours est une technique qui consiste à transformer l'image en un ensemble de courbes formant les frontières significatives de l'image. Le principe de la détection des contours dans une image est de détecter et de représenter les changements (brusques) d'intensité [4-5].

5.2.Différents types de contour

Les contours sont caractérisés par des discontinuités de la fonction d'intensité .La figure 5.1 présente quelques types de contours : marche d'escalier, rampe et toit. Le plus utilisé est celui en marche d'escalier [4-5] .

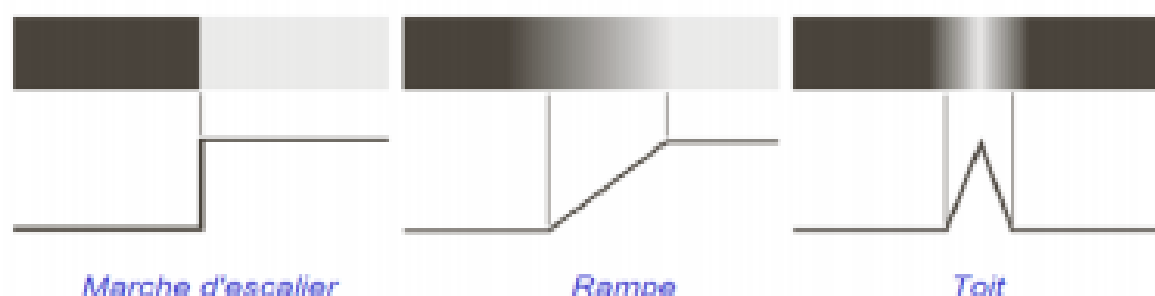


Figure 5.1. Différents types de contours : marche d'escalier, rampe et toit.

Le principe de la détection de contours repose donc sur l'étude des dérivées de la fonction d'intensité dans l'image, mais la difficulté réside dans la présence de bruit dans les images. La figure 5.2.présente la fonction d'intensité au voisinage d'un contour en marche d'escalier et ses dérivées première et seconde. Ainsi que la figure 5.3 présente différents types de contours sans bruit (figure5.3.a), contour avec un peu de bruit (figure 5.3.b) et contour au beaucoup de bruit (figure 5.3.c).



Figure 5.2. Fonction d'intensité au voisinage d'un contour en marche et ses dérivées première et seconde.

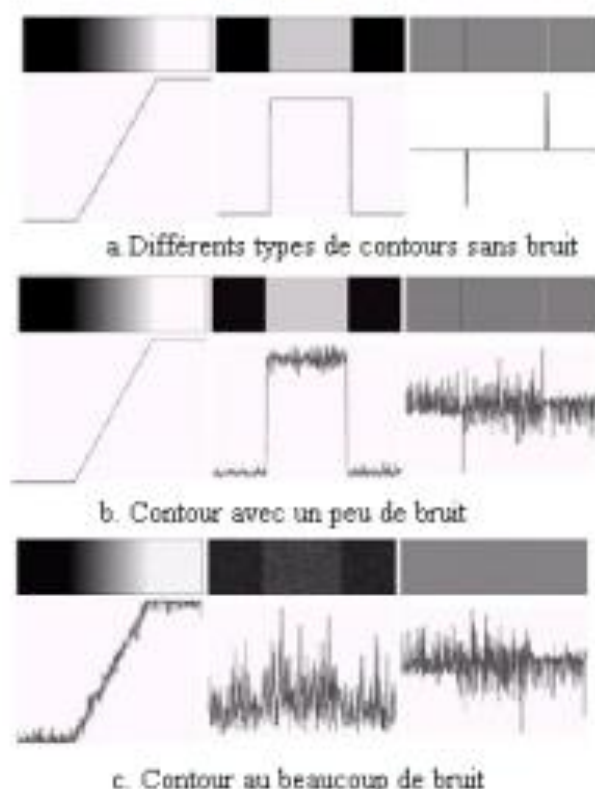


Figure 5.3. Effet du bruit sur le contour

5.3. Filtres différentiels

Les variations d'intensité constituent une source primordiale d'informations utilisée dans presque toutes les fonctions d'analyse d'images. Le calcul différentiel permet d'étudier le comportement local. En considérant l'image dans un repère orthogonal (Oxy) tel que (Ox) désigne l'axe horizontal et (Oy) l'axe vertical, le Gradient de l'image en tout point de coordonnées (x, y) est désigné par :

$$\nabla f = \left(\frac{\partial f}{\partial x} \quad \frac{\partial f}{\partial y} \right)^T$$

Le module du gradient permet de quantifier l'importance du contour mis en évidence, c'est-à-dire l'amplitude du saut d'intensité relevé dans l'image :

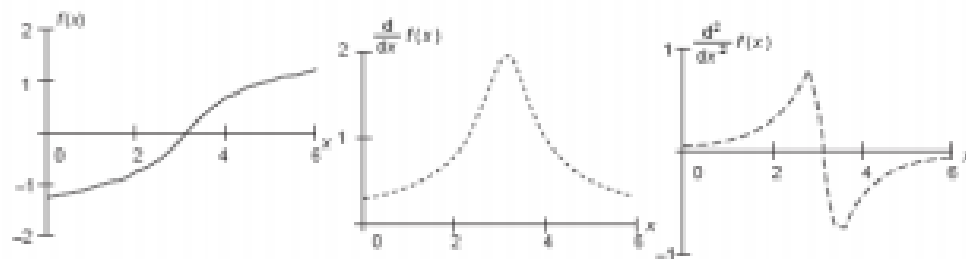
$$\|\nabla f\| = \sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y} \right)^2}$$

La direction du gradient permet de déterminer l'arête présente dans l'image. En effet, la direction du gradient est orthogonale à celle du contour : $\alpha_g = \arctan\left(\frac{\partial f / \partial y}{\partial f / \partial x}\right)$

Les dérivées secondes qui s'expriment par la fonction matricielle le Hessien :

$$H = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \end{bmatrix}$$

Le Laplacien est le trace du Hessien : $\Delta f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$



5.3.1. Opérateurs de gradient par masques

Pour chaque opérateur, deux masques sont utilisés de façon à déterminer le gradient de l'image dans deux directions orthogonales.

Simple différences finies

Approximation en x : $\frac{\partial f}{\partial x} = \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \frac{f(x + \Delta x, y) - f(x, y)}{\Delta x} = \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \frac{f(x, y) - f(x - \Delta x, y)}{\Delta x}$

Pour $\Delta x = 1$, le masque de convolution pour avoir le gradient selon x est : $[1 \ -1]$ ou $[-1 \ 1]$

De la même manière, le masque de convolution pour avoir le gradient selon y est : $[1 \ -1]^T$ ou $[-1 \ 1]^T$

Développement de la formule de Lagrange (au 1^{er} ordre) :

$$f(x) \approx \frac{f(x+1) - f(x-1)}{2}, \quad \frac{\partial f}{\partial x} = \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \frac{f(x + \Delta x, y) - f(x - \Delta x, y)}{2\Delta x}$$

Pour $\Delta x = 1$, le masque de convolution pour avoir le gradient selon x est : $[1 \ 0 \ -1]$

De la même manière, le masque de convolution pour avoir le gradient selon y est : $[1 \ 0 \ -1]^T$.

Exemple : Calculer pour le pixel central la norme du gradient et sa direction ($[1 \ 0 \ -1]$ et $[1 \ 0 \ -1]^T$).

On trouve, pour le pixel central $G_x = -5$ et $G_y = 5$.

Donc, $|G| = 10$ et $\theta = \arctan(-1) = -\pi/4$

$$\begin{array}{c} x \\ \swarrow \\ \begin{array}{|c|c|c|} \hline 3 & 2 & 1 \\ \hline 7 & 5 & 1 \\ \hline 8 & 7 & 3 \\ \hline \end{array} \\ \searrow \\ y \end{array}$$

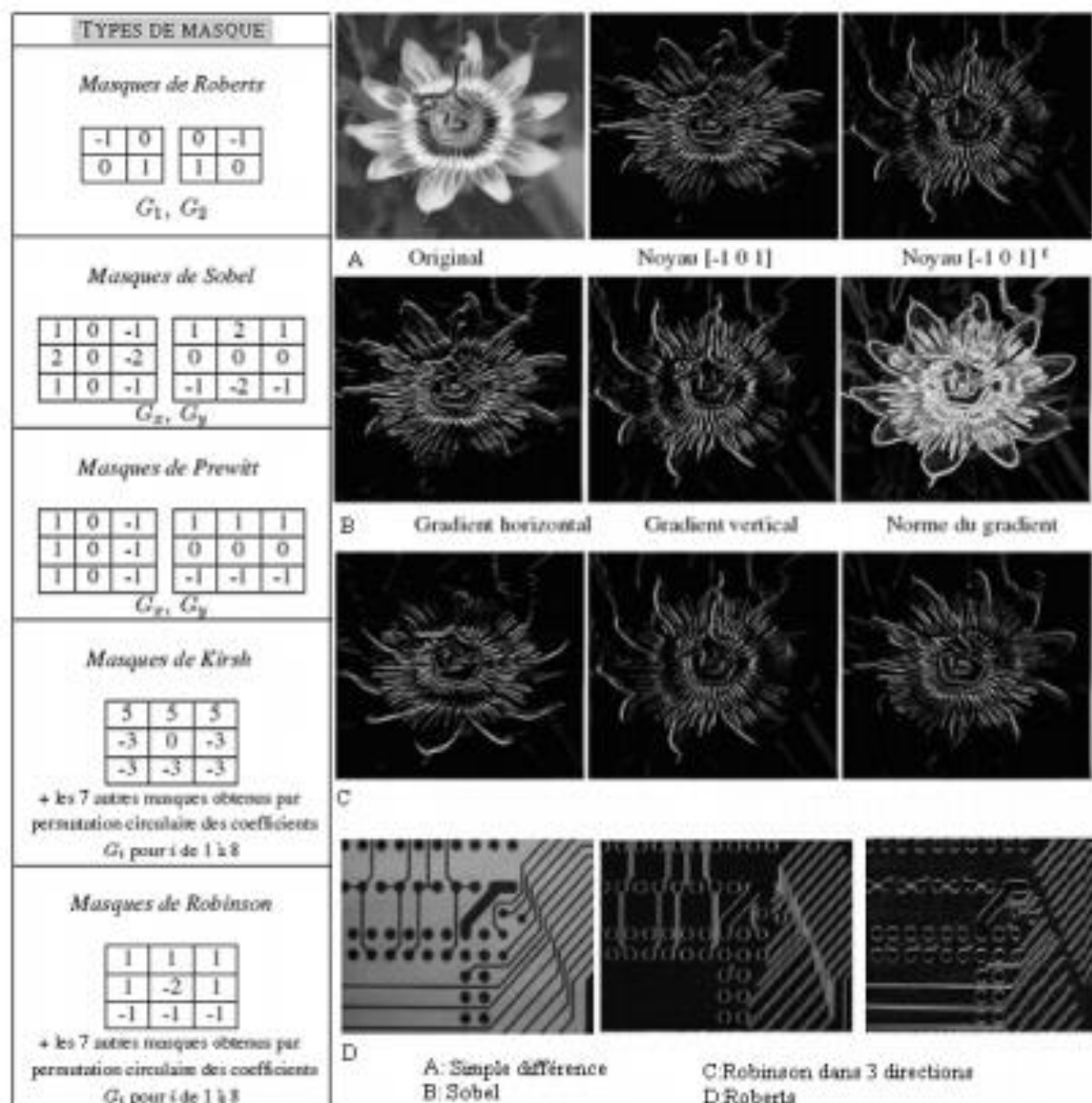


Figure 5.4. Application du masque gradient

Opérateur gradient boussole

Les opérateurs dits boussole mesurent le gradient dans des directions sélectionnées. L'image est successivement filtrée par un ensemble de masques $m_k(i,j)$ dont chacun représente une approximation discrète d'un contour idéal dans une orientation spécifique (voir figure ci-après). Le résultat du filtrage de l'image $f(i,j)$ avec le $k^{\text{ème}}$ masque est $g_k(i,j)$.

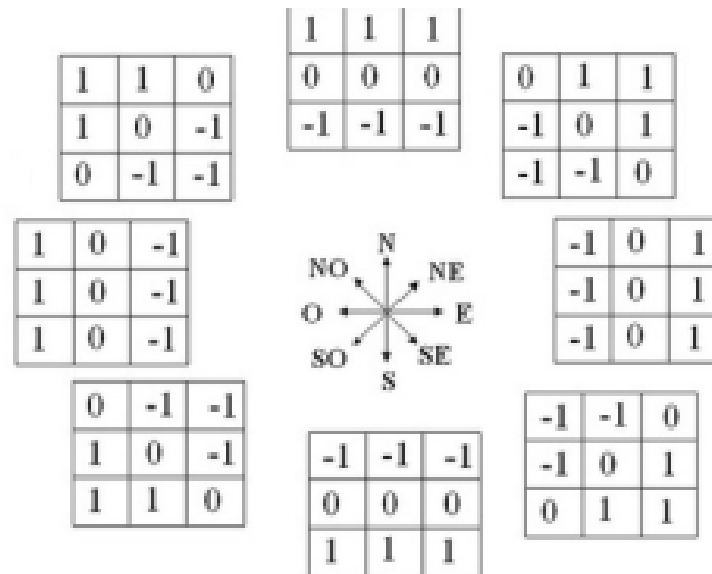


Figure 5.5. Masque du gradient boussole

5.3.2. Filtre 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 $\frac{\partial^2 f}{\partial x^2}$ et $\begin{bmatrix} 1 \\ -2 \\ 1 \end{bmatrix}$ pour

l'approximation de $\frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$

Le laplacien $\Delta f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$ donc être approché par l'un des opérateurs linéaires suivants :

Laplacien discret - 4	Laplacien discret - 8	Laplacien de Robinson																											
<table border="1"> <tr><td>0</td><td>1</td><td>0</td></tr> <tr><td>1</td><td>-4</td><td>1</td></tr> <tr><td>0</td><td>1</td><td>0</td></tr> </table>	0	1	0	1	-4	1	0	1	0	<table border="1"> <tr><td>1</td><td>1</td><td>1</td></tr> <tr><td>1</td><td>-8</td><td>1</td></tr> <tr><td>1</td><td>1</td><td>1</td></tr> </table>	1	1	1	1	-8	1	1	1	1	<table border="1"> <tr><td>1</td><td>-2</td><td>1</td></tr> <tr><td>-2</td><td>4</td><td>-2</td></tr> <tr><td>1</td><td>-2</td><td>1</td></tr> </table>	1	-2	1	-2	4	-2	1	-2	1
0	1	0																											
1	-4	1																											
0	1	0																											
1	1	1																											
1	-8	1																											
1	1	1																											
1	-2	1																											
-2	4	-2																											
1	-2	1																											

5.4. Opérateurs du premier ordre (Approche gradient)

Un très grand nombre d'opérateurs de détection de contours est disponible dans la littérature, chacun étant conçu pour être sensible à certains types de contours. On se limite uniquement dans cette partie aux techniques différentielles où l'estimation des dérivées partielles du premier ordre par les différences finies sera considérée. Cette approche se décompose en deux étapes ; calculer la norme du gradient en tous point de l'image, puis sélectionner les pixels à l'aide d'un seuil fixé a priori pour la norme du gradient. La figure 5.6 présente un exemple de détecteur de contours par gradient.

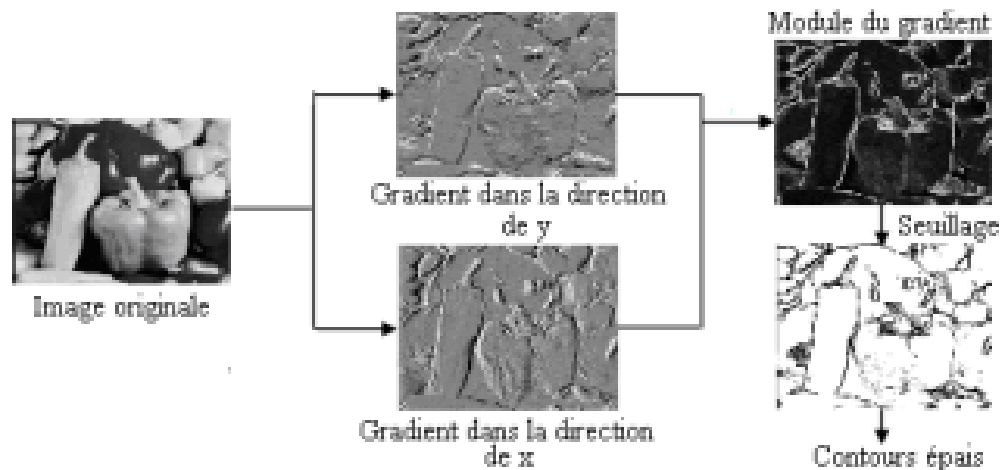


Figure 5.6. Schéma de détecteur de contours par gradient.

Le calcul de dérivée nécessite un pré filtrage des images. Le but est de diminuer le bruit tout en préservant les contours:

- Filtrage linéaire pour les bruits de moyenne nulle, par exemple pour un bruit blanc Gaussien on utilise un filtre Gaussien.
- Filtrage non linéaire pour les bruits impulsionnels comme le filtre médian.

5.4.1. Calcul de la norme du gradient

Pour calculer le gradient en chaque point de l'image, on utilise un masque de petite dimension avec lequel l'image considérée sera convoluée. Nous nous sommes limitées uniquement à la description des masques de gradient de Roberts, de Prewitt et de Sobel. Pour chaque opérateur deux masques sont définis de façon à pouvoir estimer le gradient de l'image dans les deux directions orthogonales. Dans le domaine discret, nous pouvons approximer les dérivées partielles premières I_x et I_y de l'image I en chaque point (x, y) par la façon la plus simple:

$$\begin{cases} \frac{\partial I(x, y)}{\partial x} = I_x(x, y) = G_x(x, y) = (I * h_x)(x, y) \\ \frac{\partial I(x, y)}{\partial y} = I_y(x, y) = G_y(x, y) = (I * h_y)(x, y) \end{cases}$$

où $*$ représente le symbole de convolution. Cette approximation revient à convoluer l'image par deux masques h_x et h_y qui représentent respectivement une estimation du gradient suivant l'axe horizontal et vertical.

La norme du gradient G en chaque point (x, y) peut être obtenue de trois manières :

$$G(x, y) = \sqrt{G_x(x, y)^2 + G_y(x, y)^2}$$

$$G(x, y) = |G_x(x, y)| + |G_y(x, y)|$$

$$G(x, y) = \max(|G_x(x, y)|, |G_y(x, y)|)$$

Les masques de gradient sont appliqués sur des fenêtres de 2 x 2 pixels ou 3 x 3 pixels. On note que la somme des coefficients de ces filtres est nulle, et que les coefficients sont anti-symétriques. Les filtres les plus utilisés sont :

1. Filtre dérivateur Roberts : Les filtres de Roberts sont les suivants:

$$\text{Filtre diagonal : } h_y = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}$$

$$\text{Filtre anti-diagonal : } h_x = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix}$$

2. Filtre dérivateur Prewitt : Ce filtre comporte deux masques de convolution, un pour la détection des contours verticaux h_x ou h_y et un autre pour la détection des contours horizontaux h_y ou h_x .

$$\text{Filtre horizontal : } h_h = \frac{1}{3} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} = \frac{1}{3} \cdot \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\text{Filtre vertical : } h_v = \frac{1}{3} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} = \frac{1}{3} \cdot \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

Les filtres de Prewitt sont séparables. La décomposition de h_y fait apparaître clairement :

- Une fonction de lissage dans une direction, lissage associé au vecteur $\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} / \sqrt{3}$. Ce lissage rend ces masques un peu moins sensibles au bruit que le précédent.
- Une fonction de dérivation dans l'autre direction, dérivation associée au vecteur $\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} / \sqrt{3}$.

3. Filtre dérivateur de Sobel : Ce filtre comporte deux masques de convolution, un pour la détection des contours verticaux h_x et un autre pour la détection des contours horizontaux h_h .

$$\text{Filtre horizontal : } h_h = \frac{1}{4} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} = \frac{1}{4} \cdot \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\text{Filtre vertical : } h_v = \frac{1}{4} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} = \frac{1}{4} \cdot \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

Les filtres de Sobel sont séparables. On peut voir qu'ils effectuent une dérivation associée au vecteur $\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}/2$ dans une direction et un lissage associé au vecteur $\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}/2$ dans la direction orthogonale.

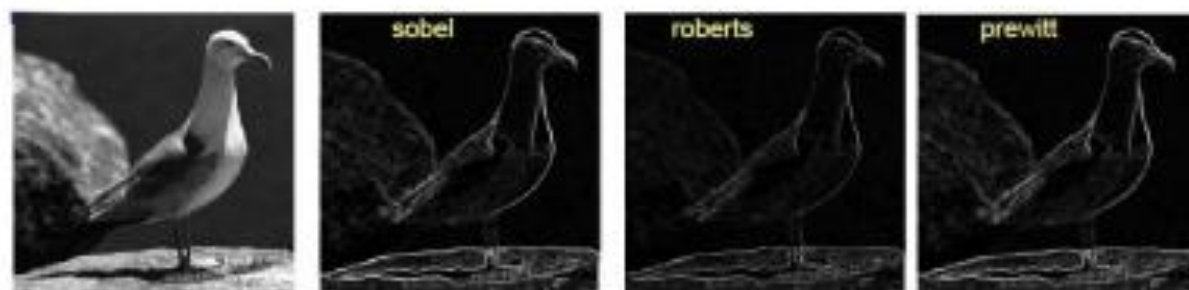


Figure 5.7. Exemples de détections de contours

5.4.2. Seuillage

Les **post-traitements** commencent le plus souvent par l'élimination des points de contour trop faibles par un seuillage. Différentes méthodes de seuillages existent, parmi lesquelles on cite les seuillages globales. Ces méthodes globales de seuillage peuvent être classées en deux catégories:

1. Seuillage globales simple : La première consiste à fixer une valeur de seuil S entre 0 et 1 d'une façon un peu arbitraire. Au préalable, il est nécessaire de normaliser l'image du module du gradient afin que tous les pixels se trouvent également dans l'intervalle $[0, 1]$. Dans ce cas, si la valeur du module du gradient en un pixel (x, y) dépasse le seuil fixé S alors la valeur résultante du pixel est égale à 1. Dans le cas contraire, cette valeur sera fixée à 0, c-à-d:

$$G(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{si } G(x, y) \geq S \\ 0 & \text{si } G(x, y) < S \end{cases}$$

Ainsi le résultat du seuillage est une image binaire contenant des pixels noirs et blancs, c'est la raison pour laquelle le terme de binarisation est parfois employé. Le seuillage permet de mettre en évidence des formes ou des objets dans une image. Cette méthode est simple à

appliquer sauf qu'elle est très dépendante du choix du seuil. La figure 5.8 présente une image en 256 niveaux de gris et les résultats d'une opération de seuillage avec les valeurs respectives de seuil de 0.1 et 0.3

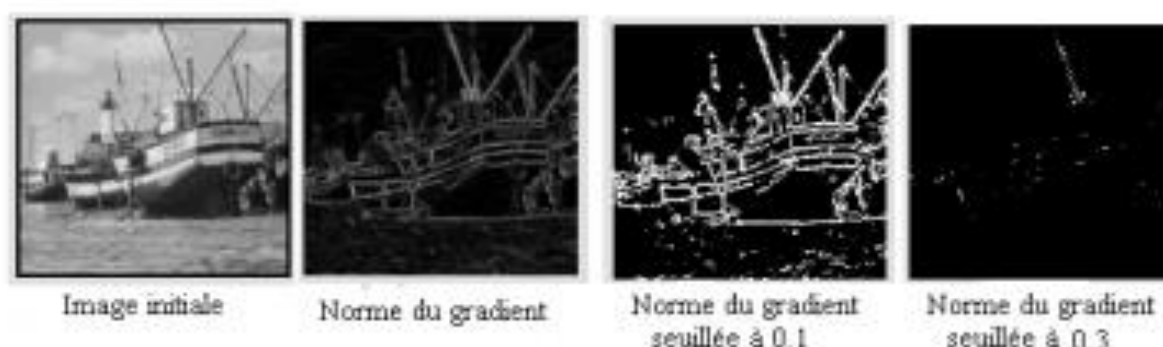


Figure 5.8. Exemple de résultat d'un seuillage global

2. Seuillage global par histogramme : Pour pallier ce problème, un seuillage global par histogramme peut alors être effectué. L'idée est de tracer tout d'abord l'histogramme du module de gradient. Cet histogramme consiste à représenter le nombre de pixel pour chaque intensité lumineuse relative à l'image gradient. Ensuite, une détermination de l'histogramme cumulé du module du gradient permet alors le choix d'un pourcentage de pixels. Ce pourcentage permet alors de choisir la valeur du seuil S à utiliser. Même si cette méthode est une aide au choix du seuil, elle n'est pas forcément pertinente puisqu'elle impose une seule valeur de seuil à appliquer à toute l'image. La figure 5.9. Présente un exemple de résultat d'un seuillage global par histogramme.

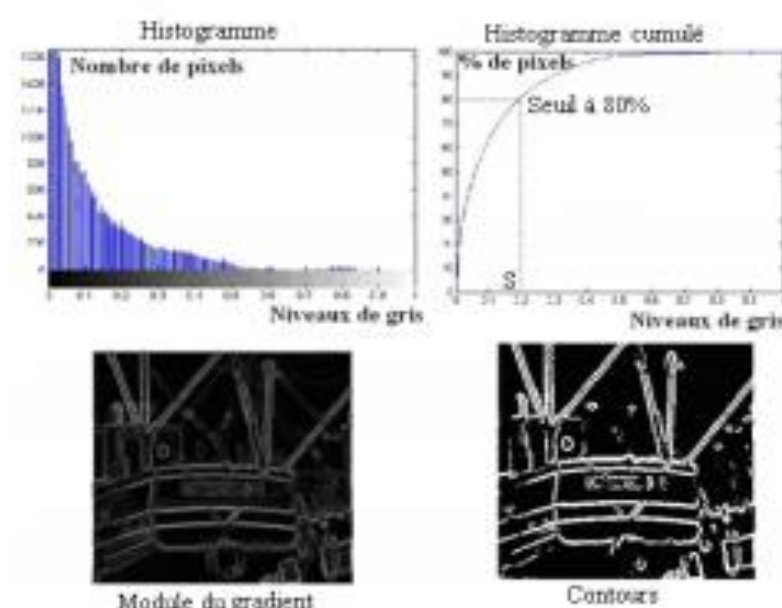


Figure 5.9. Exemple de résultat d'un seuillage global par histogramme.

5.5. Opérateurs de second ordre

5.5.1. Opérateurs Laplacien

Le laplacien est la dérivée seconde de l'intensité de l'image f qui est donné par

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

Une approximation numérique du Laplacien pour un voisinage de 3x3 peut se faire par l'utilisation des masques suivants :

<i>Laplacien discret - 4</i>	<i>Laplacien discret - 8</i>	<i>Laplacien de Robinson</i>																											
<table><tr><td>0</td><td>1</td><td>0</td></tr><tr><td>1</td><td>-4</td><td>1</td></tr><tr><td>0</td><td>1</td><td>0</td></tr></table>	0	1	0	1	-4	1	0	1	0	<table><tr><td>1</td><td>1</td><td>1</td></tr><tr><td>1</td><td>-8</td><td>1</td></tr><tr><td>1</td><td>1</td><td>1</td></tr></table>	1	1	1	1	-8	1	1	1	1	<table><tr><td>1</td><td>-2</td><td>1</td></tr><tr><td>-2</td><td>4</td><td>-2</td></tr><tr><td>1</td><td>-2</td><td>1</td></tr></table>	1	-2	1	-2	4	-2	1	-2	1
0	1	0																											
1	-4	1																											
0	1	0																											
1	1	1																											
1	-8	1																											
1	1	1																											
1	-2	1																											
-2	4	-2																											
1	-2	1																											

Les points de contour sont caractérisés par des passages par zéro du laplacien. L'image de contours est obtenue par :

1. Détection des passages par zéros du Laplacien.
2. Seuillage des passages par zéros de fortes amplitudes .

l'estimation de la dérivée seconde étant très sensible aux bruits, il convient de filtrer l'image par un filtre Gaussien avant d'en mesurer le laplacien.

5.5.2. Filtre de Marr-Hildreth

Le filtre de Marr et Hildreth [1] consiste en une opération de filtrage préalable de l'image par l'opérateur isotrope Gaussien $G(x,y)$ suivi par une localisation des passages par zéro du Laplacien.

Cela conduit au filtrage suivant :

$$G * \left(\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \right) = \left(\frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2} \right) [G * f] = \left(\frac{\partial^2 G}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 G}{\partial y^2} \right) * f = LoG * f$$

Où $G(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{\left(\frac{-(x^2+y^2)}{2\sigma^2}\right)}$ est un filtre passe-bas de type gaussien de variance σ^2 , car le lissage gaussien réalise le meilleur compromis entre détection et localisation.

Le filtre obtenu par convolution avec le laplacien d'une gaussienne est connu sous le nom de LOG(Laplacian of Gaussian).

Donc l'image de contours est obtenue par filtrage de l'image par la dérivée seconde du filtre gaussien , puis détection des zéros de la fonction ainsi obtenue.Cette méthode perd la propriété de fermeture présentée par les lignes de passages par 0 du Laplacien.

5.6.Opérateurs Laplacien vs Opérateur de gradient

Le gradient est un opérateur qui permet une bonne localisation en fournissant des contours fins, cependant il est sensible au bruit d'où un lissage préliminaire est nécessaire ce qui engendre des contours non fermés. Pour le Laplacien même s'il fournit des lignes fermées, il est très sensible au bruit, d'où la nécessité d'un lissage fort ce qui peut affecter la localisation des contours.

5.7.Filtre optimal

Pour améliorer la qualité des méthodes dérivatives et pallier aux problèmes de précision et de localisation des, autre type d'approche de détection de contour repose sur la définition de critères d'optimalité de la détection de contours; ces critères débouchant sur des filtres de lissage optimaux.

5.7.1. Critères d'optimalité

Les critères d'optimalités de Canny sont :

Bonne détection : le contour doit être détecté, il faut minimiser les fausses réponses

Bonne localisation : le contour doit être localisé avec précision, il s'agit de minimiser la distance entre les points détectés et le vrai contour.

Réponse unique : Ce critère correspond à la minimisation du nombre de réponse à un seul contour.

Plusieurs filtres optimaux sont apparus, on trouve les filtre de Canny , de Deriche et celui de Shen et Castan.

5.7.2. Filtre de Canny

L'algorithme de Canny, est conçu pour être optimal suivant les trois critères cités auparavant, la mise en œuvre de ce filtre est la suivante :

1. Appliquer un filtre Gaussien sur l'image pour réduire le bruit de l'image originale avant d'en détecter les contours.
2. Calculer le gradient de suivant les directions x et y en se basant sur le filtre de Sobel.

La valeur du gradient en un point est approximée par la formule : $G = |G_x| + |G_y|$

3. Calculer les directions du gradient dans l'image $\theta = \arctan(G_y/G_x)$ et arrondir les directions par multiples de 45°

4. Supprimer des non-maxima : Si la norme du gradient en un pixel (x, y) est inférieure à la norme du gradient d'un de ses deux voisins le long de la direction du gradient, alors mettre la norme pour le pixel (x, y) à zéro.
5. Seuillage des contours (Utiliser deux seuils : un seuil haut (Sh) et un seuil bas (Sb))

Pour chaque point, si l'intensité de son gradient est :

- Inférieur au seuil bas Sb, alors le pixel est mis à zéro (noncontour)
- Supérieur au seuil haut Sh, alors le pixel est contour
- Entre le seuil bas et le seuil haut, le point est accepté s'il est connecté à un point déjà accepté.

La taille du filtre de réduction du bruit ainsi que le choix du seuil détermineront l'efficacité de l'algorithme et le temps de calcul nécessaire.

5.7.3. Filtre de Deriche

Le filtre de Deriche est un opérateur optimal sous forme de filtre à réponse impulsionnelle infinie (RII), il est exprimé sous la forme suivante :

$$h(x) = c(\alpha |x| + 1) e^{-\alpha|x|}$$

avec : $c = \frac{(1 - e^{-\alpha})^2}{1 + 2\alpha e^{-\alpha} - e^{-2\alpha}}$

et le filtre de dérivation s'écrit : $h'(x) = c'x \cdot e^{-\alpha|x|}$.

avec : $c' = -\frac{(1 - e^{-\alpha})^2}{e^{-\alpha}}$

Où α est un paramètre d'échelle . En effet plus α est petit plus le lissage est fort, plus α est grand, plus le lissage est faible.

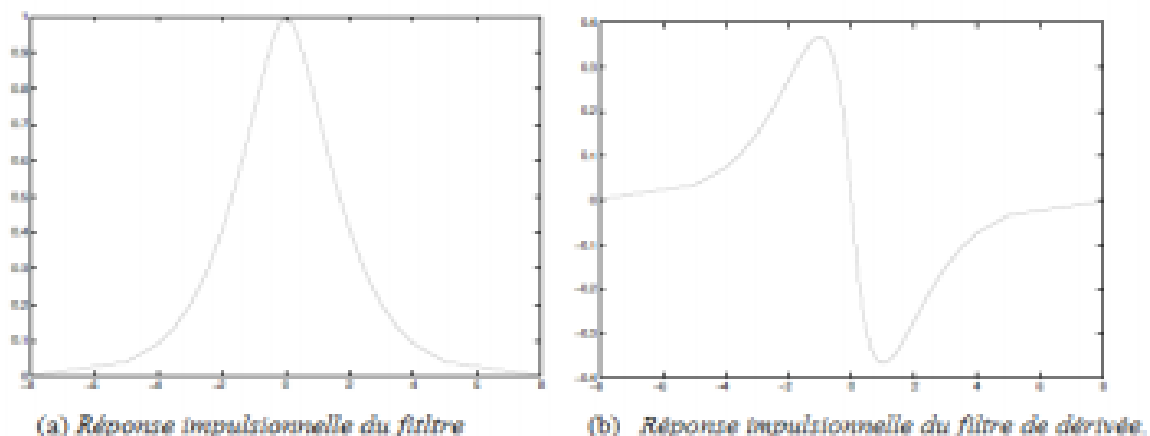


Figure 5.10. Réponse impulsionnelle du filtre de Deriche

Le schéma en blocs du gradient de Deriche est présenté en figure.5.11. I étant l'image initiale, h_x et h_y les réponses impulsionnelles du filtre h selon les directions x et y .

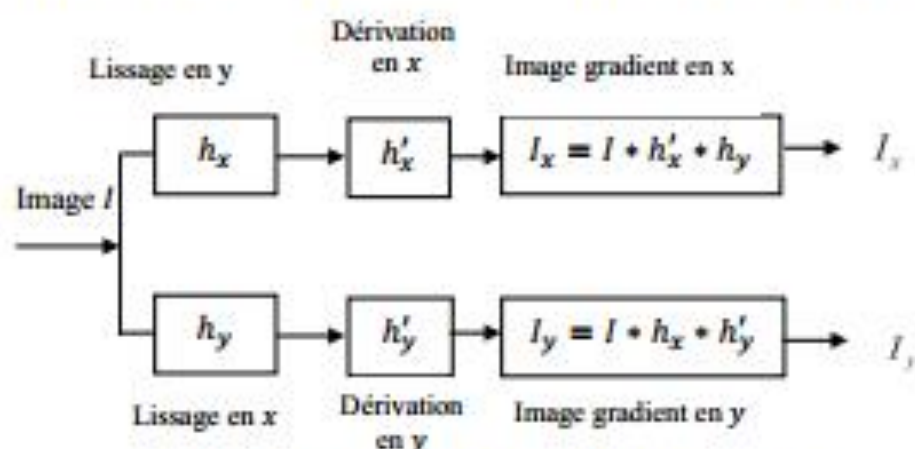


Figure 5.11. Processeur du gradient de Deriche.

La figure 5.12. représente les résultats de l'estimation des dérivées suivant x et y par le filtre de Deriche. Les dérivées estimées se trouvent moins bruitées et plus lisses.



Figure.5.12. Gradient de Deriche suivant x (gauche) et suivant y (droite)



Figure 5.13. Seuillages des extrema locaux pour différentes valeurs du paramètre du filtre de Deriche : (a) $\alpha = 0.5$., (b) $\alpha = 1.5$.