

Chapitre III : Détection de contours

La détection de contour et la segmentation des images sont probablement les domaines qui ont reçu la plus grande attention de la part de la communauté de traitement des images. On a pu recenser ainsi plus de 4000 références sur ce sujet depuis 1970. On ne sera donc pas surpris de trouver ici des méthodes extrêmement variées, s'appliquant parfois à des domaines bien précis. Ceci est en grande partie dû à la nature très intuitive du contour qui apparaît très naturellement comme l'indice visuel idéal dans la plus grande partie des situations.

Très schématiquement, les contours sont les lieux de variations significatives de l'information niveaux de gris (il y a très peu de travaux sur les contours dans les images couleurs ou multi-spectrales). Dans cette approche, on suppose que l'image est une mosaïque de régions parfaitement homogènes. C'est à dire que les contours recherchés sont de type **créneaux**. De plus, la transition étant stricte, un contour doit être une chaîne de pixels d'épaisseur 1. Cette restriction sur la nature du contour a été imposée dans un premier temps pour des raisons de formalisation mathématique. Il est possible de construire des processus capables d'extraire d'autres types de contours comme par exemple des vallées ou des toits. Cependant, il n'existe pas à l'heure actuelle de processus complet et général qui pourrait extraire tous les types de contour.

III.1 – Les méthodes dérivatives

La notion de contour étant reliée à celle de variation, il est évident qu'une telle définition nous amène tout naturellement vers une évaluation de la variation en chaque pixel. Une variation existera si le gradient est localement maximum ou si la dérivée seconde (à définir dans un espace bi-dimensionnel) présente un passage par zéro. Les principaux algorithmes connus (Sobel, Prewitt, Kirsh, Canny, Dérivée, ...) se focalisent sur ce premier aspect du contour.

Il existe moins de travaux sur la formalisation de la deuxième partie consistant à passer d'une mesure locale de variations à des chaînes de points d'épaisseur 1. C'est pourtant cette deuxième partie qui fait souvent la différence et la qualité visuelle d'un résultat.

Les méthodes dérivatives s'appuient sur la constatation que les contours d'image sont traduits généralement par les transitions rapides de l'image, et que les variations lentes seront éliminées par dérivation. Les contours des objets dans des images de dimension quelconques (images naturelles 2D, images médicales 2D et 3D) correspondent le plus souvent aux extréma locaux du gradient ou aux zéro du laplacien de la fonction de niveaux de gris (Figure 1).

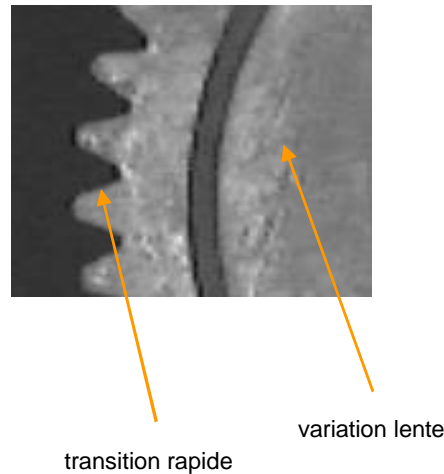


Figure 1 : Une illustration de la notion de contour

III.1.a : Rappels sur le filtrage linéaire

Filtrer signifie convoluer une image $I(x,y)$ avec une fonction $f(x,y)$ appelée **réponse impulsionnelle** (ou **opérateur de convolution**) du filtre. Dans le cas continu, l'image filtrée est donnée par :

$$I_f(x,y) = (f * I)(x,y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x',y') I(x-x',y-y') dx' dy'$$

Dans le cas discret et pour prendre l'exemple simplifié d'une image carrée, les domaines de I et de f sont bornés. Le domaine de I est $[-N/2, +N/2]^2$ si N désigne la taille de l'image et le domaine de f est $[-K/2, +K/2]^2$ avec nécessairement $K \leq N$. La convolution s'écrit alors :

$$\begin{aligned} I_f(x,y) &= (f * I)(x,y) \\ &= \sum_{i'=-K/2}^{i'+K/2} \sum_{j'=-K/2}^{j'+K/2} f(i-i', j-j') I(i', j') \end{aligned}$$

On notera que le filtrage linéaire consiste simplement à remplacer chaque niveau de gris par une combinaison linéaire des niveaux de gris des points voisins.

III.1.a : Le rehaussement

Un opérateur de rehaussement vise à remplacer le pixel central par la somme des différences avec ses voisins. Un exemple de filtre de rehaussement figure ci-dessous :

$$\begin{array}{ccc} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{array}$$

Comme pour les filtres de moyenne, il est nécessaire de normaliser le résultat. Cependant, le résultat peut être négatif, il convient alors d'y ajouter une constante (128 dans le cas présent)

III.1.b : Les filtres étroits

Ce sont des filtres de dérivée première, et l'on cherche alors le maximum de leur réponse. Leur prototype est le filtre de gradient qui se calcule généralement sur 3 points.

- Le filtre de gradient

Le gradient, en un pixel d'une image numérique, est un vecteur caractérisé par son amplitude et sa direction. L'amplitude est directement liée à la quantité de variation locale des niveaux de gris. La direction du gradient est orthogonale à la frontière qui passe au point considéré. La méthode la plus simple pour estimer un gradient est donc de faire un calcul de variation monodimensionnelle, *i.e.* en ayant choisi une direction donnée. On a alors le schéma suivant :

$$G_d(x,y)=(I*W_d)(x,y)$$

où W_d désigne l'opérateur de dérivation dans la direction d et $*$ le produit de convolution.

$$G_d(x,y)=\sum_{i=-m}^m \sum_{j=-n}^n I(x+i,y+j)W_d(i,j)$$

Dans cette version discrète, la taille de cet opérateur est donnée par le couple (m,n) . Sauf cas très particulier, on utilise toujours $m = n$.

Il existe de très nombreux opérateurs différents (Roberts, Sobel, Prewitt, Kirsch, ...) qui ont globalement les mêmes propriétés. Nous allons les détailler dans les pages suivantes

Le gradient étant un vecteur, l'approche la plus classique pour estimer le gradient consiste à choisir deux directions privilégiées (naturellement celles associées au maillage, *i.e.* ligne et colonne) orthogonales, sur lesquelles on projette le gradient. A partir de deux calculs identiques à celui présenté ci-dessus, on peut donc obtenir une connaissance parfaite du gradient :

Le gradient d'une image se calcule comme suit :

$$I_x(x,y)=\frac{\partial I_f(x,y)}{\partial x} \text{ et } I_y(x,y)=\frac{\partial I_f(x,y)}{\partial y}$$

En chaque point (x,y) de l'image, on peut donc calculer le vecteur gradient. Sa direction maximise la dérivée directionnelle et sa norme est la valeur de cette dérivée. On obtient la dérivée de I dans une direction quelconque \vec{d} à partir des deux dérivées directionnelles définissant le gradient I_x et I_y de la manière suivante : $L_{\vec{d}} = \nabla I \cdot \vec{d}$

En développant la formule de Lagrange au premier ordre, la dérivée en un point x d'une fonction f s'obtient par l'approximation suivante :

$$f(x) \approx \frac{f(x+1) - f(x-1)}{2}$$

Appliquée à une image, considérée comme une fonction de deux variables, on peut définir deux dérivées partielles, suivant x (colonnes) et suivant y (lignes). Les masques correspondants figurent sur la figure 2.

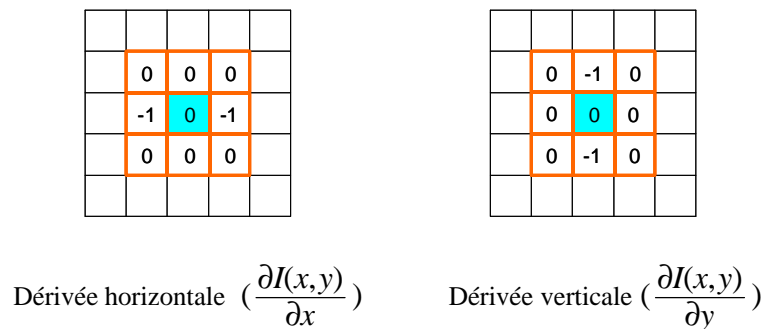
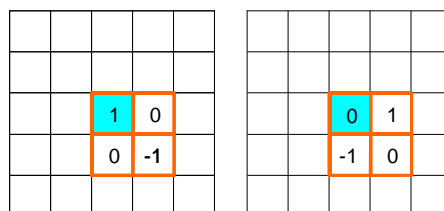


Figure 2 : Le filtrage gradient

La dérivation accentuant le bruit (pixels parasites de répartition aléatoire), des filtres dérivés, plus robustes, ont été proposés :

- Filtre de Roberts

Calculé sur 4 points, ce filtre consiste en l'application du double masque suivant :



En pratique, le filtre de Roberts se calcule de la façon suivante :

$$\text{Roberts}[x][y] = \text{abs}(I[x][y] - I[x+1][y+1]) + \text{abs}(I[x+1][y] - I[x][y+1])$$

- Le filtre de Prewitt

Calculé sur 9 points, ce filtre effectue une moyenne locale sur 3 points en même temps que la dérivation. Il est défini par le double masque suivant (normalisé par un facteur de 1/3) :

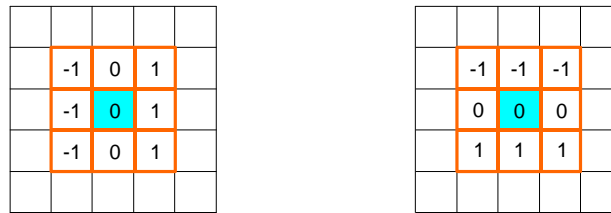


Figure 3 : Masques de Prewitt horizontal et vertical

- Le filtre de Sobel

Egalement calculé sur 9 points, ce filtre est une variante du filtre de Prewitt mais permet de privilégier le calcul suivant certaines directions (horizontale, verticale, obliques). Les filtres sont donc les suivants (Figure 4):

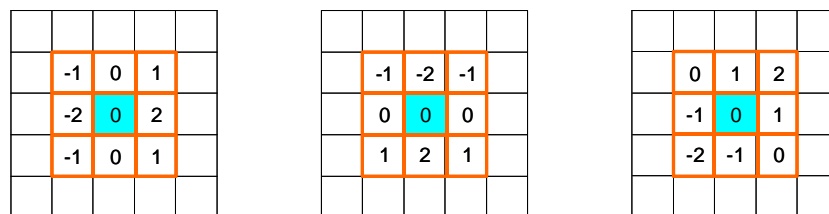
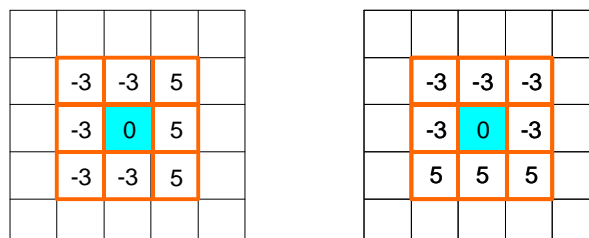


Figure 4 : Masques de dérivation de Sobel dans les directions horizontale, verticale et oblique

Il est important de noter que l'utilisation d'un facteur de normalisation (1/4 en ce qui concerne ces filtres) doit être introduit si l'on veut rester rigoureux.

- Le filtre de Kirsch

Il s'agit de la dernière variante "classique du filtrage gradient. Le facteur de normalisation à utiliser est ici 1/15.



Ces filtres sont certes moins précis que le filtre gradient "pur" mais sont plus fiables de par leur robustesse. Il reste néanmoins utile de les faire précéder de filtres locaux débruiteurs, tels le filtre médian ou le filtre de Nagao.

Les contours obtenus à l'aide des filtres de gradient sont toutefois d'une qualité médiocre et ne peuvent en règle générale être utilisés tels quel car ils sont :

- bruités
- épais
- interrompus
- non fermés

Ces défauts peuvent être compensés par des filtrages ultérieurs relativement simples (seuillages, filtrages morphologiques et logiques) mais dont l'enchaînement est souvent délicat.

Ces méthodes se caractérisent par ailleurs par une *grande rapidité* et un *faible coût*, du fait de l'aspect *local* de ces filtres.

III.1.c : Les filtres larges

Une frontière est un lieu de variation. On peut donc la localiser par la recherche du maximum de la dérivée première (approche basée sur le calcul du gradient). On peut aussi rechercher le passage par zéro de la dérivée seconde (également appelé *zéro-crossing*).

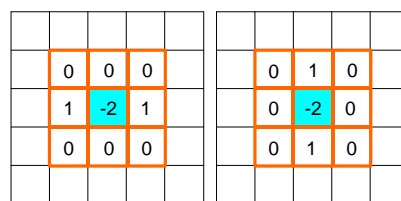
Dans le cas d'une image, il n'existe pas une dérivée seconde unique mais 4 dérivées partielles (selon x^2 , y^2 , xy et yx). En pratique, on lève cette ambiguïté en ayant recours à l'opérateur Laplacien qui fait la somme des deux dérivées partielles principales.

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

Les filtres larges recherchent donc les passages par zéro de la dérivée seconde du niveau de gris. Ils sont précédés par des filtres passe-bas à très large support (10x10 ou 30x30 pixels) car ils sont très sensibles au bruit.

La dérivée seconde peut être obtenue par un laplacien ou approximée par des différences de filtres de dimensions différentes.

Avec la même approximation que pour les filtres étroits, on peut définir les dérivées partielles du second ordre grâce aux filtres suivants :



Dérivée horizontale $(\frac{\partial^2 I(x,y)}{\partial x^2})$

Dérivée verticale $(\frac{\partial^2 I(x,y)}{\partial y^2})$

Figure 5 : Le filtrage par dérivée seconde

L'opérateur laplacien donne une approximation directe de la somme des dérivées secondes, ce qui peut être obtenu avec une matrice qui est la somme des deux précédentes (Figure 6a). Des variantes de ce filtre existent, basées sur d'autres approximations (Figures 6b et 6c).

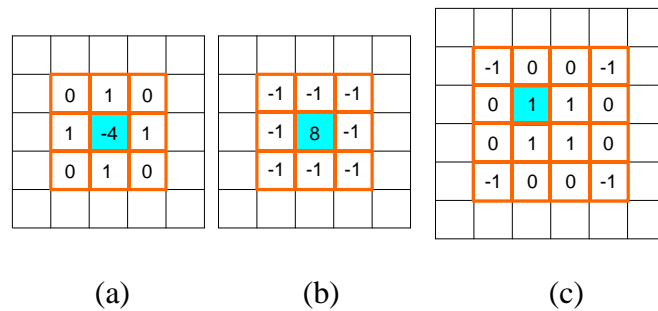


Figure 6 : Masques d'approximation du Laplacien

Bien que très sensible au bruit le laplacien est également utilisé pour détecter des contours, caractérisés par le passage à zéro de la dérivée seconde. La figure 7 illustre la détection de contours selon les méthodes de Sobel et du Laplacien :

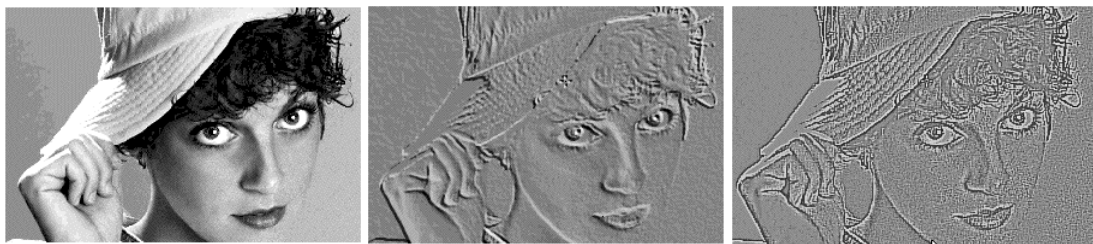


Figure 7 : Image originale, filtrage de Sobel et filtrage Laplacien

Comme nous l'avons vu précédemment, les filtrages gradient et surtout le laplacien sont très sensibles au bruit, ce qui justifie l'emploi de filtres débruiteurs. A titre d'exemple, la figure 8 illustre l'emploi de tels filtres en pré-traitement.

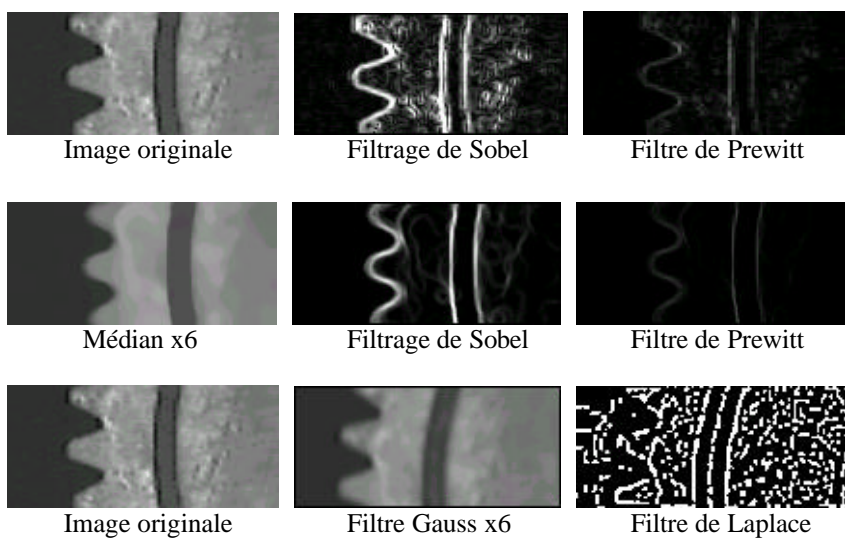


Figure 8 : Débruitage et détection de contours

Afin de limiter les réponses dues au bruit de l'image I , elle est préalablement filtrée par un filtre G . On obtient alors, grâce aux propriétés de l'opérateur produit de convolution :

$$\nabla^2(I * G) = (\nabla^2 I) * G = I * (\nabla^2 G)$$

Les opérateurs de filtrage et de dérivation se font donc en une seule étape de calcul. Le plus souvent, on fait appel à un filtrage Gaussien :

$$G(r) = -\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{r^2}{2\sigma^2}\right) \quad r = \sqrt{x^2 + y^2}$$

dont le Laplacien est :

$$\nabla^2 G(r) = -\frac{1}{\pi\sigma^4} \left(1 - \frac{r^2}{2\sigma^2}\right) \exp\left(-\frac{r^2}{2\sigma^2}\right)$$

plus connu sous le nom de "chapeau mexicain" illustré sur la figure 9

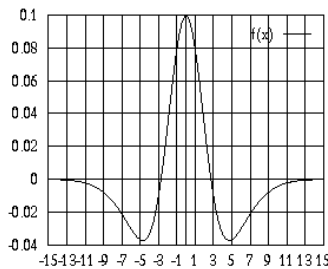
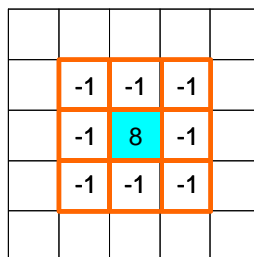


Figure 9 : Laplacien de la fonction de Gauss

Cette fonction sert de modèle au fonctionnement de la cellule ON/OFF, base de notre système visuel. Le paramètre σ sert à régler la résolution à laquelle les contours sont détectés. Son choix est très difficile a priori car il est peu probable qu'une valeur unique permette de représenter efficacement toutes les résolutions présentes dans une image (surtout pour les images naturelles).

Dans le cas discret, la plus simple approximation du Laplacien d'une Gaussienne est le filtre suivant connu sous le nom de masque Laplacien :



III.2 – Vers les points de contour

Il est aisé de remarquer que le calcul du gradient ou du laplacien, bien que constituant la partie essentielle de la détection des contours, ne fournit pas directement les points de contour. En effet, dans les deux cas, deux étapes supplémentaires sont nécessaires. Nous décrivons brièvement ces traitements communs à tous les opérateurs.

Soit $I(x,y)$ une image.

Soit $G(x,y)$ le gradient de I au point (x,y) : $G(x,y)=(I_x(x,y),I_y(x,y))$

Soit $\Delta(I)$ le laplacien de I au point (x,y) .

III.2.a : Approche gradient

Dans le cas d'une approche dérivée première, on dispose donc de la valeur du gradient en tout point de l'image, soit donc de la fonction G . Dans les premières approches envisagées, l'extraction des points de contour s'effectuait par sélection des points de norme de gradient élevée grâce aux deux étapes suivantes :

Le gradient étant un vecteur, l'approche la plus classique pour estimer le gradient consiste à choisir deux directions privilégiées (naturellement celles associées au maillage, i.e. ligne et colonne) orthogonales, sur lesquelles on projette le gradient. A partir de deux calculs identiques à celui présenté ci-dessus, on peut donc obtenir une connaissance parfaite du gradient :

$$G_d(x,y)=(G_x(x,y),G_y(x,y))=((I*W_{dx})(x,y),(I*W_{dy})(x,y))$$

- Calcul de la norme du gradient

L'amplitude du gradient s'obtient alors par l'une des formules suivantes :

$$M(x,y)=\sqrt{(G_x(x,y))^2+(G_y(x,y))^2} \quad (\text{norme euclidienne})$$

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

$$M(x,y)=\text{Max}(|G_x(x,y)|,|G_y(x,y)|)$$

Et la direction du gradient est donnée par:

$$d(x,y)=\text{Arctg}\left(\frac{G_y(x,y)}{G_x(x,y)}\right)$$

Cette approche présente comme principal inconvénient le fait que la direction peut prendre n'importe quelle valeur réelle. Ceci n'est pas en accord avec la nature discrète d'une image. Que représente une frontière orientée à 17° sur une grille ? C'est pourquoi on peut adopter un schéma différent adapté à la nature discrète de l'image. Il s'agit alors de calculer le gradient,

non plus dans deux directions, mais dans toutes les directions possibles de l'image : 0° , 45° , 90° , 135° . On peut se contenter de ces 4 directions. On a alors :

Pour l'amplitude : $m(x,y)=\text{Max}_{d=0^\circ,45^\circ,90^\circ,135^\circ}(m_d(x,y))$

Pour la direction : $d(x,y)=\text{argMax}_d(m_d(x,y))$

Là encore, on peut imaginer plusieurs types de masques (Sobel, Prewitt, Kirsch, ...).

- Sélection des points de fort gradient

On détermine les points tels que :

$$N(x,y) > s$$

où s est un seuil fixé à priori.

Le principal inconvénient de cette approche est qu'elle est inefficace dans le cas d'images où la norme du gradient aux points de contour varie fortement selon les parties de l'image. En effet, il n'existe alors pas de seuil s permettant d'obtenir les vrais points de contours sans sélectionner aussi ceux dus au bruit.

Un moyen de tourner cette difficulté est d'extraire non pas les points de norme de gradient élevé mais les extréma locaux de la norme du gradient. Une méthode efficace consiste à déterminer les maxima de la norme du gradient dans la direction du gradient. Ces extrema correspondent aux passages par zéro de la dérivée de la norme du gradient, dans la direction du gradient. Dans une deuxième étape, on élimine les points de norme de gradient faible avec un seuillage par hystérésis. Ce type de seuillage permet l'obtention de points de contour bien connectés entre eux. Il faut cependant noter qu'on utilise une propriété topologique : la connexité. On obtient donc les deux traitements suivants :

- Extraction des extréma locaux du gradient

Soit M un point de gradient $G(M)$ et d une distance seuil (par exemple $d=1$). Soient M_1 et M_2 Deux point de la droite passant par M et de vecteur directeur $G(M)$, situés à une distance d de M . Par convention , M_1 est pris dans le sens du gradient et M_2 dans le sens inverse (Figure 9). On détermine une approximation du gradient aux points M_1 et M_2 par exemple par interpolation linéaire avec les points voisins.

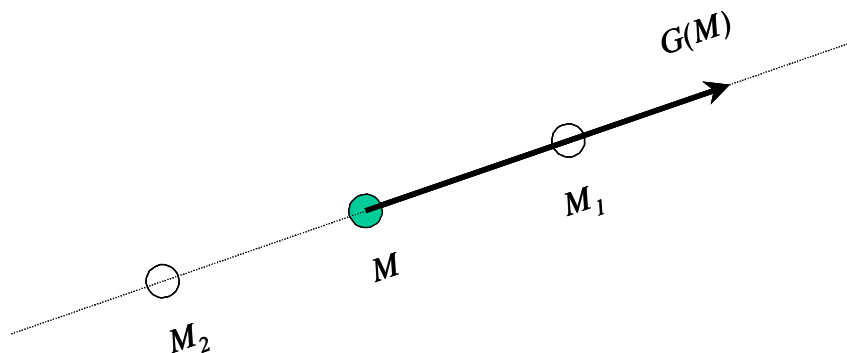


Figure 9 : Extraction des extréma locaux du gradient

- Seuillage par hystérésis des extréma

Le principe du seuillage par hystérésis est de sélectionner parmi tous les extréma dont la norme de gradient est supérieure à un seuil bas s_b , ceux tels qu'il existe un chemin composé de points dont la norme du gradient est plus élevée que le seuil bas entre l'extremum considéré et un extremum de norme de gradient plus élevée qu'un seuil haut s_h . Le seuil haut s_h et le seuil bas s_b peuvent être déterminé par exemple à partir de l'histogramme cumulé des valeurs de la norme des gradient aux extréma. L'algorithme se décompose donc en deux étapes :

- Détermination de deux images I_h et I_b telles que :

$$I_h(M)=0 \text{ si } N(M)<s_h$$

$$I_h(M)=1 \text{ si } N(M)\geq s_h$$

$$I_b(M)=0 \text{ si } N(M)<s_b$$

$$I_b(M)=1 \text{ si } N(M)\geq s_b$$

- Expansion en composantes connexes à partir de tous les points tels que $I_h(M)=1$ sur tous les points tels que $I_b(M)=1$. Cette étape revient à déterminer le graphe d'adjacence des points de I tels que $I_b(M)=1$, puis à sélectionner les composantes connexes des nœuds tels que $I_h(M)=1$.

Le seuillage par hystérésis peut être amélioré en effectuant une expansion en composantes connexes non pas dans toutes les directions, mais simplement dans la direction perpendiculaire au gradient (direction du contour). Ceci permet de diminuer la valeur du seuil bas sans introduire de contours parasites. Cette idée se révèle particulièrement intéressante pour la détection de contours 3D où une expansion dans toutes les directions marque parfois de faux points de contours. Il est à noter que ce type de traitement introduit de manière implicite des contraintes sur la morphologie des contours et ne repose pas uniquement sur l'information du "signal image" comme les étapes précédentes. On retrouve donc ici la loi dite de continuité introduite par les gestaltiques et évoquée au chapitre 1.

III.2.b : Approche Laplacien

Dans le cas d'une approche dérivée seconde, on dispose donc de la valeur du Laplacien en chaque point, c'est à dire de la fonction Δ . On considère que les points de contour sont localisés aux passages par zéro du Laplacien. Si le calcul du Laplacien était exact, il suffirait de sélectionner les points M tels que $\Delta(M)=0$. Mais comme généralement l'approximation du Laplacien est assez bruitée, on détecte les points où il change de signe. Une dernière étape de seuillage est là encore nécessaire afin d'éliminer les points de trop faible gradient. L'extraction de ces passages par zéro s'effectue classiquement en trois étapes :

- Détermination d'une image de polarité

On calcule une image I_p telle que :

$$\begin{cases} I_p(M)=0 & \text{si } \Delta(M)>0 \\ I_p(M)=1 & \text{si } \Delta(M)\leq 0 \end{cases}$$

- Détection des passages par zéro

On calcule une image I_z telle que

$$\begin{cases} I_z(M)=1 & \text{si } M \text{ correspond à une transition 0-1 ou 1-0 dans } I_p \\ I_z(M)=0 & \text{sinon} \end{cases}$$

On remarque que le choix de la localisation du passage par zéro au point de Laplacien positif ou négatif revient, comme pour l'extraction des extréma locaux, à définir les points de contour dans la région la plus claire ou la plus foncée.

- Seuillage des passages par zéro

L'élimination des passages par zéro de faible norme peut s'effectuer par un algorithme de seuillage quelconque. L'algorithme de seuillage par hystérésis décrit pour l'approche gradient peut par exemple être utilisé. On peut aussi se servir du fait que les passages par zéro extraits définissent des lignes fermées délimitant les régions de points connexes où le laplacien est positif ou négatif. Des méthodes reposant sur le suivi des ces frontières et sur un calcul local du gradient peuvent être utilisés.

Il faut noter que la méthodologie que nous avons développée dans cette partie, tant pour le filtrage que pour les traitements complémentaires, s'applique à l'extraction de contours dans des images de dimensions quelconques. Cette approche nous a donc permis de ramener ce problème à celui du lissage d'un signal 1D bruité.