



جامعة 8 ماي 1945 قالمة  
UNIVERSITE 8 MAI 1945 - GUELMA

# chapitre 3: Segmentation

2019-2020

# Segmentation

- L'**analyse** d'images a pour but l'**extraction** de l'information caractéristique contenue dans une image.
- Le résultat s'appelle très souvent la **description structurelle**.
- Le résultat peut être une image ou une **structure de données** permettant une description des entités contenues dans l'image : informations qualitatives et quantitatives.
- Essentiellement, l'analyse de l'image fait appel à la segmentation : association à chaque pixel de l'image un **label** en s'appuyant sur l'information intensité et sa distribution spatiale.

# Segmentation

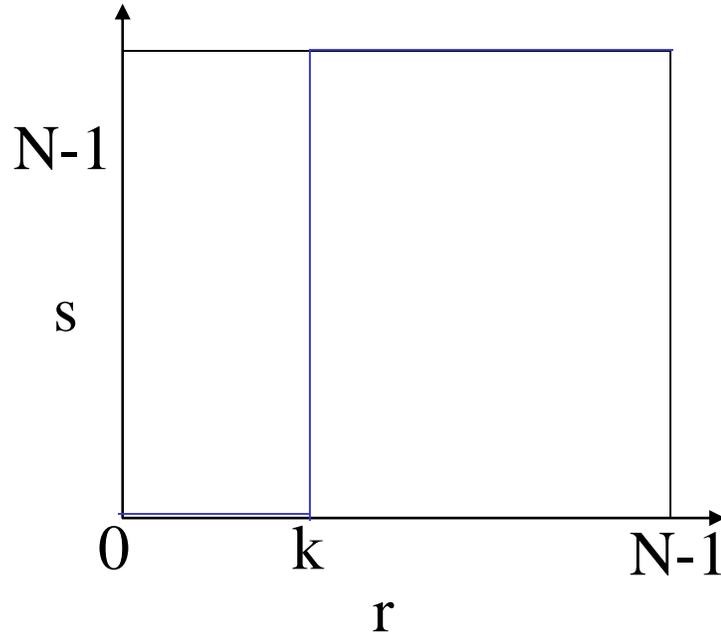
- La segmentation d'images est un domaine vaste où l'on retrouve de très nombreuses approches :
  - Le seuillage
  - Étiquetage contextuel : la relaxation
  - La détection de frontières
  - La recherche de régions
  - L'approche de la classification

# Segmentation

- **Le seuillage :**
  - Le seuillage segmente une image en plusieurs classes (formes) en n'utilisant que l'histogramme.
  - Une classe est caractérisée par sa distribution de niveaux de gris. A chaque pic de l'histogramme est associée une classe
  - Il existe plusieurs méthodes de seuillage d'un histogramme. Elles sont adaptées à des histogrammes avec des pics séparés.
  - Le plus souvent ces méthodes s'utilisent dans le cas particulier de la segmentation en deux classes: fond et forme (i.e. passage à une image binaire)

# Segmentation

- **Le seuillage manuelle:**
  - Le seuillage manuelle consiste à choisir un seuil arbitraire ( $i$  : niveau de gris) (ou plusieurs seuils dans le cas d'un histogramme multi-modale):



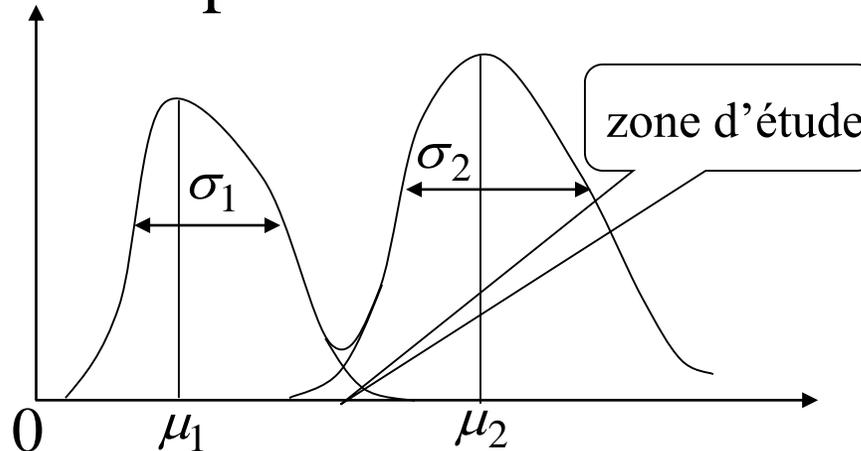
$$\text{si } f(i, j) \leq k \quad f(i, j) = 0$$

$$\text{si } f(i, j) > k \quad f(i, j) = N - 1$$

# Segmentation

- **Le seuillage automatique ou dynamique :**
  - Le seuillage dynamique consiste à déterminer automatiquement le seuil  $i$  qui sépare le fond de la forme.
  - On réalise l'histogramme de l'image à étudié qui représente deux pics. Le but est de chercher la valeur du seuil  $i$  correspondante à la vallée entre les 2 pics :

Les 2 pics sont  
Assimilés à 2  
gaussiennes



# Segmentation

- Le seuillage automatique ou dynamique :
  - Détection de vallées :
    - Cette technique est la plus intuitive. On suppose que chaque classe correspond à une gamme distincte de niveaux de gris. L'histogramme est alors multi-modal. La position des minima de l'histogramme  $h$  permet de fixer les  $(m-1)$  seuils nécessaires pour séparer les  $m$  classes.
    - En termes mathématiques, les seuils  $s_i$  sont obtenus par:  $h(s_i) = \text{Min} [ h(k) ]$  pour  $k$  dans  $]m_i, m_{i+1}[$ , où  $m_i$  et  $m_{i+1}$  sont les valeurs moyennes (ou les modes) de l'intensité lumineuse dans les classes  $C_i$  et  $C_{i+1}$ .

# Segmentation

- Le seuillage automatique ou dynamique :
  - Détection de vallées :
    - Malgré le développement de techniques robustes visant à faciliter la détection des vallées, cette méthode, bien que simple, est très peu appliquée car les histogrammes traités sont le plus souvent bruités et unimodaux.

# Segmentation

- Le seuillage automatique ou dynamique :

- Minimisation de la variance :

- La répartition des pixels en N classes est un problème classique de classification. Le choix des seuils  $s_i$  permet de détecter m classes auxquels on peut associer taille ( $t_i$ ), moyenne ( $m_i$ ) et variance  $V_i$  par :

$$t_i = \sum_{D_i} h(j)$$

$$m_i = \frac{1}{t_i} \sum_{D_i} j \cdot h(j)$$

$$V_i = \frac{1}{t_i} \sum_{D_i} (j - m_i)^2 \cdot h(j)$$

où h est l'histogramme normalisé;  $D_i = [s_{i-1}, s_i[$  est la gamme de niveaux de gris correspondant à la classe  $C_i$  (par hypothèse,  $s_0 = 0$ ) .

# Segmentation

- Le seuillage automatique ou dynamique :
  - Minimisation de la variance :
    - A partir de ces indicateurs statistiques, on peut construire la variance intraclasse totale  $W$  par : 
$$W = \sum_i t_i \cdot V_i$$
    - Le meilleur seuillage dans cette approche correspond à une minimisation de la variance intraclasse (méthode de Fisher). Technique difficilement applicable lorsque le nombre de classes est élevé.
    - On teste exhaustivement tous les  $(N-1)$ -uples  $(s_1, \dots, s_{N-1})$  possibles. De plus, il faut que chaque classe ait une taille significative en nombre de niveaux de gris pour que les indicateurs statistiques aient un sens.

# Segmentation

- Le seuillage automatique ou dynamique :
  - Minimisation de la variance :
    - Dans le cas de la binarisation ( $N=2$ ), cette méthode est performante.

Plus récemment, Otsu a proposé de réaliser une maximisation de la variance inter-classe qui, dans le cas de la binarisation, s'exprime par:  $B = t_0.t_1(m_0 - m_1)^2$ , ce qui est rigoureusement équivalent puisque l'on a la relation :  $W + B = \text{constante}$
    - Cependant, la méthode de Otsu est plus intéressante d'un point de vue calculatoire car elle ne nécessite pas de calcul de variances.
    - D'autres critères statistiques sont utilisables : test de Student, distance de Fisher (pour laquelle il existe un algorithme optimisé), ...

# Segmentation

- Le seuillage automatique ou dynamique :
  - Seuillage entropique :
    - Le seuillage entropique est une technique dérivée de la théorie de l'information. Les seuils sont déterminés de manière à maximiser l'entropie  $E$  résultant du découpage de l'histogramme  $h$  en plusieurs classes. En effet, l'entropie mesure la quantité d'information portée par un groupe. Pour un nombre de seuils fixe, on cherche à ce que les classes résultantes portent le maximum d'information.
    - L'entropie totale est calculée de la manière suivante :

$$E = \sum_i E(C_i)$$

où  $C_i$  désigne la classe.

# Segmentation

- Le seuillage automatique ou dynamique :
  - Seuillage entropique :

- $$E(C_i) = - \sum_{j \in D_i} p_j \cdot \log_2(p_j)$$

Où  $D_i$  est l'ensemble des niveaux de gris  $j$  associés à la classe  $C_i$  et  $p_j$  la probabilité *a posteriori* du niveau de gris  $j$ , estimée par :  $p_j = h(j) / \text{taille\_image}$

- La notion d'entropie n'est pas liée à une caractéristique visuelle. C'est pourquoi l'image résultat paraît le plus souvent de moins bonne qualité qu'une image obtenue par une des techniques présentées dans cette partie.

# Segmentation

- Le seuillage automatique ou dynamique :
  - Minimisation de l'erreur de seuillage :
    - La minimisation de l'erreur de seuillage nécessite de faire des hypothèses quant à la nature des distributions de niveaux de gris correspondant aux classes  $C_i$ . Le plus souvent, on utilise le modèle gaussien. On construit donc un histogramme estimé  $T$  par :

$$T(x) = -\sum_{i=1}^N A_i \cdot N_i(x)$$

où  $A_i$  est l'amplitude de la distribution et  $N_i$  une distribution gaussienne de paramètres  $m_i$  (moyenne) et  $s_i$  (écart-type)

$$N_i(x) = \frac{1}{s_i} e^{-\frac{1}{2}((x-m_i)/s_i)^2}$$

# Segmentation

- Le seuillage automatique ou dynamique :
  - Minimisation de l'erreur de seuillage :
    - On fait des hypothèses de séparabilité des modalités :
$$\forall x \in [m_i, m_{i+1}], \quad N_j(x) \approx 0 \text{ si } j \neq i \text{ ou } j \neq i+1$$
    - On se situe dans le domaine continue pour exprimer les erreurs de classification

# Segmentation

- Le seuillage automatique ou dynamique :
  - Maximisation du contraste :
    - Cette technique utilise directement la répartition spatiale des niveaux de gris  $f(i,j)$  dans l'image.
    - L'objectif est de trouver le seuil qui va introduire le maximum de contraste dans l'image résultat. Soit  $s$  un seuil donné. On construit l'ensemble  $K$  par :

$$K(s) = \{(p,q) / f(p) \leq s \leq f(q)\}$$

où  $(p,q)$  sont 2 pixels voisins avec un ordre de voisinage fixé

- On associe à  $K$  le contraste  $C$  défini par :

$$C(s) = \sum_{K(s)} \min(|f(p) - s|, |f(q) - s|)$$

# Segmentation

- Le seuillage automatique ou dynamique :
  - Maximisation du contraste :
    - La valeur retenue pour le seuil sera celle qui maximisera le ratio  $C(s)/\text{Card}[K(s)]$ . Cette méthode en apparence complexe est très intéressante car elle introduit la notion de contexte dans l'étude des couples de pixels voisins. L'histogramme des niveaux de gris n'est plus la seule source d'information. Cette idée sert de base aux méthodes contextuelles.

# Segmentation

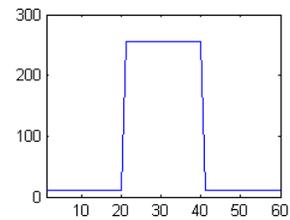
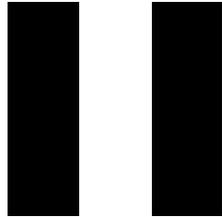
- **Détection de frontières :**
  - La recherche des contours d'objets est un des problèmes les plus étudiés depuis l'origine des travaux sur l'imagerie.
  - Dû à la nature très intuitive du contour qui apparaît très naturellement comme l'indice visuel idéal dans la plus grande partie des situations.
  - les contours sont les lieux de variations significatives de l'information niveaux de gris
  - Dans une image de mosaïque de régions parfaitement homogènes, les transitions sont strictes, et le contour doit être une chaîne de pixels d'épaisseur 1

# Segmentation

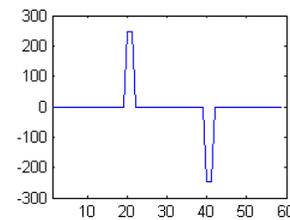
- **Détection de frontières :**
  - La notion de contour étant reliée à celle de variation  $\Rightarrow$  une évaluation de la variation en chaque pixel.
  - Une variation existera si le gradient est localement maximum ou si la dérivée seconde (à définir dans un espace bi-dimensionnel) présente un passage par zéro.

# Segmentation

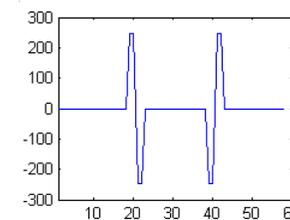
- Détection de frontières :



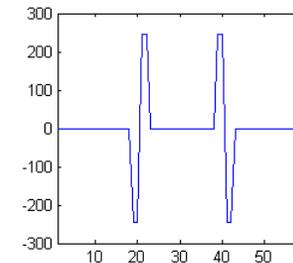
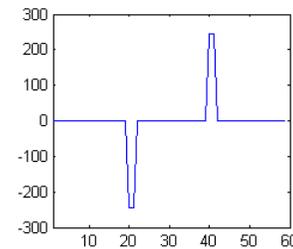
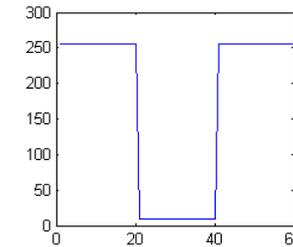
Profile de l'image



Dérivée première

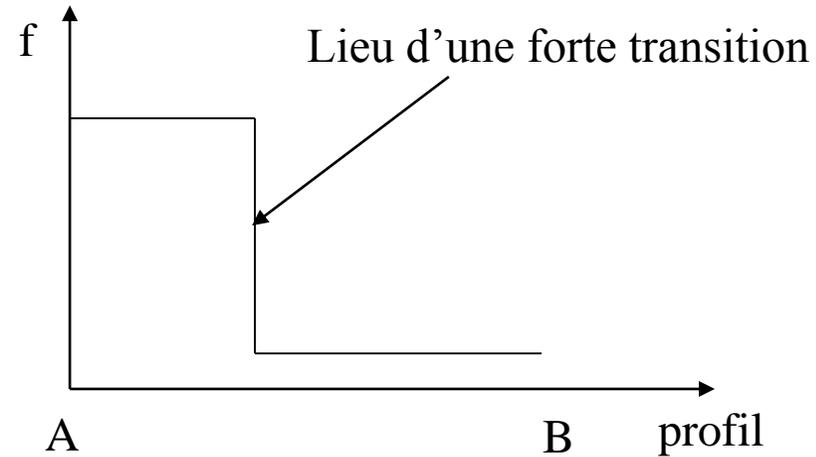
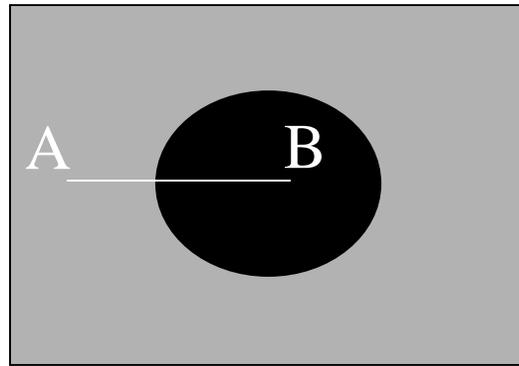


Dérivée seconde

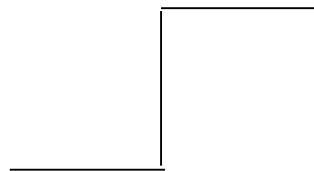


# Segmentation

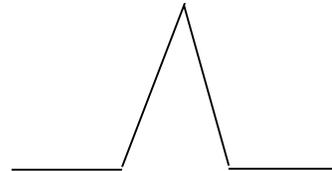
- Détection de frontières :
  - Définition d'un contour :



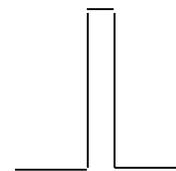
- Différents types de contours :



Marche



Toit



Pointe

# Segmentation

- Détection de frontières :
  - Principe de détection : filtre passe haut
  - Approche gradient :

$$\nabla f(i, j) = \left( \frac{\partial f}{\partial x}(i, j), \frac{\partial f}{\partial y}(i, j) \right)$$

- Approche laplacien :

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

# Segmentation

- Détection de frontières :
  - Mise en oeuvre de filtres dérivés
  - Propriété du produit de convolution :

$$f_x(x, y) = \frac{\partial}{\partial x} (f(x, y) * h(x, y)) = f(x, y) * \frac{\partial}{\partial x} h(x, y)$$

$$f_y(x, y) = \frac{\partial}{\partial y} (f(x, y) * h(x, y)) = f(x, y) * \frac{\partial}{\partial y} h(x, y)$$

$$f_d(x, y) = \sum_{i=-m}^m \sum_{j=-n}^n f(x+i, y+j) \cdot h_d(i, j)$$

d peut être une direction quelconque

# Segmentation

- Détection de frontières :

- Calcul d'un gradient :

- Le gradient, en un pixel, est un vecteur caractérisé par
      - son amplitude

$$\|\nabla f\| = \begin{cases} \sqrt{f_x^2 + f_y^2} \\ |f_x + f_y| \\ \max(|f_x|, |f_y|) \end{cases}$$

- sa direction :

$$\theta = \arctan\left(\frac{f_y}{f_x}\right)$$

# Segmentation

- Détection de frontières :

- Calcul d'un gradient :

- Filtres passe-haut : (dérivation par différences finies)

- Filtres séparables :  $H = H_x \cdot H_y$

- Exemple :

$$f(x+h, y) = f(x, y) + h \frac{\partial f}{\partial x}(x, y) + h \cdot \varepsilon(x, y)$$

$$f(x-h, y) = f(x, y) - h \frac{\partial f}{\partial x}(x, y) + h \cdot \varepsilon(x, y)$$

on fait la différence et en déduit une estimation de  $f_x$

$$f(x+h, y) - f(x-h, y) \approx 2 \cdot h \cdot \frac{\partial f}{\partial x}(x, y)$$

$h$  est le pas de discrétisation, en image  $h=1$  :

$$f_x(i, j) \approx \frac{1}{2} (f(x+1, y) - f(x-1, y))$$

# Segmentation

- Détection de frontières :

- Calcul d'un gradient :

- Filtre de Prewitt :

- Masque :

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

10	10	90	100	100
10	10	90	100	100
10	10	90	100	100
10	10	90	100	100
10	10	90	100	100



0	240	270	30	0
0	240	270	30	0
0	240	272	30	0
0	240	270	30	0
0	240	270	30	0

# Segmentation

- **Détection de frontières :**

- **Calcul d'un gradient :**

- **Filtres passe-haut : (dérivation par différences finies)**
  - Inconvénients : 2 directions sont représentées
  - Solutions : calculer les dérivées dans plusieurs directions (0°,45°,90°,135°, etc.)
- **Quelques opérateurs connus : Prewitt, Sobel, Roberts, Kirsh, etc...**

- Prewitt

$$h_x = \frac{1}{3} \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad h_y = \frac{1}{3} \begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

- Sobel

$$h_x = \frac{1}{4} \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad h_y = \frac{1}{4} \begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}$$

# Segmentation

- Détection de frontières :
  - Calcul d'un gradient :

- Quelques opérateurs connus :

– Roberts :

$$h_x = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{pmatrix} \quad h_y = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & -1 & 0 \end{pmatrix}$$

– Kirsch :

$$h_x = \frac{1}{15} \begin{pmatrix} -3 & -3 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & 5 \end{pmatrix} \quad h_y = \frac{1}{15} \begin{pmatrix} -3 & -3 & -3 \\ -3 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & 5 \end{pmatrix}$$

# Segmentation

- Détection de frontières :

- Calcul d'un gradient :

- Quelques opérateurs connus :

- Sobel 4 directions :

$$h_{0^\circ} = \frac{1}{4} \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$h_{45^\circ} = \frac{1}{4} \begin{pmatrix} -2 & -1 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{pmatrix} \quad h_{90^\circ} = \frac{1}{4} \begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix} \quad h_{135^\circ} = \frac{1}{4} \begin{pmatrix} 0 & 1 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \\ -2 & -1 & 0 \end{pmatrix}$$

- Kirsch 4 directions :

$$h_{0^\circ} = \frac{1}{15} \begin{pmatrix} -3 & -3 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & 5 \end{pmatrix} \quad h_{45^\circ} = \frac{1}{15} \begin{pmatrix} -3 & -3 & -3 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & 5 & 5 \end{pmatrix}$$

$$h_{90^\circ} = \frac{1}{15} \begin{pmatrix} -3 & -3 & -3 \\ -3 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & 5 \end{pmatrix}$$

$$h_{135^\circ} = \frac{1}{15} \begin{pmatrix} -3 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & -3 \end{pmatrix}$$

# Segmentation

- Détection de frontières :
  - Calcul d'un gradient :
    - Quelques opérateurs connus :
      - Prewitt 4 directions :

$$h_{0^\circ} = \frac{1}{5} \begin{pmatrix} -1 & 1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ -1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad h_{45^\circ} = \frac{1}{5} \begin{pmatrix} -1 & -1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

$$h_{90^\circ} = \frac{1}{5} \begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 1 & -2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad h_{135^\circ} = \frac{1}{5} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ -1 & -1 & 1 \end{pmatrix}$$

# Segmentation

- Détection de frontières :

- Calcul d'un gradient :

- Quelques opérateurs connus Rosenfeld:

- La texture est caractérisée par des fortes transitions mais peu intéressante en termes de contours d'objets. Le plus souvent, on ramène les calculs de variations entre valeurs de pixels à des calculs entre valeurs moyennes sur des fenêtres centrées sur ces pixels :

$$f_x(x, y) = \left| f^*(x+r, y) - f^*(x-r-1, y) \right|$$

$$f_y(x, y) = \left| f^*(x, y+r) - f^*(x, y-r-1) \right|$$

où

$$f^*(x, y) = (2.r + 1)^{-2} \sum_{|i+j|<r} f(x+i, y+j)$$

r est la taille de la fenêtre utilisée.

# Segmentation

- Détection de frontières :

- Calcul du laplacien :

- Les points de contour sont situés aux passages par zéro du laplacien :

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

- En faisant une approximation par différences finies on trouve les masques suivants :

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

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

# Segmentation

- Détection de frontières :
  - Calcul du laplacien :
    - Avantages
      - proche du mécanisme de la vision humaine
      - Un seul paramètre
      - Pas de seuil de significativité de l'amplitude
      - Contours fermés
    - Inconvénients
      - Plus grande sensibilité au bruit
      - Pas d'information sur l'orientation du contour

# Segmentation

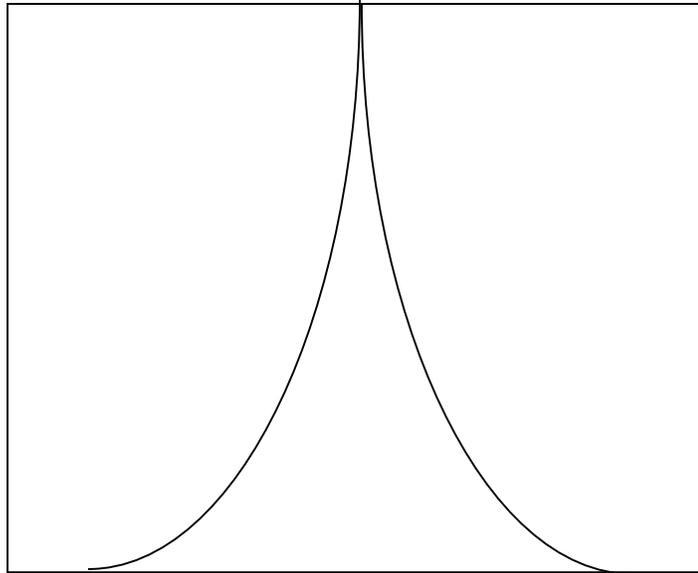
- Détection de frontières :
  - Les approches optimales :
    - Critères de Canny
    - Filtre de Shen-Castan
    - Filtre de Deriche
    - Filtre gaussien

# Segmentation

- Détection de frontières :
  - Les approches optimales :
    - Critères de Canny (Critères de performance) :
      - Détection : l'opérateur doit donner une réponse au voisinage d'un contour,
      - Localisation : le contour doit être localisé avec précision,
      - Réponse unique : un contour doit provoquer une seule réponse de l'opérateur.

# Segmentation

- Détection de frontières :
  - Les approches optimales :
    - Filtre de Shen-Castan :



$$h(x) = ce^{-\alpha|x|}$$

$$c = \frac{1 - e^{-\alpha}}{1 + e^{-\alpha}}$$

Coefficient de normalisation

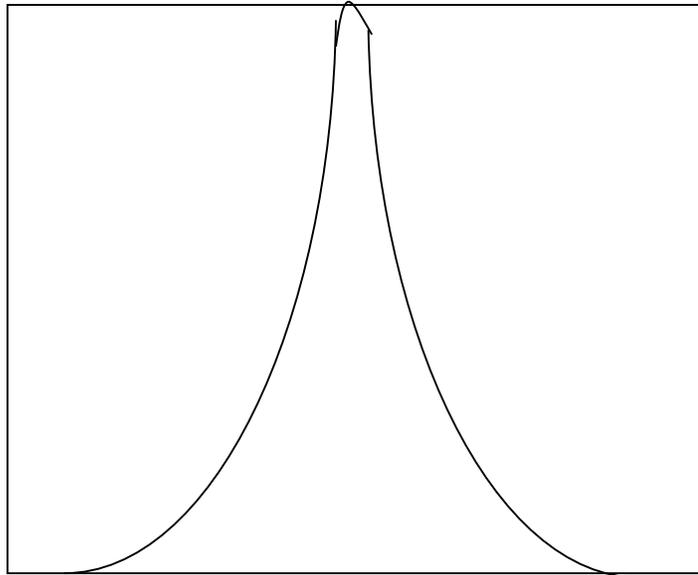
# Segmentation

- Détection de frontières :
  - Les approches optimales :

- Filtre de Deriche :

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

$$k = \frac{(1 - e^{-\alpha})^2}{1 + 2\alpha e^{-\alpha} - e^{-2\alpha}}$$



- Donne une seule réponse en présence d'un contour (contrairement au filtre de Shen-Castan dans certains cas)
- mais est moins précis que le filtre de Shen-Castan
- Anisotrope

# Segmentation

- Détection de frontières :
  - Les approches optimales :
    - Filtre gaussien:

$$H((x, y), \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

# Segmentation

- **Détection de frontières :**
  - **Du gradient au contour :**
    - Une fois le gradient calculé, il faut enchaîner la phase de détection des pixels du contour, par recherche des maxima de la dérivée ou par passage de zéro de la dérivée seconde (zero-crossing)
    - Détermination des seuils sur l'amplitude :
      - On fixe 2 seuils  $s_b$  un seuil bas et  $s_h$  un seuil haut tels que :
      - *si*  $\|\nabla f(x, y)\| < s_b$  alors  $(x, y)$  n'est pas un point contour
      - *si*  $\|\nabla f(x, y)\| > s_h$  alors  $(x, y)$  n'est pas un point contour
      - *si*  $s_b \leq \|\nabla f(x, y)\| \leq s_h$  alors l'appartenance à un contour sera fonction du contexte