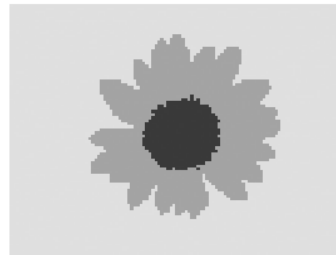


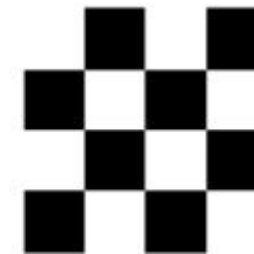
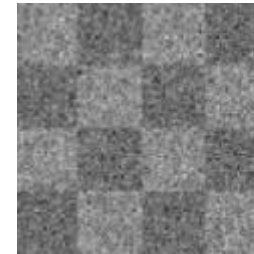
1. Introduction
2. Segmentation par L'approche région
  - 2.1. Segmentation par seuillage
  - 2.2. Segmentation par croissance de régions
  - 2.3. Méthode par séparation-fusion (split and Merge)
3. Segmentation par détection des contours
  - 3.1. Introduction
  - 3.2. Mise en évidence des zones de contours (Approximation Gradient et Laplacien)
  - 3.3. Autres approximations du Gradient
  - 3.4. Autres approximations du Laplacien
  - 3.5. Filtre Laplacien de Gaussienne (LoG)
  - 3.6. Résumé sur les méthodes dérivatives
4. Conclusion

- Comprendre le principe de la segmentation
- Comprendre la différence entre l'approche région et l'approche de contour
- Définir les étapes des méthodes dérivatives

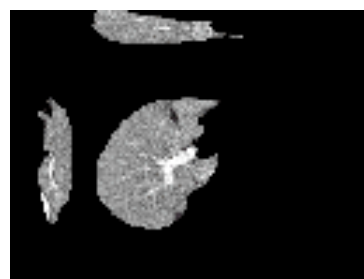
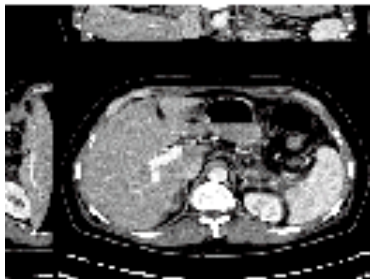
- La segmentation est une étape importante dans un système de reconnaissance de formes.
- La segmentation permet d'extraire d'une image, une information structurelle.
- L'objectif est de découper l'image en plusieurs régions, dans lesquelles les pixels vérifient un certain critère d'homogénéité.



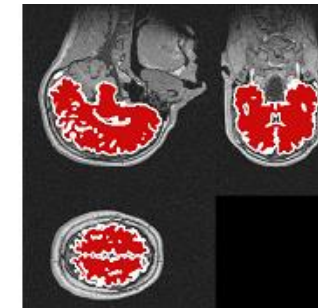
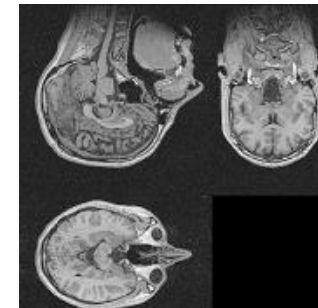
Segmentation



Segmentation



Segmentation : foie



Segmentation : cortex cérébral



La segmentation est un axe de recherche très actif. Elle présente une étape très importante dans un système de vision. Les approches de segmentation peuvent être classées en trois principales familles :

- **Les approches basées sur les régions**

Cette approche permet l'identification des régions dans l'image en se basant sur un critère d'homogénéité.

Exemples: segmentation par seuillage, segmentation par classification, segmentation par accroissement de région...

- **Les approches basées sur les contours**

Rechercher les discontinuités entre régions : ces approches se basent principalement sur les détecteurs de contours.

- **Approches duales (régions et contours)**

### 1. Segmentation par seuillage:

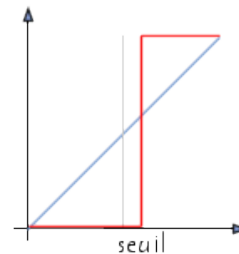
Cette approche s'appuie uniquement sur l'information donnée par l'histogramme de l'image.

La segmentation par seuillage est une technique simple et très courante pour la segmentation d'objets dans les images numériques.

Exemple :



Image originale



Seuillage



Image binaire

Le seuillage peut être :

- Global : un seuil est appliqué sur toute l'image.
- Local adaptatif : un seuil pour chaque partie de l'image.

### 1. Segmentation par seuillage:

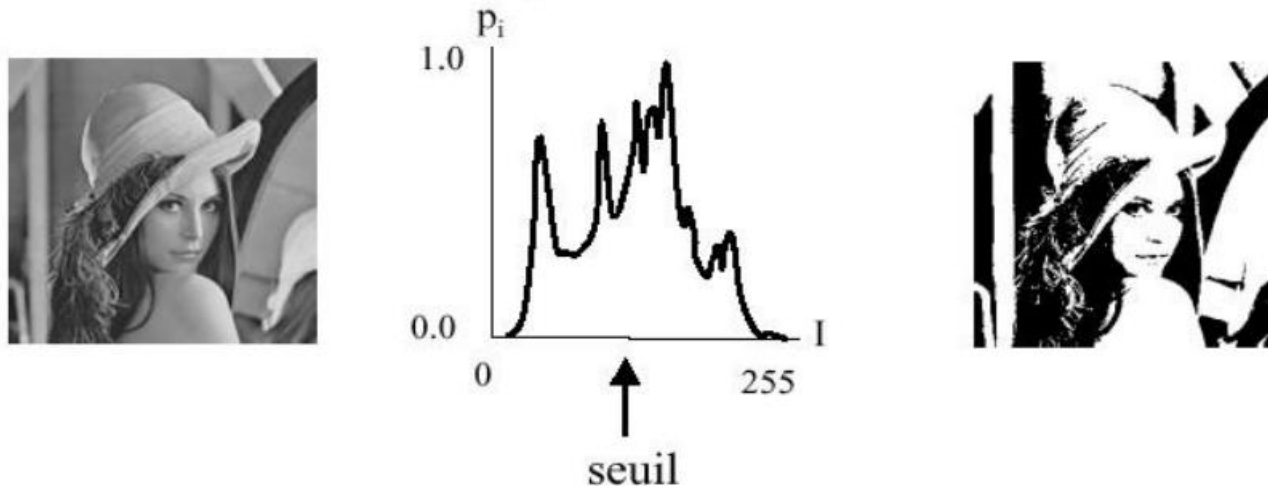
#### Seuillage Global :

Pour une image  $I$ , le seuillage est dit simple :

Si  $I(n,m) \geq \text{seuil}$  alors  $I(n,m) = 1$

Si  $I(n,m) < \text{seuil}$  alors  $I(n,m) = 0$

Le seuillage global simple donne une image binaire.



Cette méthode est efficace dans le cas particulier de la segmentation en deux classes.

### 1. Segmentation par seuillage:

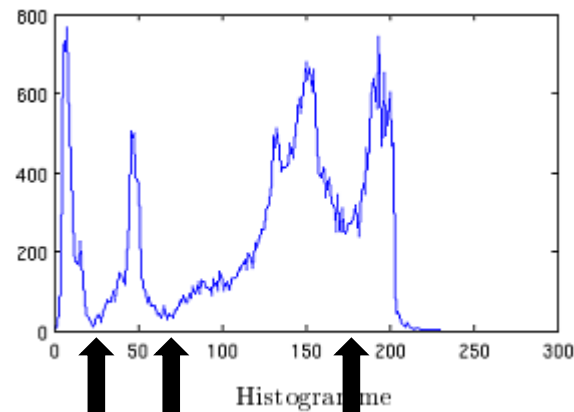
Le seuillage multiple consiste à découper l'image en un ensemble de régions correspondant à un intervalle de niveau de gris

$$g(x, y) = \begin{cases} 2 & \text{si } f(x, y) > T_2 \\ 1 & \text{si } T_2 \geq f(x, y) > T_1 \\ 0 & \text{si } f(x, y) \leq T_1 \end{cases}$$

**Exemple :** Les seuils peuvent être définis comme le niveau de gris du minimum de l'histogramme sur chaque intervalle



(a) Image de départ



(b) Image segmentée,  
seuils: 24, 67, 182

### 1. Segmentation par seuillage:

#### Seuillage local:

La limitation du seuillage global est donnée dans l'image ci-dessous :

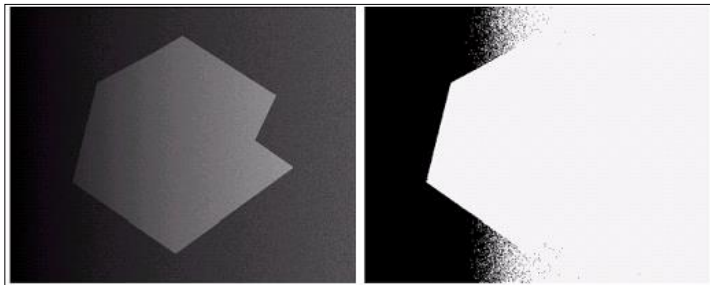


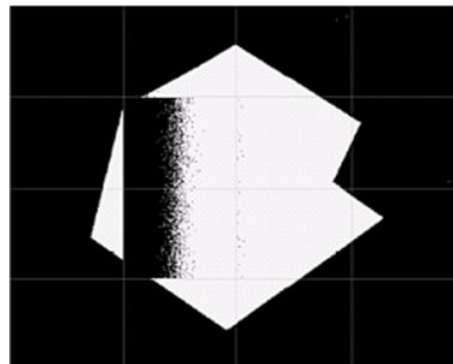
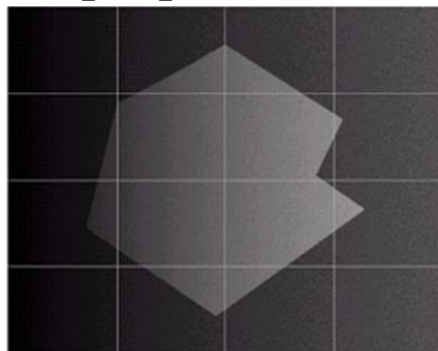
Image originale

Image segmentée



La Solution est le seuillage local

**Principe** : La solution consiste à découper l'image en plusieurs portions et attribuer un seuil à chaque portion



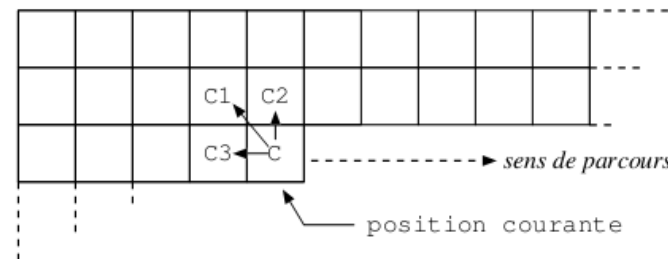
Découper encore !!!



### 2. Segmentation par accroissement de région :

#### Principe :

- Les approches par accroissement de région partent de petits éléments de l'image, ou des pixels, et les regroupent suivant un critère d'homogénéité.
- L'image est parcourue de gauche à droite et de haut en bas ou inversement.



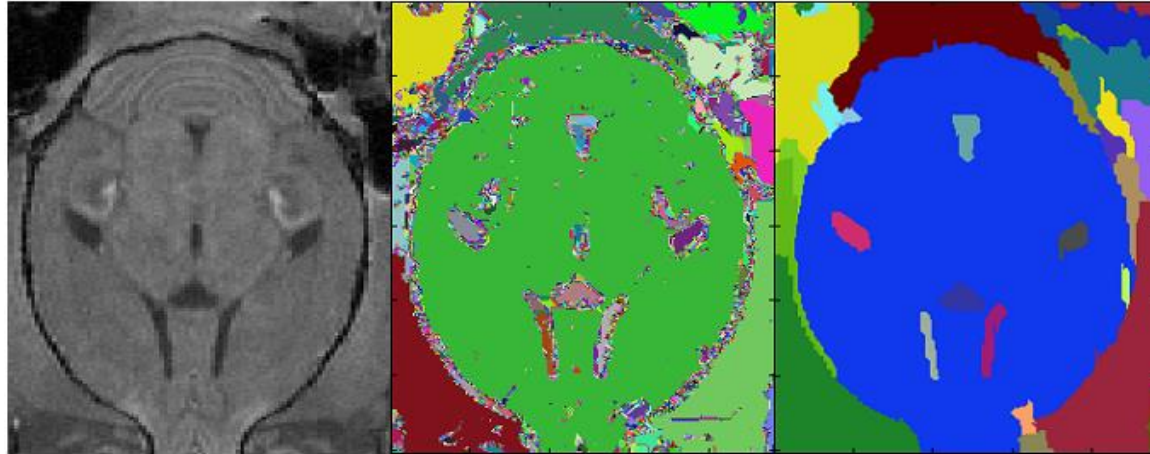
- Chaque pixel de l'image est inclus dans les régions de pixels voisines si le critère est vérifié, ou bien dans une nouvelle région sinon.
- Le test d'homogénéité peut être la variation d'intensité, variance faible...

$$|I - I'| < s$$

Où  $I'$  est un pixel voisin de  $I$ , et  $s$  un seuil arbitraire à déterminer.

- Supprimer certaines régions, considérées comme trop petites, contenant un nombre de pixels inférieur à un certain seuil.

### 2. Segmentation par accroissement de région :



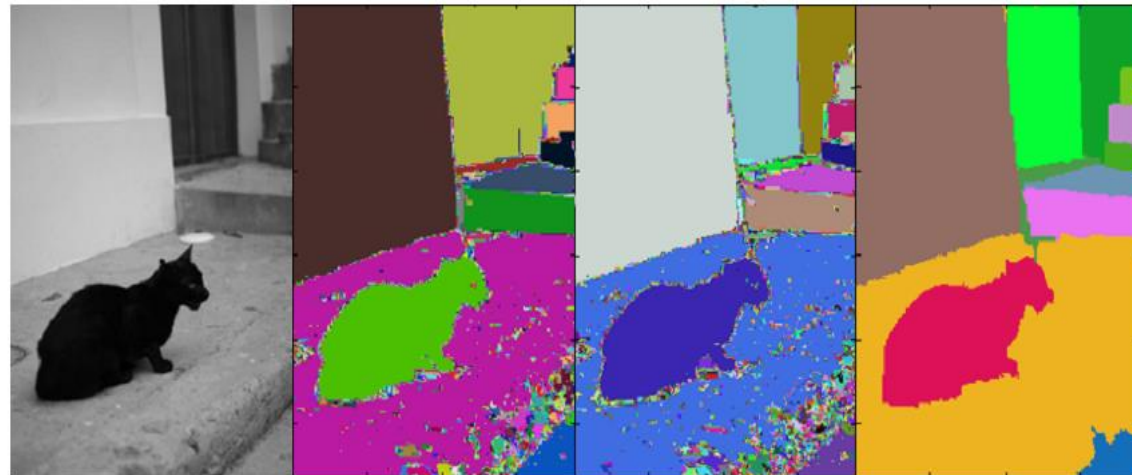
(a) Image de départ

(b) Image segmentée, avec PM,

$s = 2$

(c) Image segmentée, avec PM,

$s = 2, \text{sup} = 75$



(a) Image de départ

(b) Image segmentée,

avec  $s = 5$

(c) Image segmentée,

avec  $s = 4$

(d) Image segmentée,

avec  $s = 4, \text{sup} = 200$

### Remarques :

- PM signifie que l'image de départ est au préalable filtrée.
- Les régions de moins de **sup** pixels ont été supprimées.
- Le seuil  $s$  influence beaucoup sur le résultat final.
- Les résultats obtenus avec cette méthode dépendent des conditions initiales (pixels d'amorçage)

### 3. Segmentation par « Split and Merge » :

- Cet algorithme est inspiré de l'algorithme d'accroissement de région.

**Principe : cet algorithme opère sur deux étapes :**

#### 1) split (Diviser):

- On divise l'image en 4 régions et on fait un test d'homogénéité
- Si on considère la région homogène on s'arrête, sinon on divise cette région en 4 régions.
- On continue ainsi sur chaque sous région et on s'arrête lorsque toutes ces régions sont homogènes.

#### 2) Merge (fusion) :

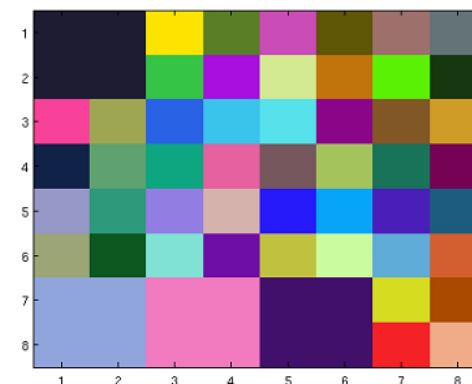
- La procédure de découpage (Split) aboutit à un nombre de régions trop élevé.
- L'étape de fusion (Merge) est chargée de regrouper les régions voisines (régions adjacentes) si elles vérifient le critère d'homogénéité.

**Exemple: Critère**

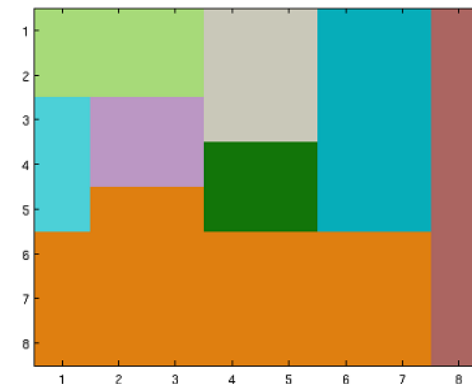
d'homogénéité : les pixels  
d'une région ont la même  
intensité.

$$I = \begin{bmatrix} 10 & 10 & 10 & 40 & 40 & 60 & 60 & 200 \\ 10 & 10 & 10 & 40 & 40 & 60 & 60 & 200 \\ 80 & 100 & 100 & 40 & 40 & 60 & 60 & 200 \\ 80 & 100 & 100 & 150 & 150 & 60 & 60 & 200 \\ 80 & 1 & 1 & 150 & 150 & 60 & 60 & 200 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 200 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 200 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 200 \end{bmatrix}$$

Image initiale



Split



Merge

### 3. Segmentation par « Split and Merge » :



Image initiale

**Application :** ► Critère d'homogénéité : un seuil sur la variance des régions.

- Si  $\text{variance} \geq \text{seuil}$  alors la région R est découpée.
- Si  $\text{variance} \leq \text{seuil}$  alors les régions adjacentes sont fusionnées.

$$\text{variance} = \frac{\sum_{i,j} (R_{i,j} - \text{moyenne})^2}{\text{nombre\_de\_pixels}}$$

$$\text{moyenne} = \frac{\sum_{i,j} R_{i,j}}{\text{nombre\_de\_pixels}}$$



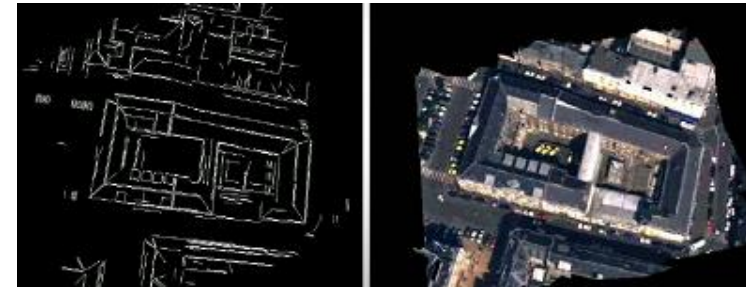
Split

Merge

Merge avec sup = 100

### 1. Introduction:

- La détection du contour est une opération très coutante en vision.
- L'image contour est généralement une image binaire de faible taille
- Le contour détecté présente une information importante sur les différents objets de l'image.
- La détection de contour permet l'extraction des objets dans l'image

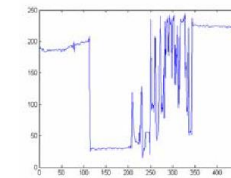




### 1. Introduction:

#### ▪ Définition :

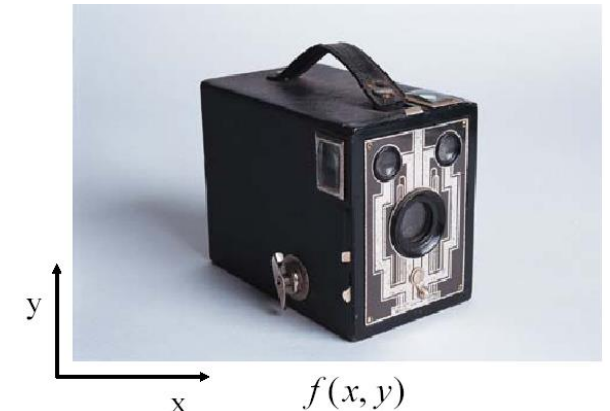
- Un contour est généralement la limite qui sépare les objets qui constituent l'avant-plan (foreground) et l'arrière-plan (background).
- Un contour est caractérisé par un changement brusque d'intensité lumineuse.
- Un filtre passe-haut est utilisé pour la détection des contours



#### ▪ Méthode :

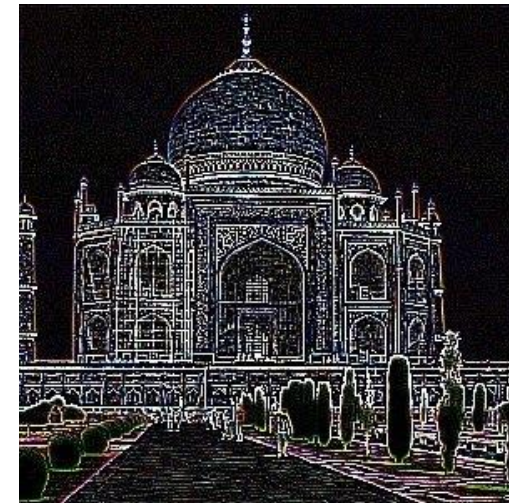
Le gradient (première dérivée) ou la Laplacien (deuxième dérivée) de l'image sont les opérateurs de bases pour déterminer les contours dans l'image.

$$\vec{\nabla} f(x, y) = \begin{pmatrix} \frac{\partial f(x, y)}{\partial x} \\ \frac{\partial f(x, y)}{\partial y} \end{pmatrix} \quad \nabla^2 f(x, y) = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial x^2} \\ \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial y^2} \end{pmatrix}$$



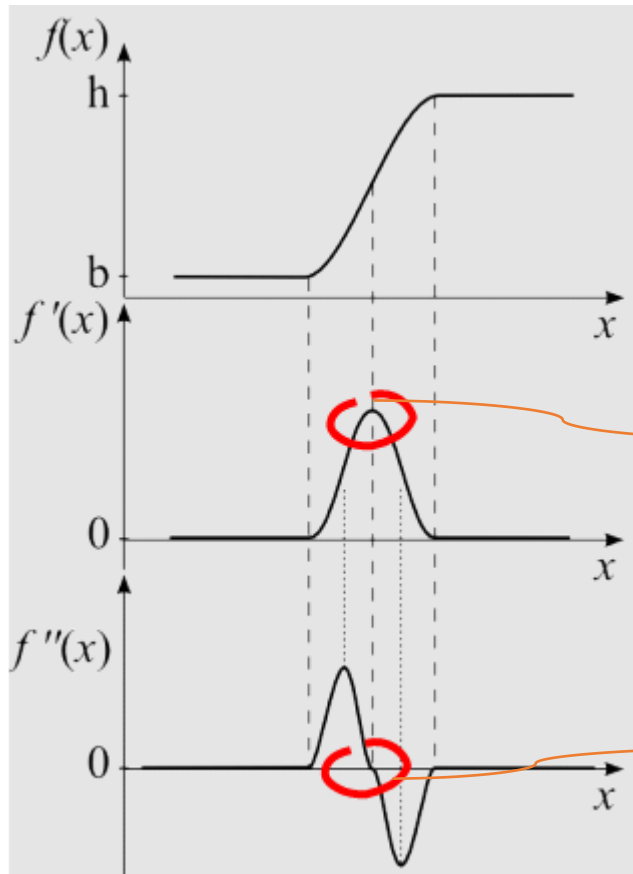
### 1. Introduction:

Il existe plusieurs méthodes de localisation et d'isolation des contours, Le rôle de l'ingénieur de vision est de trouver les opérateurs les mieux adaptés aux exigences de l'image à traiter.



### 2. Mise en évidence des zones de contours :

- Une zone de contour est caractérisée par un passage d'un niveau de gris à un autre niveau différent.



Un maximum local au niveau  
de la dérivée première.

Un passage par 0 au niveau  
de la seconde dérivée.



### 2. Mise en évidence des zones de contours :

#### i). Approximations du gradient :

$$\frac{\partial f}{\partial x}(x_0, y_0) \approx f(x_0 + 1, y_0) - f(x_0, y_0)$$

$$\text{ou} \quad \approx f(x_0, y_0) - f(x_0 - 1, y_0)$$

$$\text{ou} \quad \approx \frac{f(x_0 + 1, y_0) - f(x_0 - 1, y_0)}{2}$$

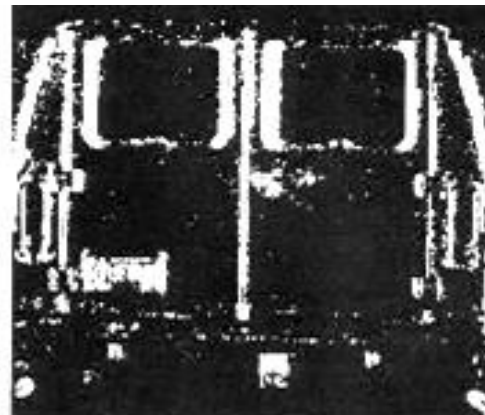
$$\begin{aligned} & \begin{bmatrix} +1 & -1 \end{bmatrix} \\ & \begin{bmatrix} +1 & -1 \end{bmatrix} \\ & \frac{1}{2} \begin{bmatrix} +1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

Masques associés à la dérivée première selon  $x$

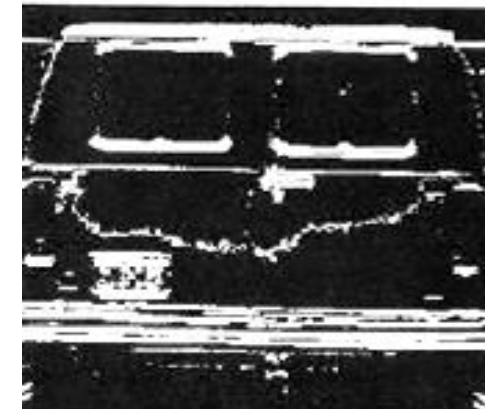
De même pour le masque associé à la dérivée seconde selon  $y$



Image  $f$



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



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

### 2. Mise en évidence des zones de contours :

#### ii). Approximations du Laplacien (2emeDérivée) :

$$\begin{aligned}\frac{\partial^2 f}{\partial x^2}(x_0, y_0) &\approx \frac{\partial}{\partial x} [f(x_0 + 1, y_0) - f(x_0, y_0)] \\ &\approx [f(x_0 + 1, y_0) - f(x_0, y_0)] - [f(x_0, y_0) - f(x_0 - 1, y_0)] \\ &\approx f(x_0 + 1, y_0) - 2f(x_0, y_0) + f(x_0 - 1, y_0) \quad \begin{bmatrix} +1 & -2 & +1 \end{bmatrix}\end{aligned}$$

De même : le masque associé à la dérivée seconde selon y :

$$\frac{\partial^2 f}{\partial y^2}(x_0, y_0) \approx f(x_0, y_0 + 1) - 2f(x_0, y_0) + f(x_0, y_0 - 1)$$

$\begin{bmatrix} +1 \\ -2 \\ +1 \end{bmatrix}$

Masques associés à la 2eme dérivée **selon x**

Masques associés à la 2eme dérivée **selon y**

D'où l'approximation discrète du Laplacien :

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

$$\begin{aligned}\Delta f(x_0, y_0) &\approx f(x_0 + 1, y_0) + f(x_0 - 1, y_0) + f(x_0, y_0 + 1) \\ &\quad + f(x_0, y_0 - 1) - 4f(x_0, y_0)\end{aligned}$$

Masques associés à la 2eme dérivée selon **x et y**

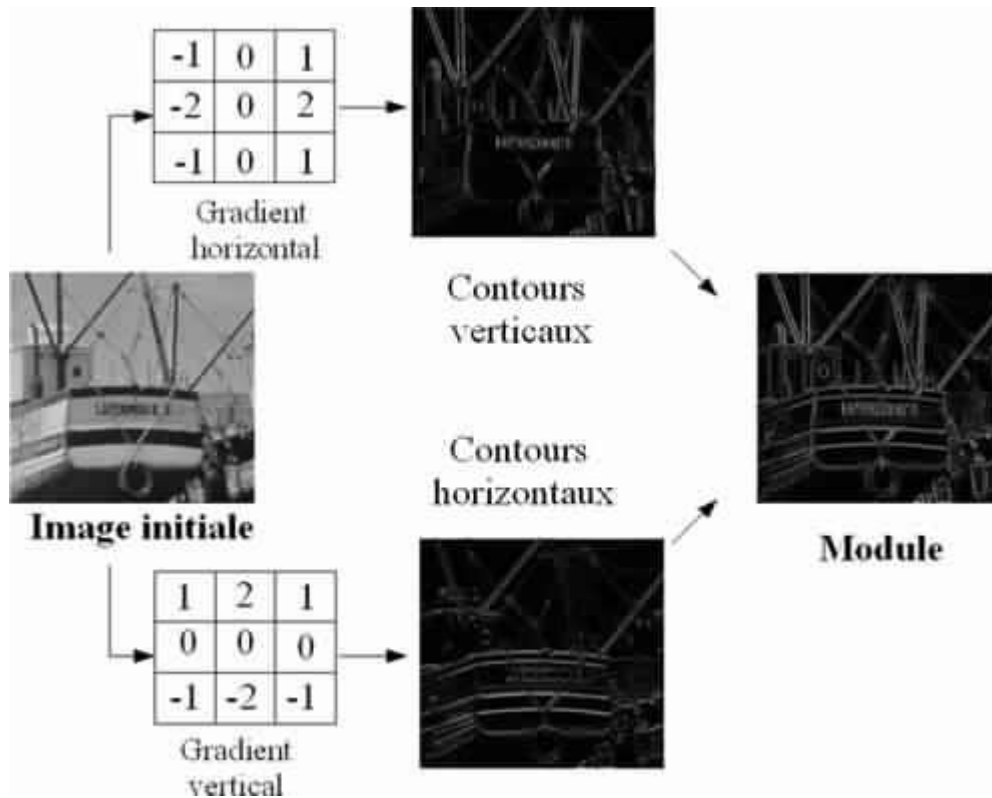
$$\begin{bmatrix} 0 & +1 & 0 \\ +1 & -4 & +1 \\ 0 & +1 & 0 \end{bmatrix}$$

### 3. Autres approximations du Gradient:

#### - Filtres de Sobel :

Soient A : une image initiale.

$G_x$  et  $G_y$  sont respectivement les approximations de la dérivée verticale et horizontale.



$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} * A \quad \text{et} \quad G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} * A$$

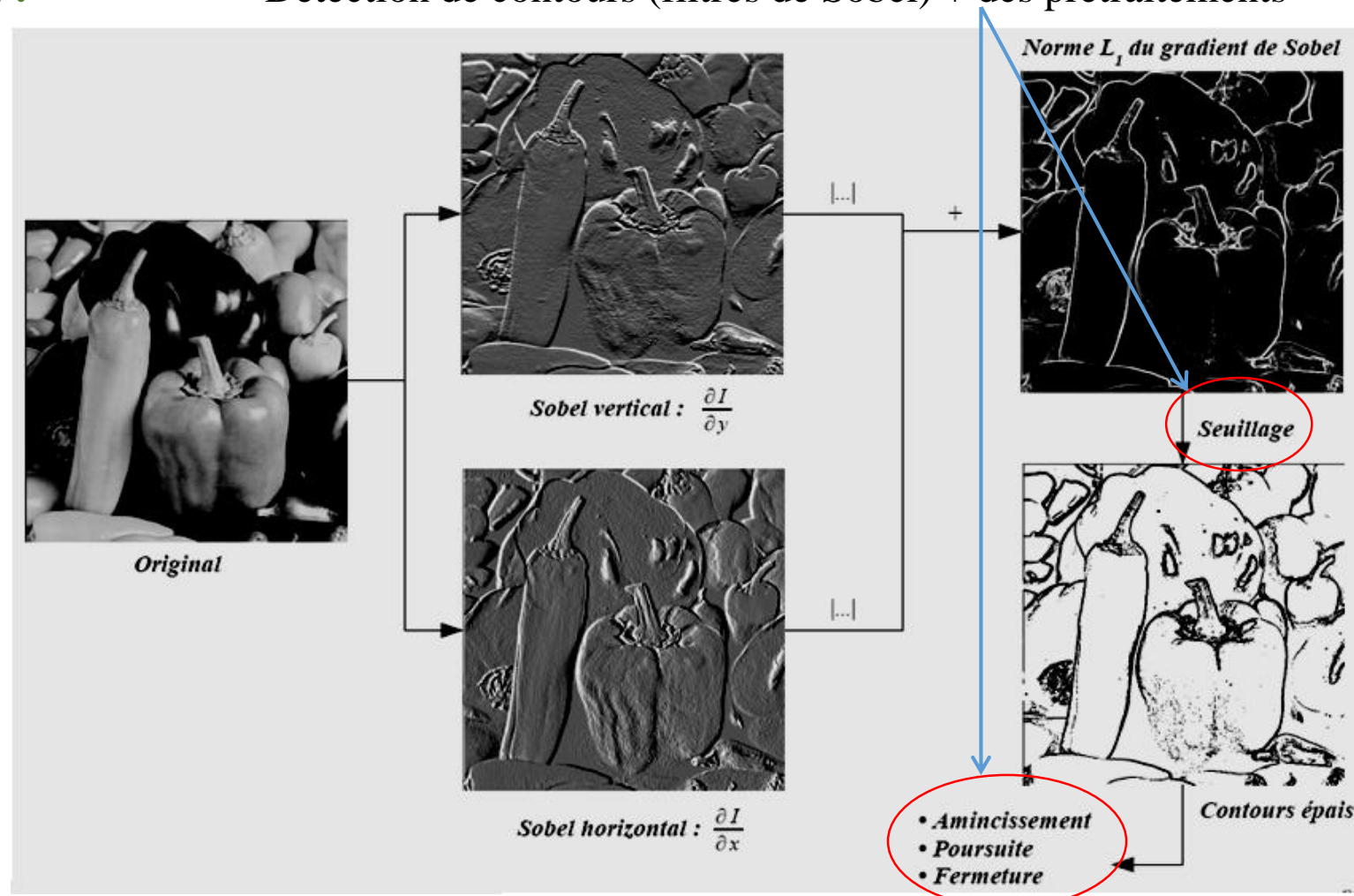
Les approximations des gradients horizontaux et verticaux sont combinées pour obtenir une approximation de la norme du gradient:

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$$

### 3. Autres approximations du Gradient:

#### - Filtres de Sobel :

Détection de contours (filtres de Sobel) + des prétraitements



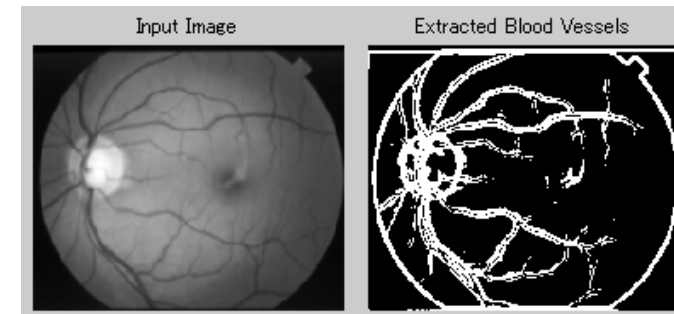
### 3. Autres approximations du Gradient:

- **Filtres de Prewitt :**

Filtre horizontal :  $h = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix}$       Filtre vertical :  $v = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$

- **Filtres de Kirsch :** Ce détecteur utilise huit noyaux de convolution lui permettant de détecter des contours en fonction de huit directions:

$$\begin{array}{l}
 d1 = \begin{pmatrix} 5 & -3 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ 5 & -3 & -3 \end{pmatrix} / 15 \quad d2 = \begin{pmatrix} 5 & 5 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{pmatrix} / 15 \quad d3 = \begin{pmatrix} 5 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{pmatrix} / 15 \\
 d4 = \begin{pmatrix} -3 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & -3 \end{pmatrix} / 15 \quad d5 = \begin{pmatrix} -3 & -3 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & 5 \end{pmatrix} / 15 \quad d6 = \begin{pmatrix} -3 & -3 & -3 \\ -3 & 0 & 5 \\ 5 & 5 & 5 \end{pmatrix} / 15 \\
 d7 = \begin{pmatrix} -3 & -3 & -3 \\ -3 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & 5 \end{pmatrix} / 15 \quad d8 = \begin{pmatrix} -3 & -3 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & -3 \end{pmatrix} / 15
 \end{array}$$



### 4. Autres approximations du Laplacien:

Il existe d'autres approximations discrètes du détecteur Laplacien telles que :

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad \text{ou} \quad \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad \text{ou} \quad \begin{bmatrix} 1 & 4 & 1 \\ 4 & -20 & 4 \\ 1 & 4 & 1 \end{bmatrix} \quad \text{ou} \dots$$

#### ■ Remarques :

- Les détecteurs de contour sont très variés.
- Généralement, les images issues d'un détecteur de contour présentent des objets avec des zones de contour incomplètes.

### 5. Filtre Laplacien de Gaussienne (LoG):

Le filtre Laplacien de Gaussienne ou Le filtre de Marr ou chapeau mexicain

- Le filtre Laplacien de Gaussienne est une combinaison d'un filtre passe-bas suivit d'un filtre passe-haut :

- Le filtre passe-bas est une Gaussienne qui lisse l'image pour diminuer le bruit.
- Le filtre passe-haut est un Laplacien qui détecte les contours.

- Le filtre Laplacien de Gaussienne est un remède contre la sensibilité au bruit :

$$LoG * I = \nabla^2 * G * I = \nabla^2 G * I \quad LoG(x, y) = -\frac{1}{\pi\sigma^4} \left[ 1 - \frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2} \right] e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}}$$

#### ▪ Remarque :

Le paramètre  $\sigma$  permet de varier l'échelle de variation des contours.

- $\sigma$  faible : Détection des contours fins
- $\sigma$  grand : Détection de contour des objets principaux.

Image Originale



$\sigma_1$

<



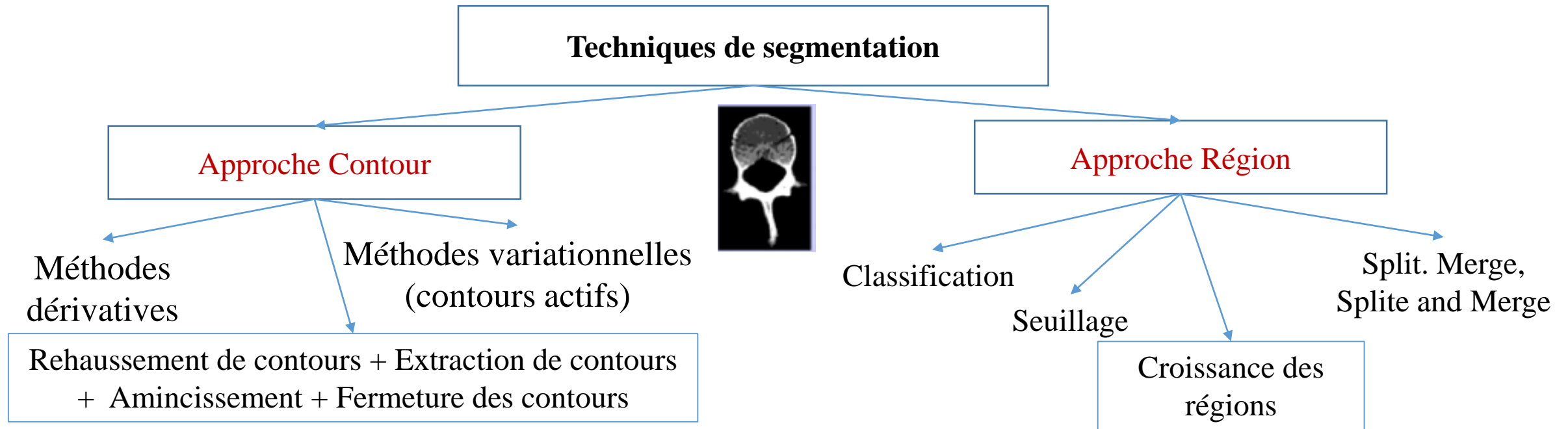
$\sigma_2$

<



$\sigma_3$





- Basées sur l'information de gradient pour localiser les frontières des régions. - Sensibles aux bruits et aux contours mal définis, Elles offrent une bonne localisation spatiale



- Basées sur l'homogénéité sur de caractéristiques calculées sur les niveaux de gris. - Robustes aux bruits mais mauvaise localisation spatiale

