



Université Constantine 2 -Abdelhamid Mehri
Faculté des **Nouvelles Technologies** de l'Information et de la **Communication**
Département Informatique **Fondamentale** et ses **Applications**



Master Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication STIC

Matière : **Imagerie et Vision Artificielle ImVA**

Chapitre 3 : **Segmentation d'images**

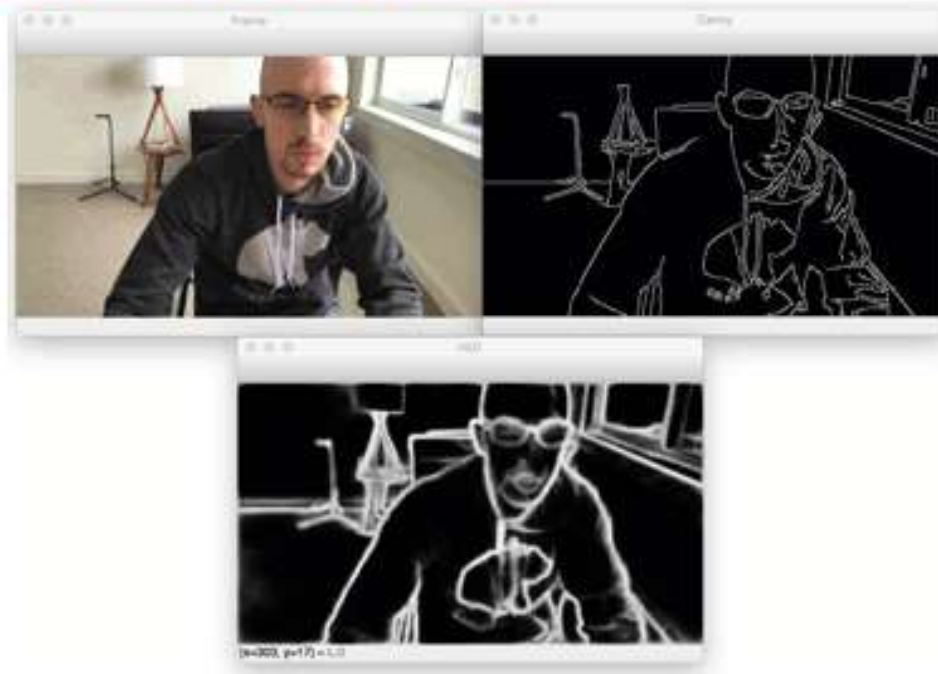
Plan

- Segmentation basée contours
- Segmentation basée région
 - ✓ Seuillage
 - ✓ Division
 - ✓ Fusion
 - ✓ Division fusion
 - ✓ Croissance de région
 - ✓ Segmentation par classification

1-Introduction

- L'analyse d'image nécessite l'identification d'objets qui la composent
- La segmentation est une des étapes de l'analyse d'image
- C'est un traitement de bas-niveau qui consiste à créer une partition de l'image observée en un certain nombre de régions qui pourront par la suite être traitées de manières différentes
- Le choix de la méthode se base sur plusieurs critères :
 - La nature de l'image (optique, infrarouge, satellite...)
 - Les primitives à extraire (contours, segments de droite, régions, textures, formes,...)
 - Les contraintes d'exploitation (fonctionnement en temps réel)

- ❑ 02 grandes approches peuvent envisager pour extraire les zones pertinentes dans l'image.
 1. On cherche des zones de niveau des gris homogènes dans la scène , c'est **l'approche de région**;
 2. On cherche les discontinuité dans la scène, c'est **l'approche de contours**



- ❑ L'information est souvent dans les éléments de contours

❑ Deux approches sont envisageables :

Approche Contour

Approche région

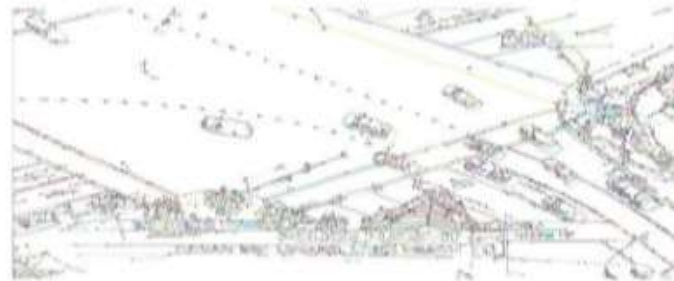
Un contour est une zone de transition entre régions homogènes

Un contour correspond à une variation d'intensité ou d'une discontinuité entre les propriétés de deux ensembles de points

Une région est un ensemble de pixels ayant des propriétés communes qui les différencient des pixels des régions voisines



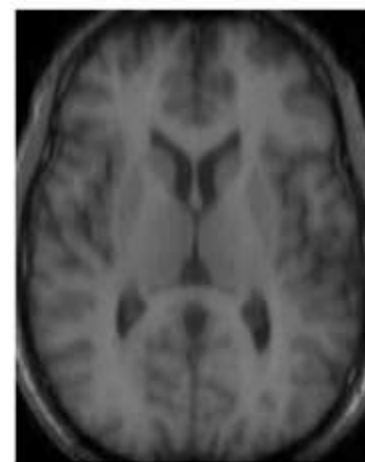
(a) Image originale couleur



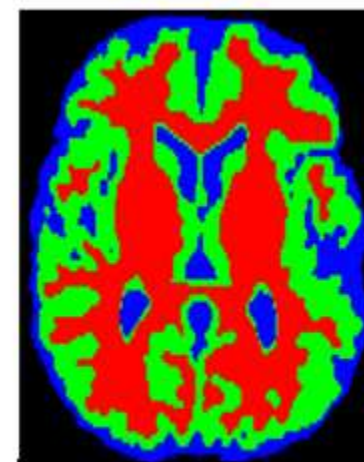
(b) Contours



(c) Régions



(a) coupe axial

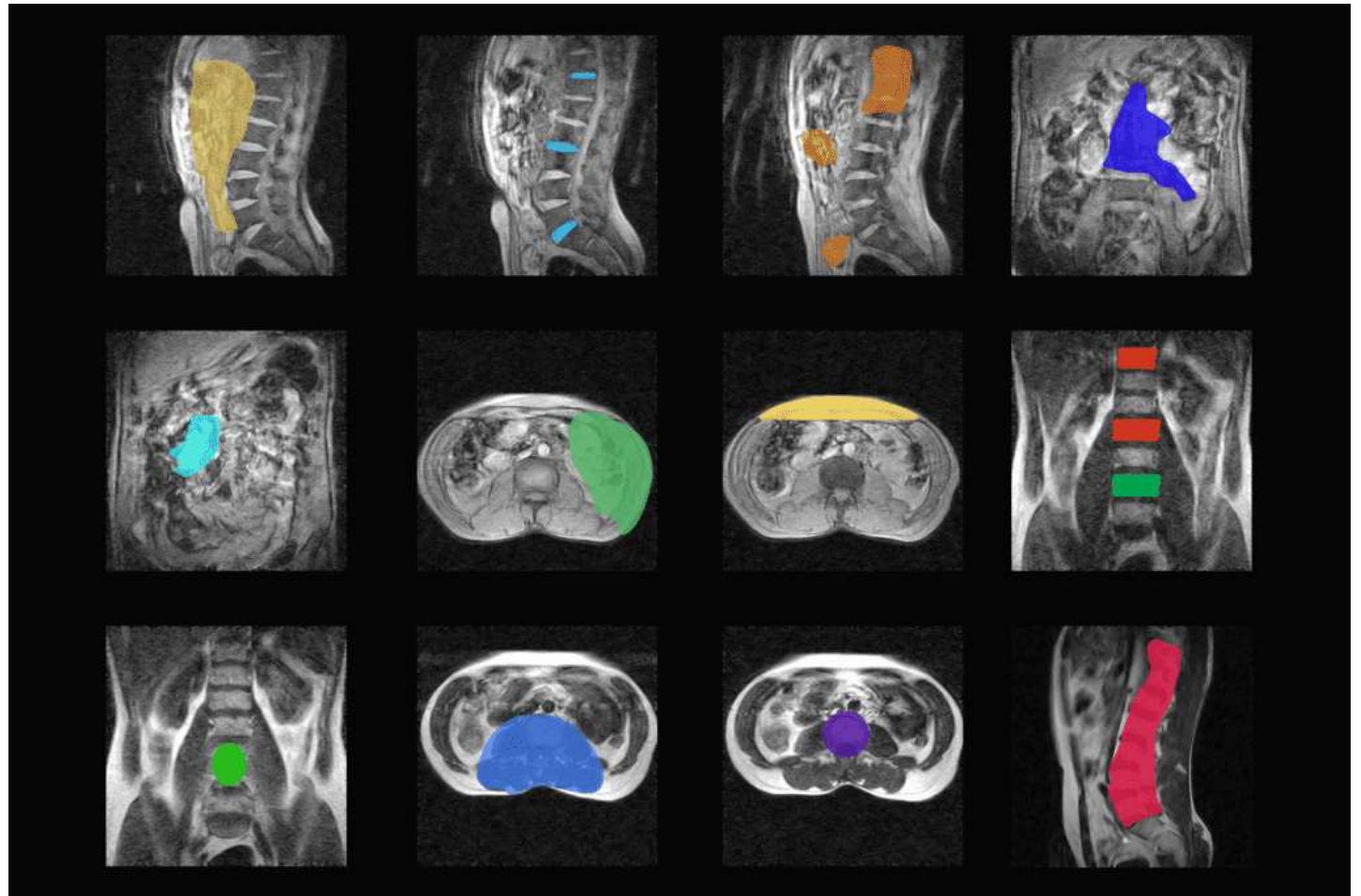


(b) segmentation des tissus

2- Domaines d'application

Imagerie médicale

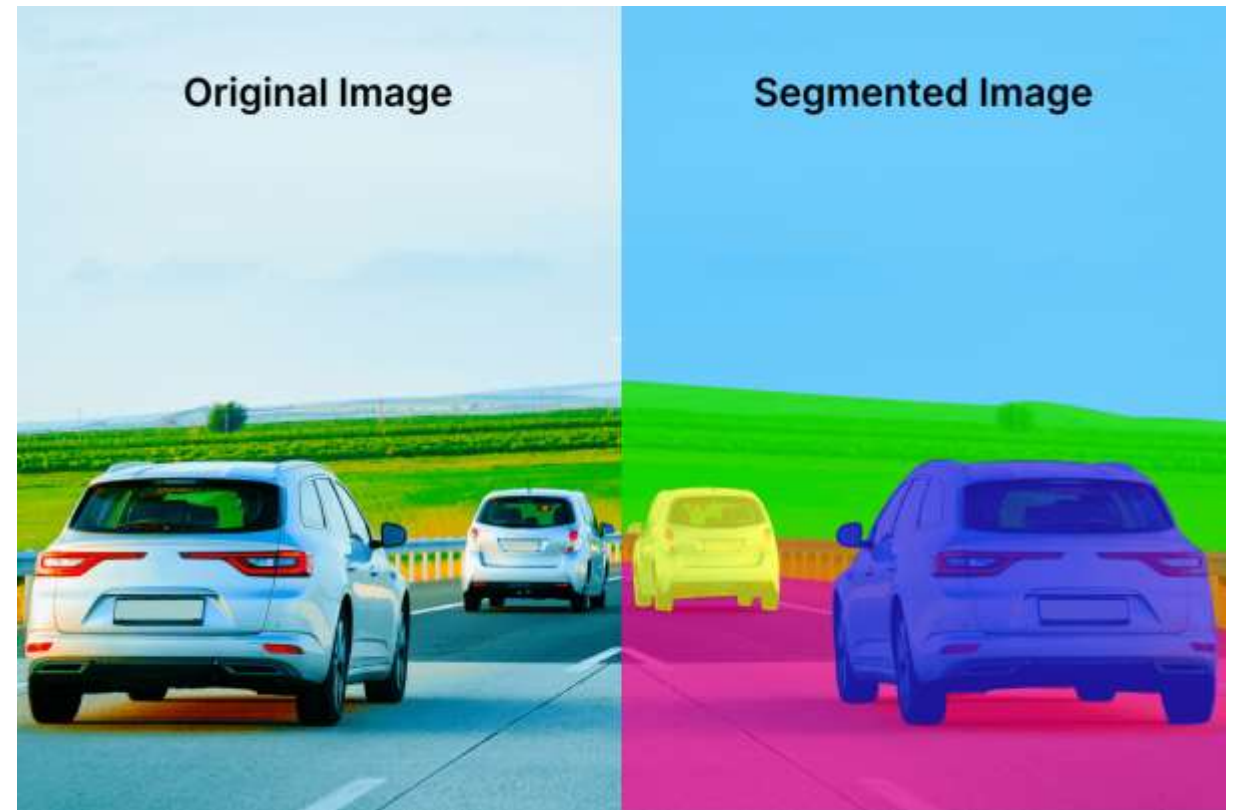
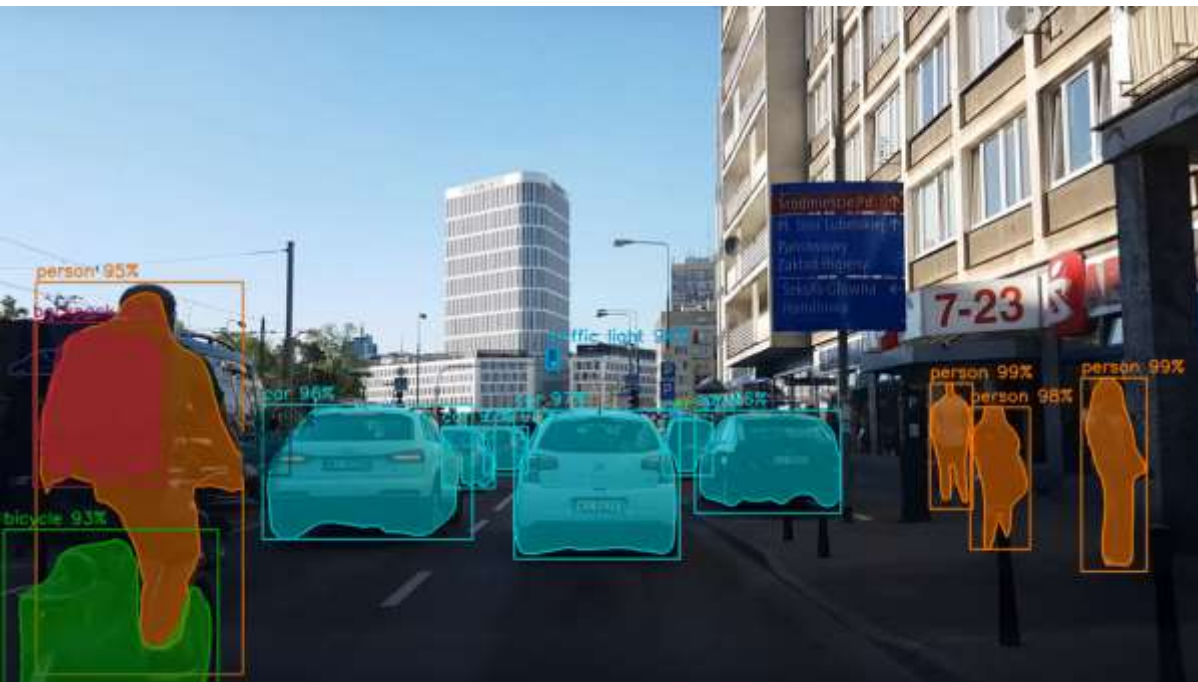
- Détection de tumeurs
- Diagnostic des maladies



2- Domaines d'application

Véhicules autonomes

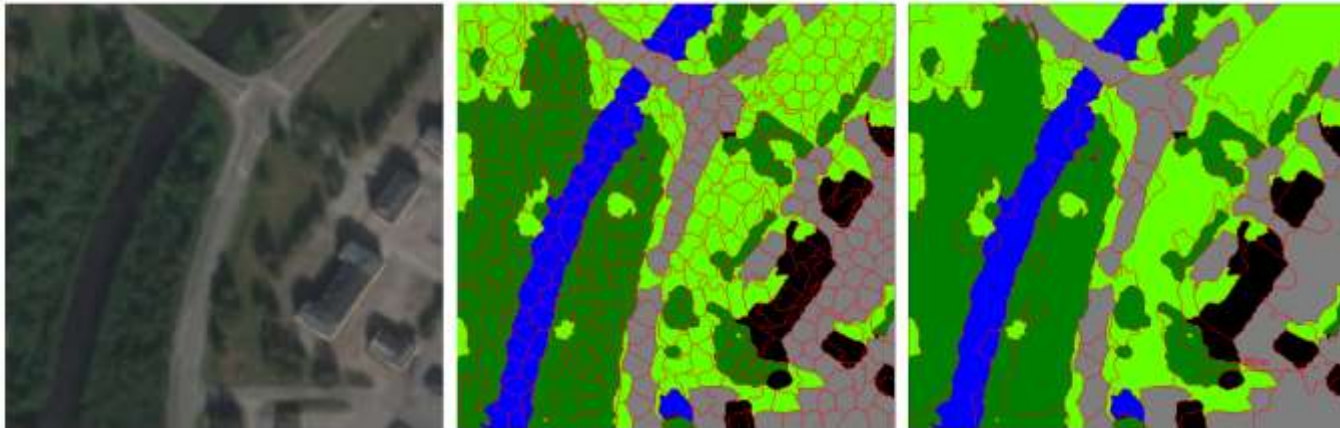
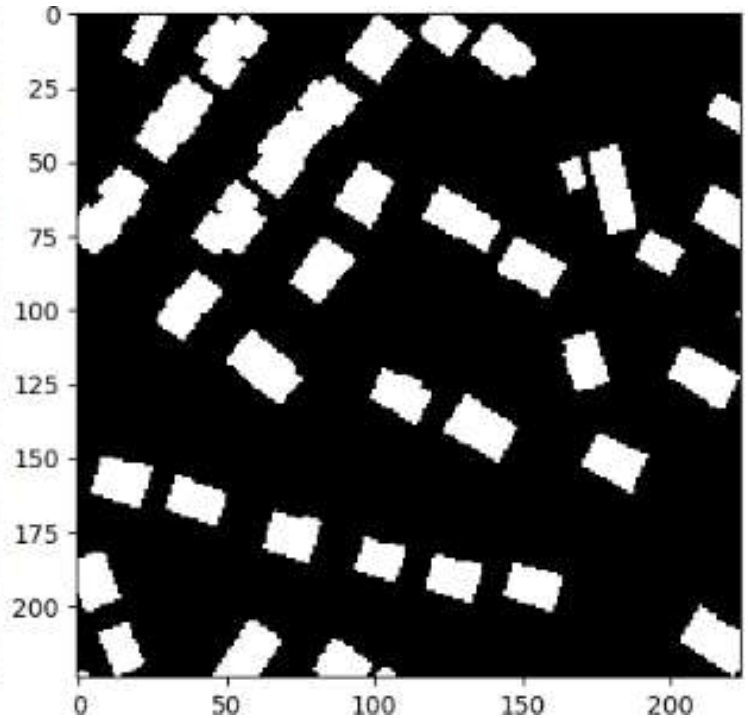
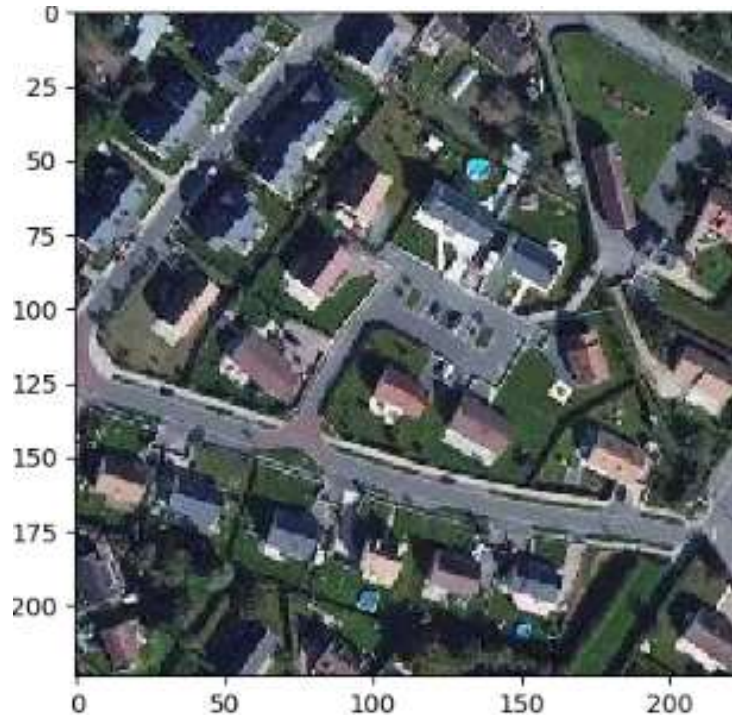
- Comprendre et interpréter l'environnement



2- Domaines d'application

Analyse d'images satellitaires

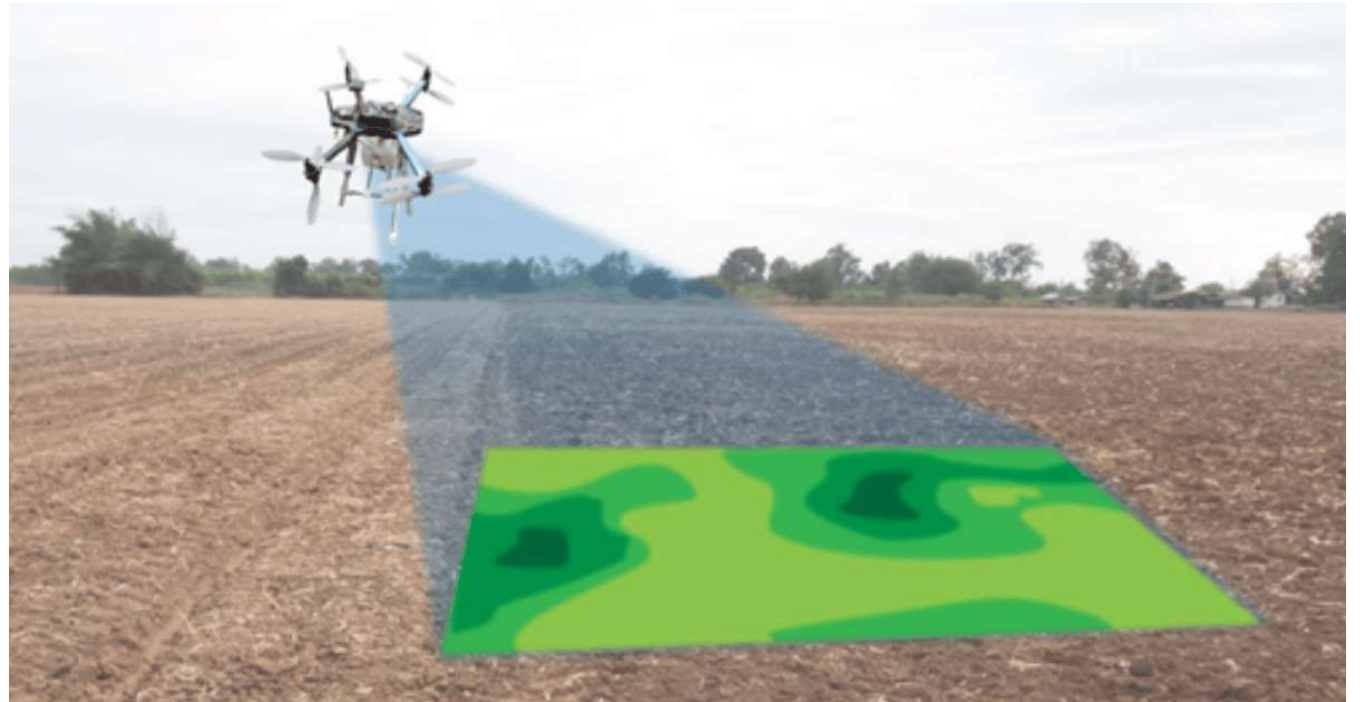
- Building Detection
- Classification



2- Domaines d'application

Agriculture

- Weed and Crop Detection



2- Domaines d'application

Détection de véhicules



2- Domaines d'application

Biométrie :

- Reconnaissance d'empreinte digitale



2- Détection du contour

Pourquoi étudier les contours

➤ Rôle en traitement d'images

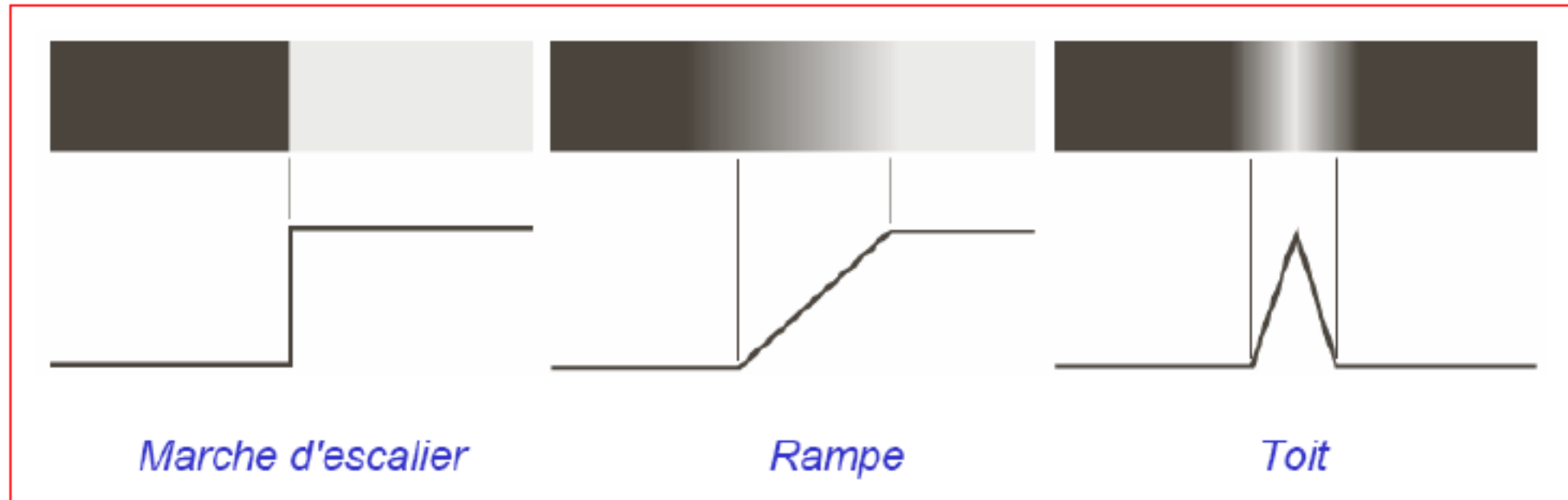
- Réduction d'information
 - Contours : parties les plus informatives d'une image
- Étape souvent nécessaire à l'extraction d'autres primitives
 - notamment géométriques : droites, segments, cercles

➤ Applications en traitement d'images

- Reconnaissance d'objets, de formes, classification de scènes,
- Contrôle d'une chaîne de fabrication,
- Poursuite d'un objet mobile,
- ...etc.

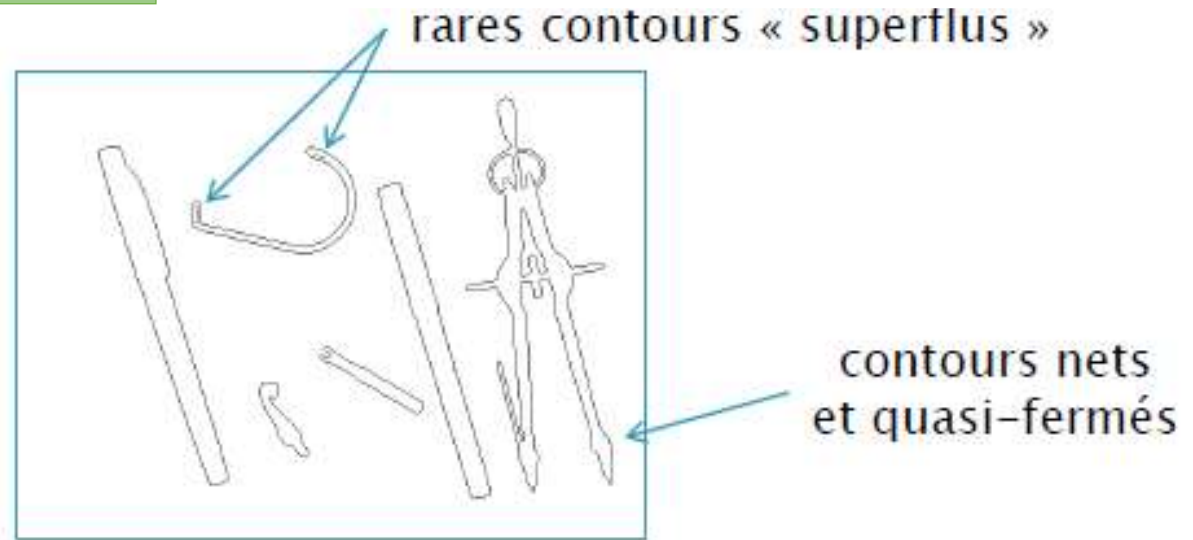
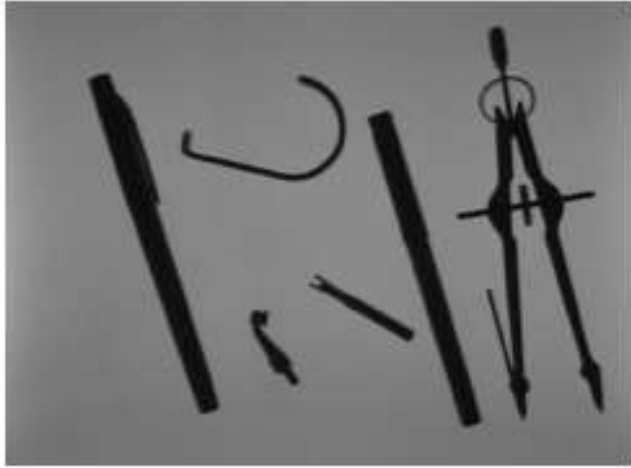
Modèles de contours

- Il existe plusieurs modèles de contours, le modèle le plus courant : Marche d'escalier,
- Exemple de différents modèles de contours : marche d'escalier, rampe et toit :



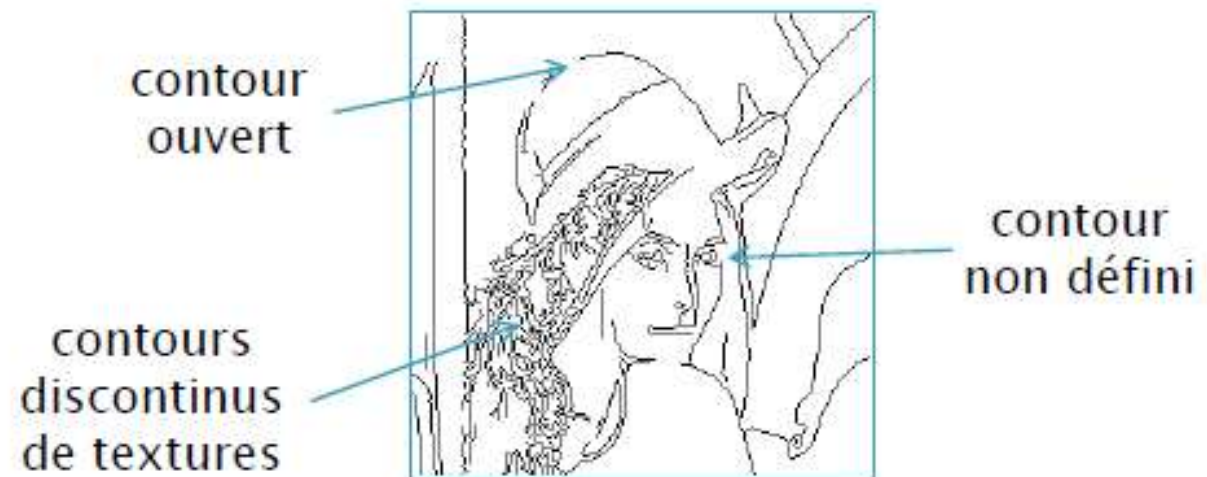
Modèles de contours

Cas simple



Détection par seuillage
d'amplitude de contours

Cas complexe



3-Méthodes de détection : Méthodes dérivatives

- Les méthodes dérivatives sont les plus utilisées pour détecter des transitions d'intensité par différenciation numérique (Première et deuxième dérivé).
- A chaque position, un opérateur est appliqué afin de détecter les transitions significatives au niveau de l'attribut de discontinuité choisi.
- Le résultat est une image binaire constituée de points de contours et de points non-contours.
- De nombreuses techniques d'extraction de contours existent dans la littérature.
 - Les algorithmes basés sur le gradient (ou opérateurs du premier ordre).
 - Les algorithmes basés sur le Laplacien (ou opérateurs du second ordre).

1- L'approche gradient

On utilise la première dérivée pour calculer le gradient. Le gradient, en un pixel, est un vecteur caractérisé par une amplitude et une direction.

L'approximation des deux dérivées est donnée par la relation suivante :

3-Méthodes de détection : Méthodes dérivatives

- L'image est une fonction 2D

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

La dérivée première (gradient) de l'image est l'opération de base pour mesurer le contour dans l'image,

$$\vec{G} = (G_x, G_y) = \left(\frac{\partial I(x,y)}{\partial x}, \frac{\partial I(x,y)}{\partial y} \right)$$

Le gradient peut être représenté en coordonnées polaires par un module m et une direction ϕ

Le module du gradient mesure la force du contour

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

$$\phi = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right)$$

3-Méthodes de détection : Méthodes dérivatives

- Pour le calcul, on approxime les dérivées par « différences finies »

$$G_x(x,y) = I(x+1,y) - I(x-1,y)$$

→ Calcul par convolution de l'image avec un masque de différence $[-1,0,+1]$

De même : $G_y(x,y) = I(y+1,y) - I(y-1,y)$

→ Calcul par convolution de l'image avec un masque de différence $[-1,0,+1]$

- Pour détecter la présence ou non d'une discontinuité de gradient, on calcule la norme du gradient et sa direction
- La direction du gradient est la direction dans laquelle la dérivée est la plus grande,
- **Quelques opérateurs gradient:**
 - 1- Approximation de base
 - 2- Filtre de **Roberts**
 - 3- Filtre de **Prewitt**
 - 4- Filtre de **Sobel**

Calcul de Gradient : Approximation de base

Exemple

$$\frac{\partial f}{\partial x} : \begin{array}{|c|c|c|} \hline -1 & 0 & +1 \\ \hline \end{array}$$

$$\frac{\partial f}{\partial y} : \begin{array}{|c|} \hline -1 \\ \hline 0 \\ \hline +1 \\ \hline \end{array}$$

- Calcul du gradient en un pixel (*exemple*).

- Dérivées premières :

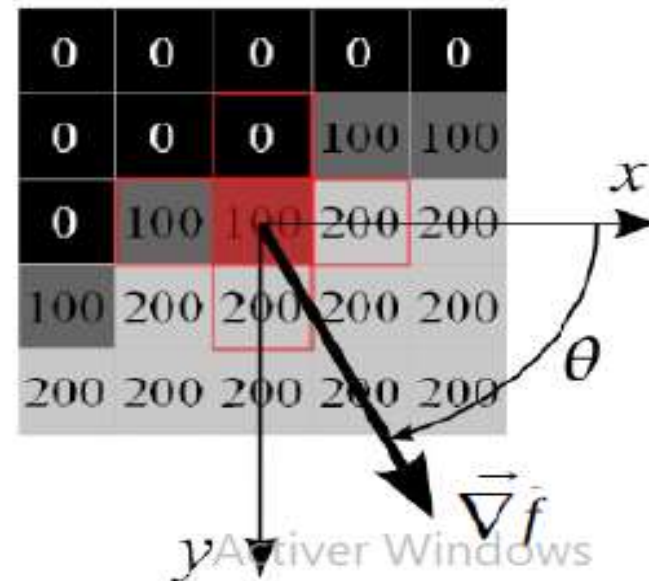
$$\frac{\partial f}{\partial x} = 100, \quad \frac{\partial f}{\partial y} = 200$$

- Module du gradient :

$$|\vec{\nabla} f| = \left[\left(\frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y} \right)^2 \right]^{1/2} = 224$$

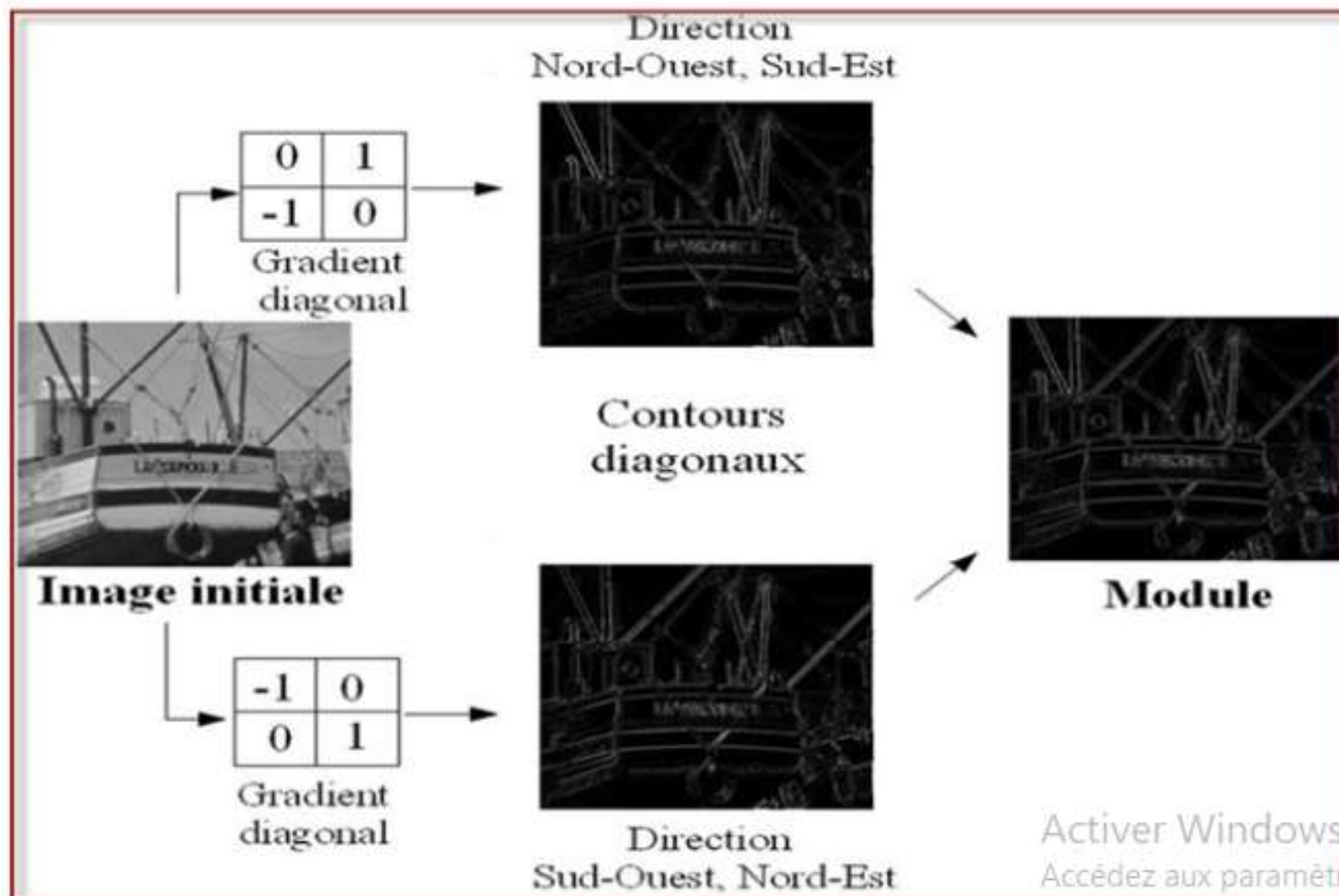
- Direction du gradient

$$\theta = \text{Arg}(\vec{\nabla} f) = \tan^{-1} \left(\frac{\partial f}{\partial y} / \frac{\partial f}{\partial x} \right) = 63^\circ$$



Calcul de Gradient : Filtre de Roberts

Roberts (1965) fournit une approximation de la première dérivée d'une image discrète sur les diagonaux:



Sensibilité aux bruits

- Le majeur **inconvénient** de ces masques réside dans leur forte **sensibilité au bruit**, Ce qui impose un filtrage d'abord,
- Le calcul de gradient est toujours obtenu par l'intermédiaire de deux masques:
 - Le premier effectuant un gradient horizontal,
 - Le second un gradient vertical.

Calcul de Gradient : Filtre de Prewitt

Filtre de **Prewitt** : moyennage/dérivation

- Composante horizontale du gradient : $\frac{\partial f}{\partial x}$

+1
+1
+1

*

+1	0	-1
----	---	----

=

+1	0	-1
+1	0	-1
+1	0	-1

moyenneur en y

dérivateur en x

moyenneur/dérivateur
pour $\partial f / \partial x$

- Composante verticale du gradient : $\frac{\partial f}{\partial y}$

+1	+1	+1
----	----	----

*

+1
0
-1

=

+1	+1	+1
0	0	0
-1	-1	-1

moyenneur en x

dérivateur en y

moyenneur/dérivateur
pour $\partial f / \partial y$

Activer Windows
Accédez aux paramètres

Calcul de Gradient : Filtre de Sobel

Filtre de **Sobel** : filtrage gaussien/dérivation

- Composante horizontale du gradient : $\frac{\partial f}{\partial x}$

+1
+2
+1

*

+1	0	-1
----	---	----

=

+1	0	-1
+2	0	-2
+1	0	-1

gaussien en y

dérivateur en x

gaussien/dérivateur
pour $\partial f / \partial x$

- Composante verticale du gradient : $\frac{\partial f}{\partial y}$

+1	+2	+1
----	----	----

*

+1
0
-1

=

+1	+2	+1
0	0	0
-1	-2	-1

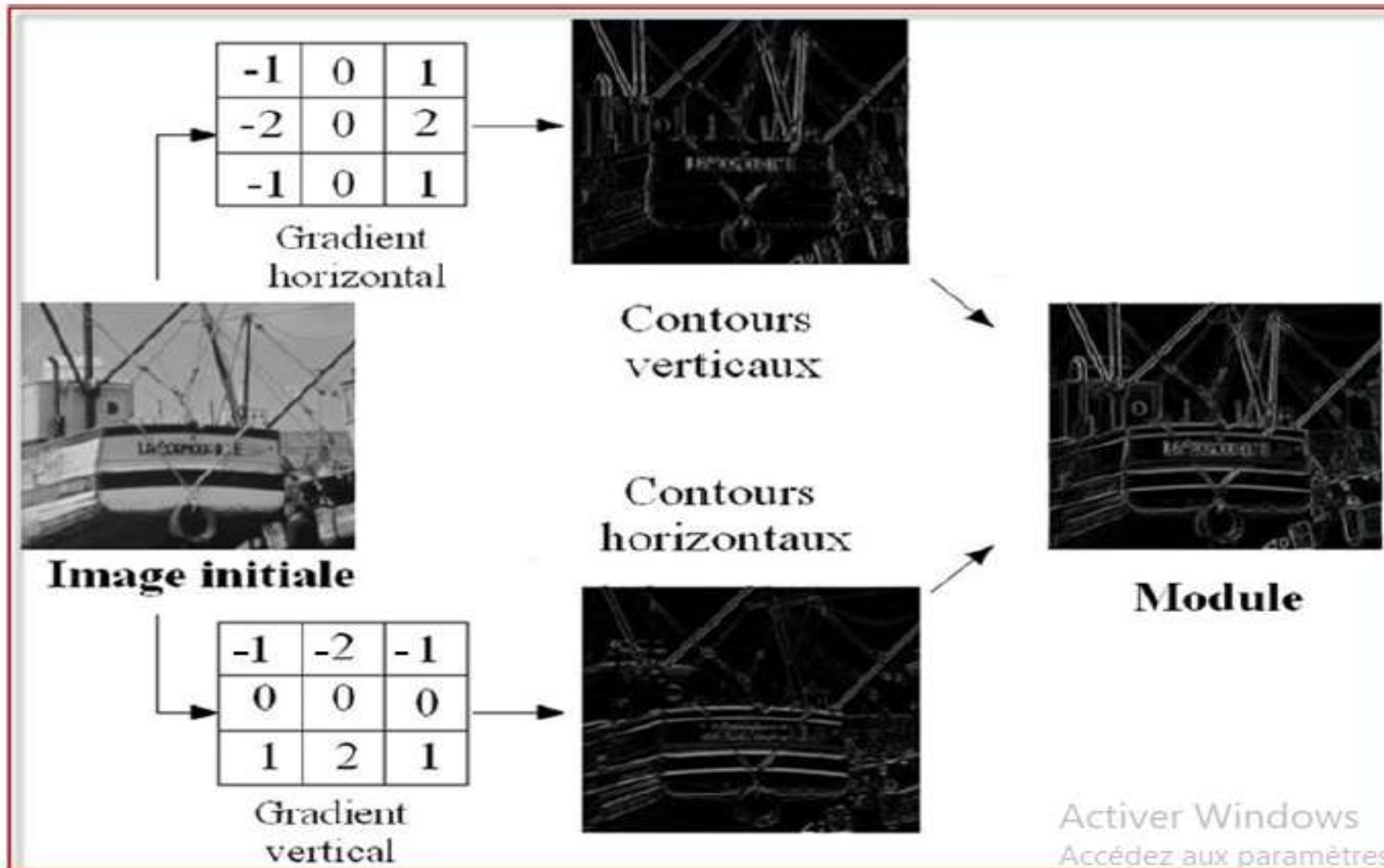
gaussien en x

dérivateur en y

gaussien/dérivateur
pour $\partial f / \partial y$

Active Windows
Accédez aux paramètres pc

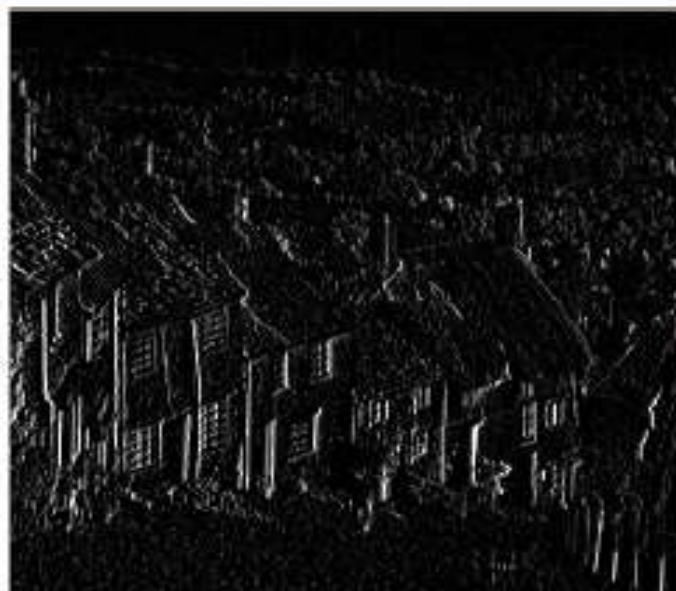
Calcul de Gradient : Filtre de Sobel



Calcul de Gradient : Filtre de Sobel

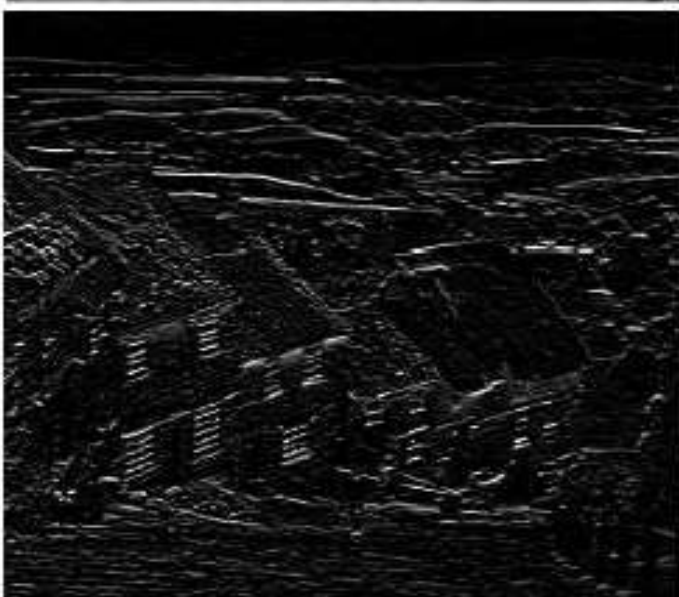
Exemple :
Sobel

image
originale



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

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



$$|\vec{\nabla} f|$$

Activer Windows
Accédez aux paramètres po

Calcul de Gradient : Exemples

Exemple :
image
bruitée

image
originale



bruit
Gaussien
StdDev=40

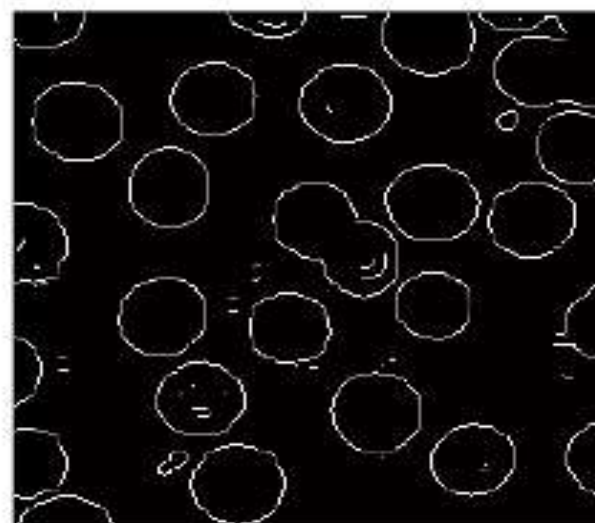
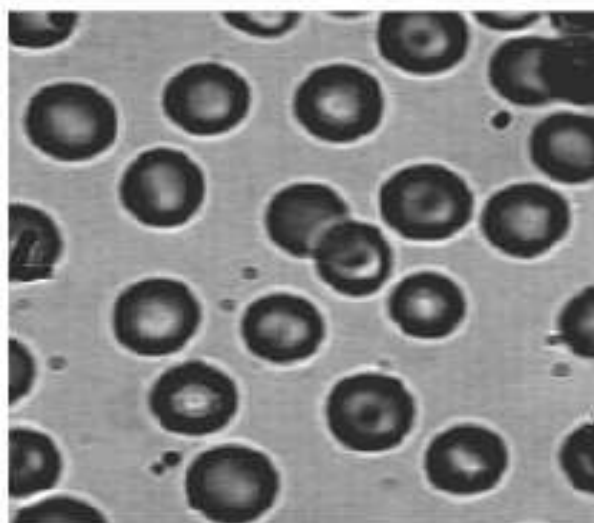
$|\vec{\nabla} f|$
Roberts2



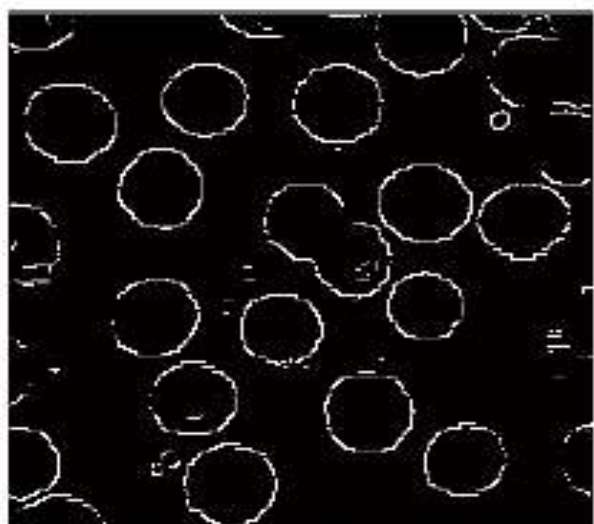
$|\vec{\nabla} f|$
Sobel



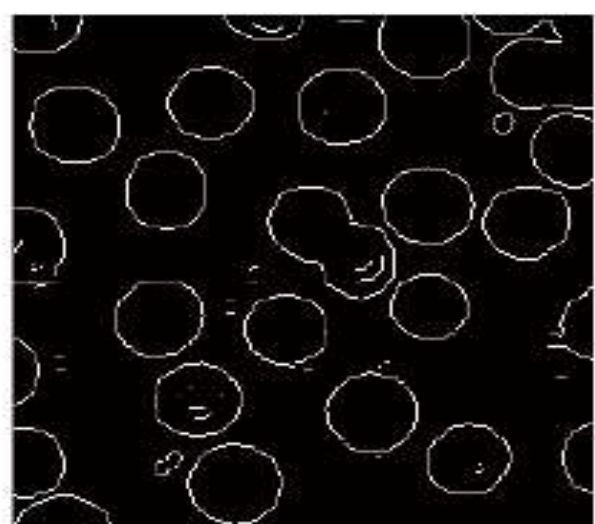
Calcul de Gradient : Exemples



Prewitt



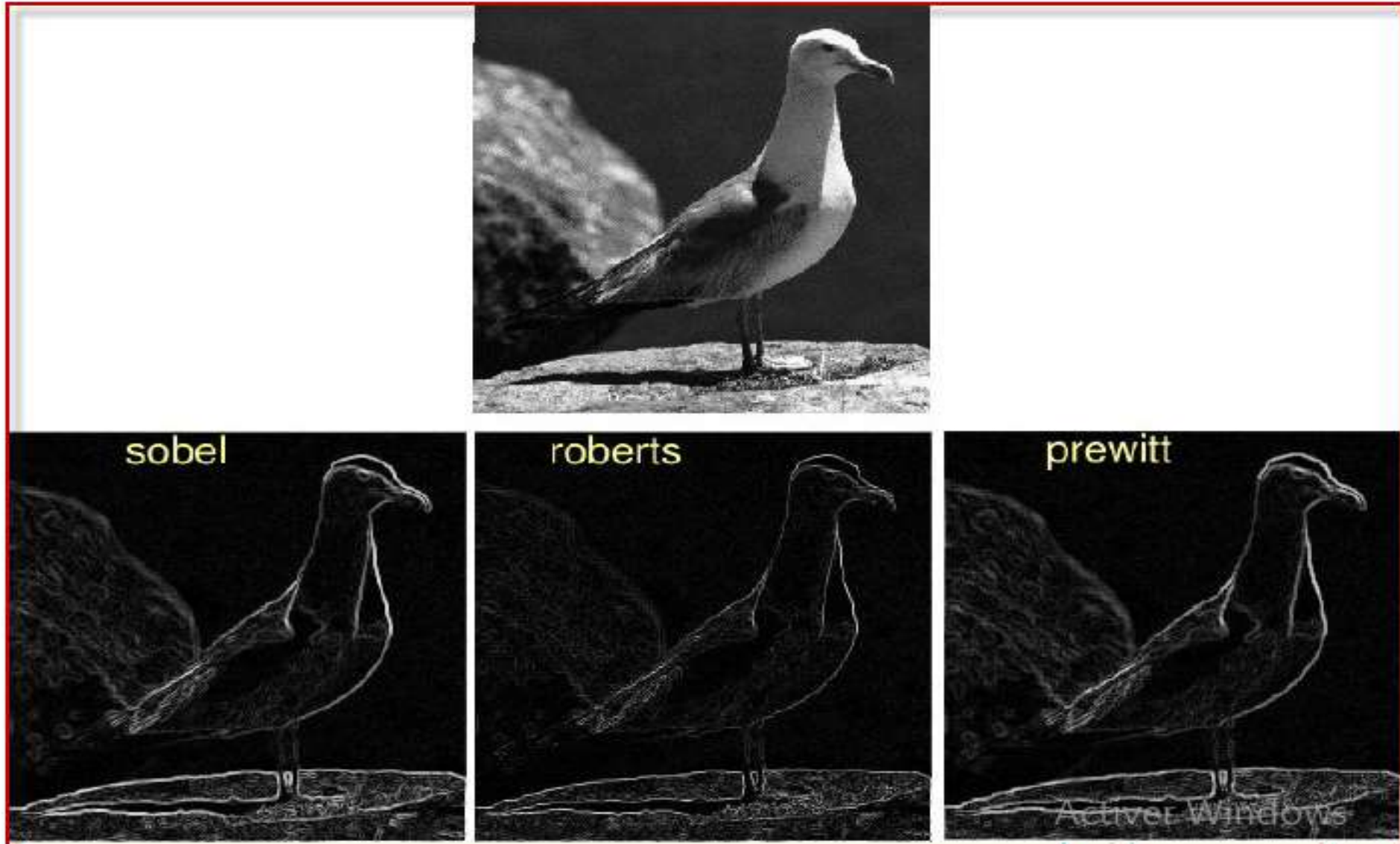
Roberts



Sobel

3x3 Convolver Window

Calcul de Gradient : Exemples



Calcul de Gradient : Conclusion sur Prewitt et Sobel

- Le principal **avantage** de ces masques est:
 - leur facilité de mise en œuvre,
 - la rapidité de leur traitement.
- Leur **inconvénient** est :
 - leur **sensibilité au bruit**,
 - de plus les contours obtenus sont souvent assez larges.
- Il existe d'autres filtres plus sophistiqués donnant de meilleurs résultats (filtre de Canny, filtre de Deriche, filtre de Shen-Castan).

Activer Windows

Accédez aux paramètres pour activer \

- **L'approche Laplacien** : Dans cette approche, l'extraction des contours est basée sur le calcul des dérivées secondes,

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

- L'approximation des deux dérivées est donnée par la relation suivante :

$$\nabla^2 f = f(x + 1, y) + f(x - 1, y) + f(x, y - 1) + f(x, y + 1) - 4f(x, y)$$

- Laplacien de connexité 4 est :

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

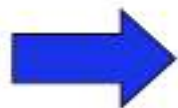
- Laplacien de connexité 8 est :

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

Réduction de la sensibilité au bruit

- Opérateur LoG (*Laplacian of Gaussian*)

Laplacian of Gaussian



-1	2	-1
2	-4	2
-1	2	-1



Original



Laplacian 3x3



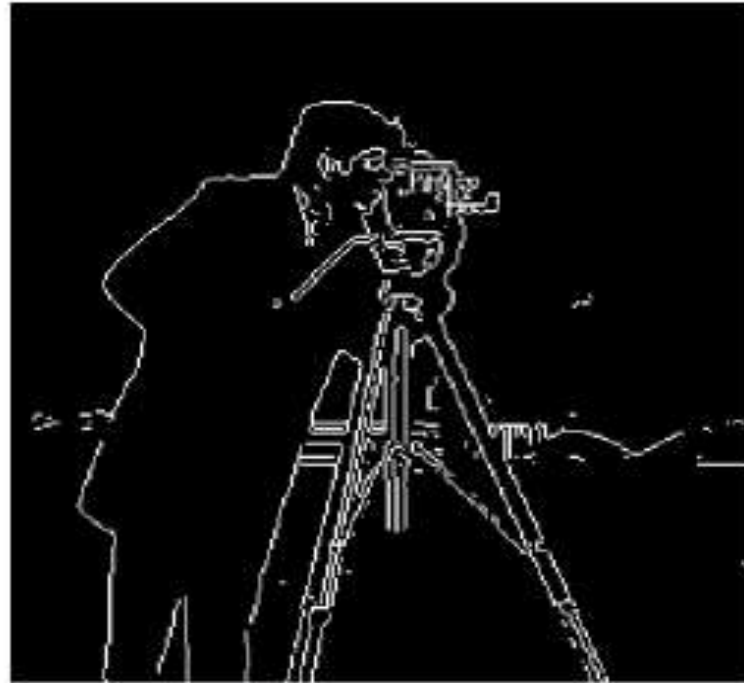
Laplacian of gaussian
3x3

Autre type de filtre: Canny

2- Autres méthodes



a) Image originale



b) filtre de Prewitt



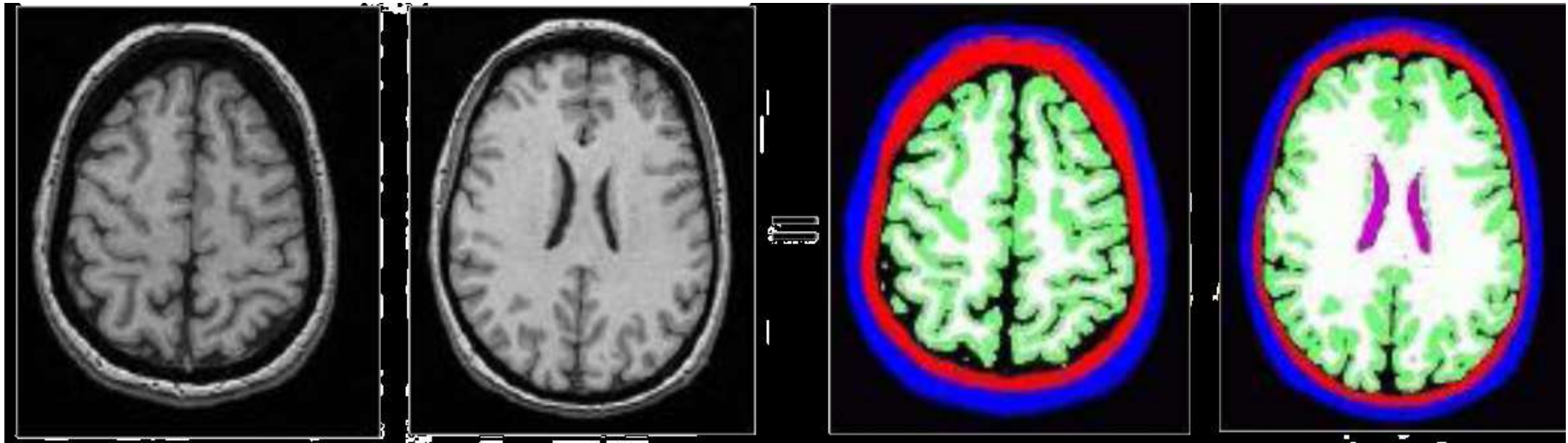
c) filtre de Canny

Le **filtre de Canny** : L'algorithme a été conçu par John Canny en 1986 pour être optimal suivant trois critères clairement explicités :

1. *bonne détection* : faible taux d'erreur dans la signalisation des contours,
2. *bonne localisation* : minimisation des distances entre les contours détectés et les contours réels,
3. *clarté de la réponse* : une seule réponse par contour et pas de faux positifs

4- Approche région :

- Une région est un ensemble de pixels connexes ayant des propriétés communes qui les différentient de celles des autres régions,
- La segmentation vise à découper une image en régions connexes présentant une homogénéité selon un certain critère.
- Exemple : **Peau**, **os**, **matière grise**, matière blanche, **ventricules**



4- Approche région :

- Les méthodes de segmentation en régions se divisent principalement en deux familles :
 1. Les méthodes qui ne tiennent pas compte de la disposition spatiale des pixels, comme la classification de pixels (par seuillage)
 2. Les méthodes qui tiennent compte de la disposition spatiale des pixels, comme la croissance de région ou la fusion/séparation

Buts : Extraire, séparer les entités d'une image :

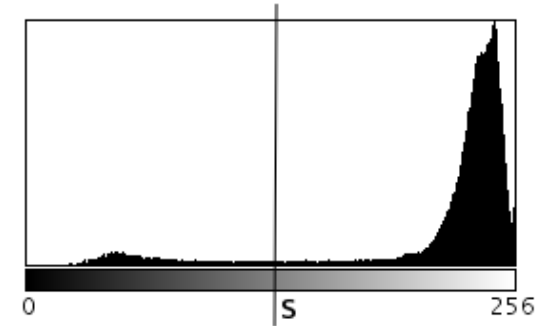
- Pour leur appliquer un traitement spécifique
- Pour interpréter le contenu de l'image

4.1- Approche région : Segmentation par seuillage

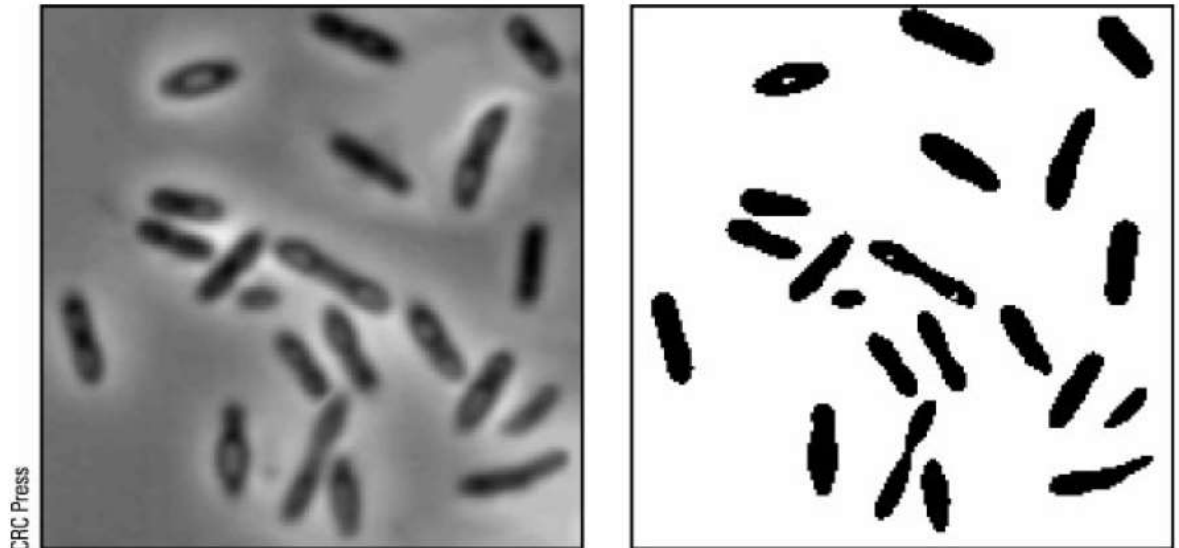
But : affecter chaque pixel d'une image en niveaux de gris à une **classe**.
classes = intervalles de niveaux de gris

Principe :

- extraire des seuils à partir de l'histogramme (image/région)
- classification d'un pixel p par comparaison de $I(p)$ aux seuils



Segmentation a deux classes
d'une image en niveaux de gris



Seuillage global

$$I_{seg}(i,j) = \begin{cases} 1 \text{ (blanc)} & \text{si } I(i,j) \geq S \\ 0 \text{ (noir)} & \text{si } I(i,j) < S \end{cases}$$

où S est le seuil (niveau de gris).

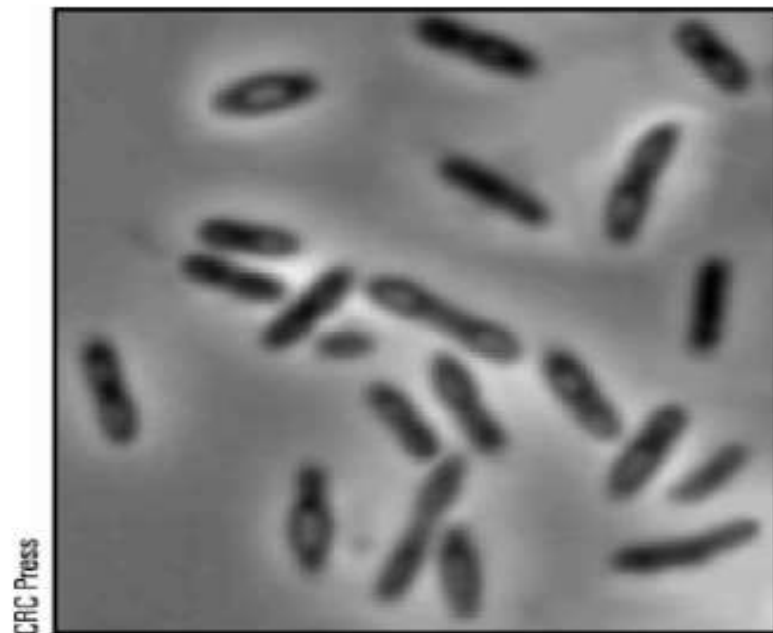


Image I



Image I_{seg}

Comment choisir le seuil S ?

Manuellement en regardant l'histogramme –
Automatiquement : méthodes dédiées (Otsu)



Image originale (256 niveaux de gris)



Seuil à 150

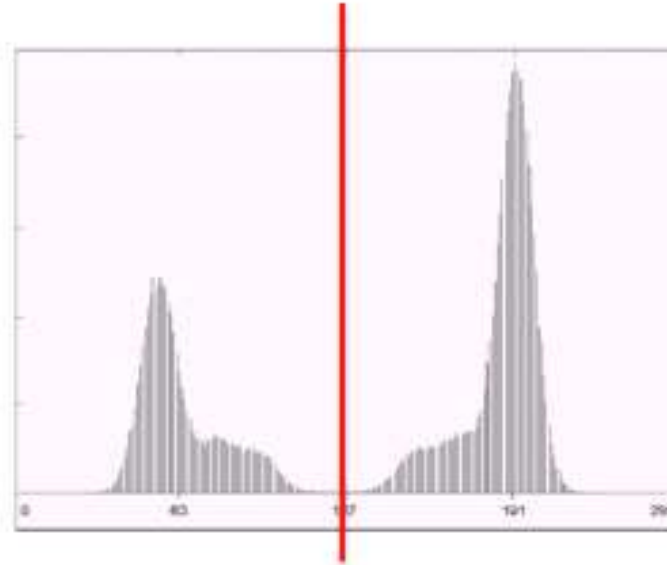


Seuil à 70

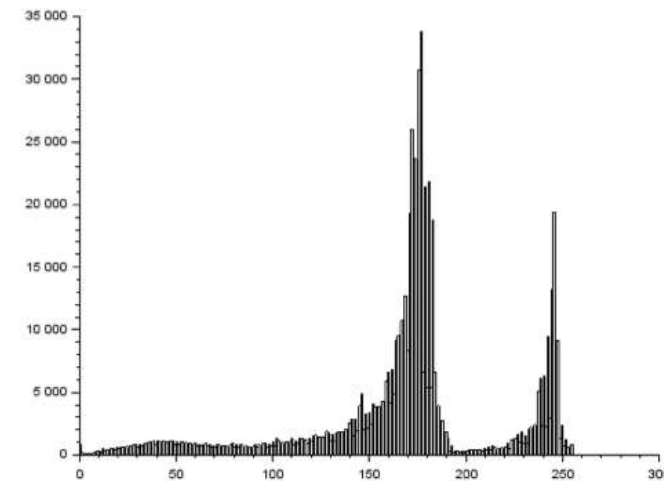


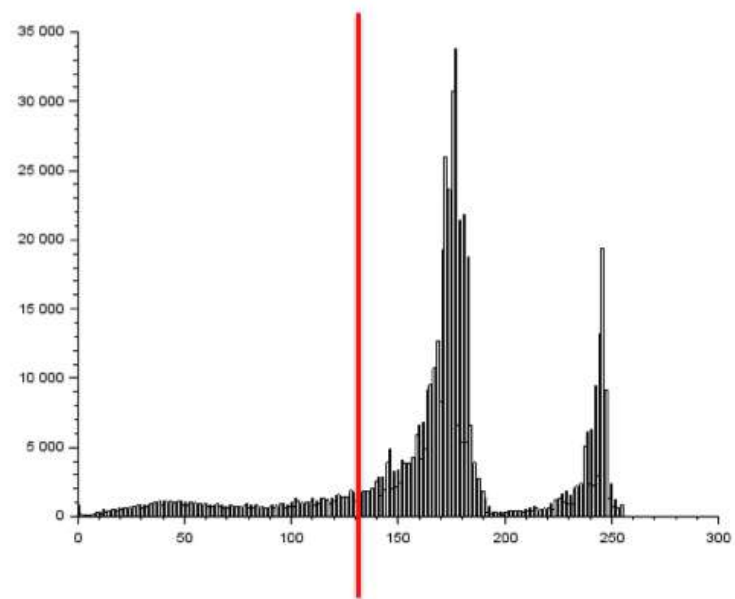
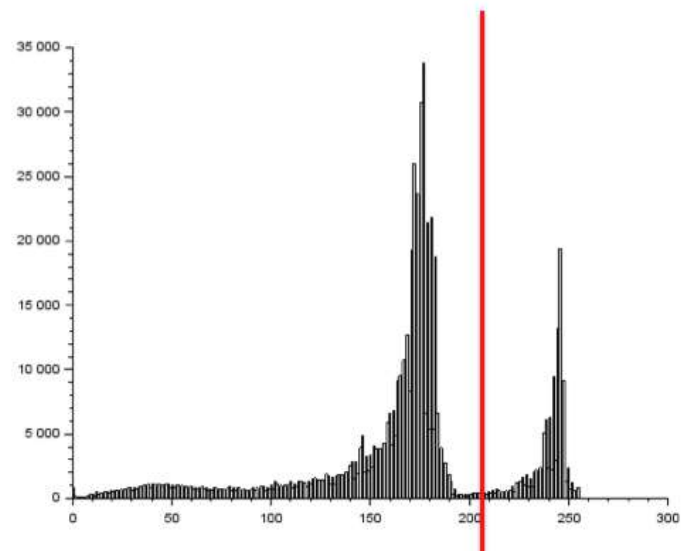
Seuil à 220

→ Dans certains cas, le choix du seuil est facile :



→ Dans d'autres cas, le choix du seuil est moins évident :

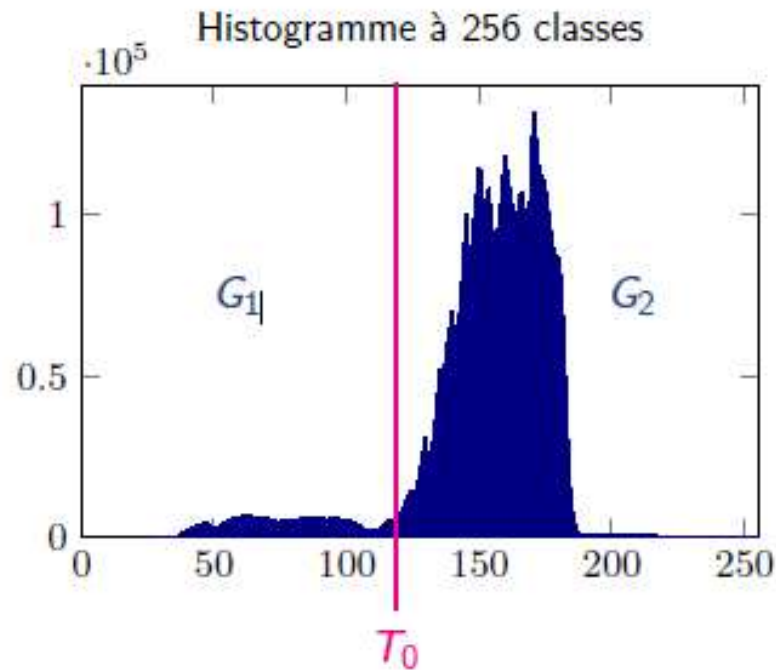




Seuillage automatique

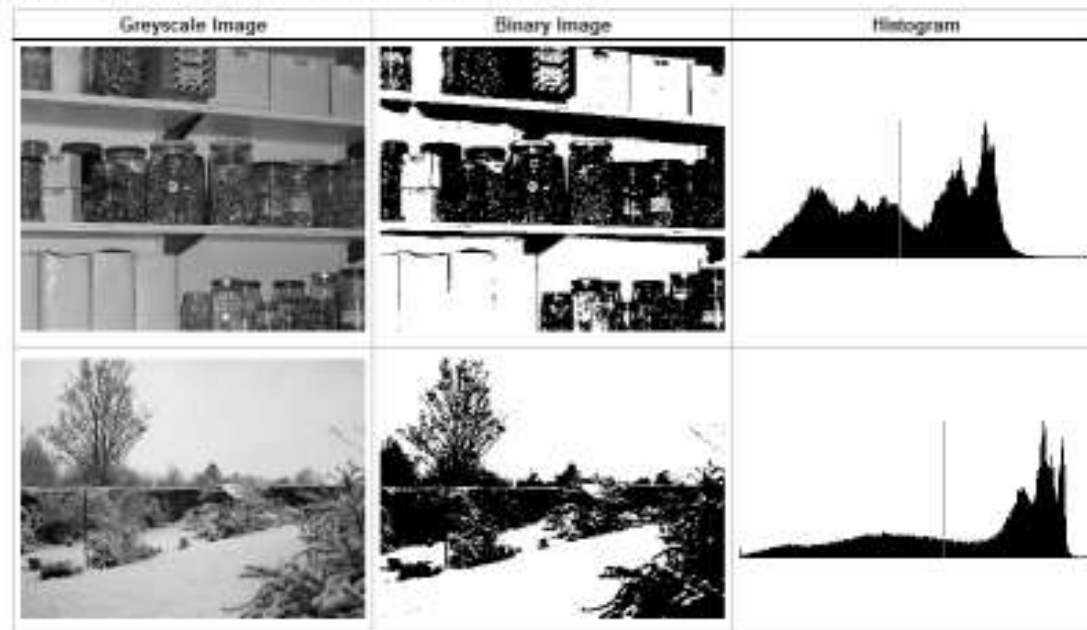
Algorithme :

1. Calcul de l'histogramme de l'image.
2. Sélectionner un seuil initial T_0 .
3. Calculer des intensités moyennes m_1 et m_2 des groupes G_1 et G_2 .
4. Calcul du nouveau seuil $T = (m_1 + m_2)/2$.
5. Continuer jusqu'à ce que les variations de T soient inférieures à ϵ (défini par l'utilisateur).

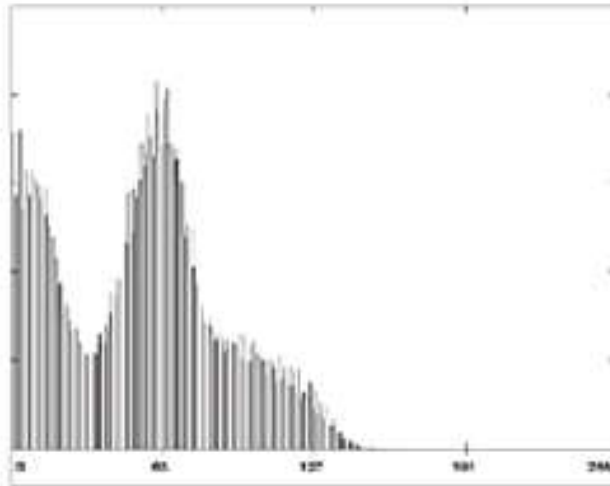
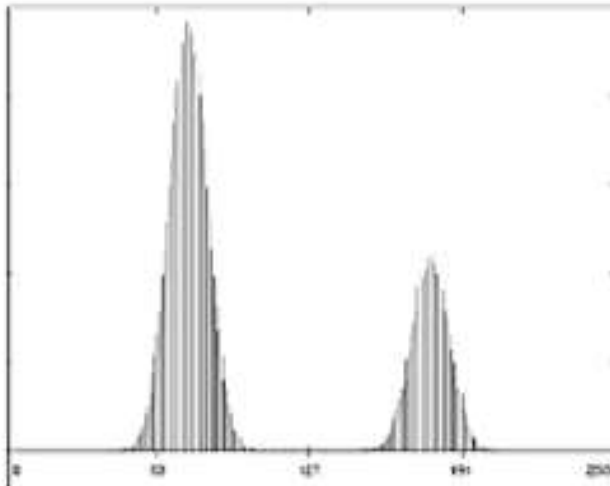
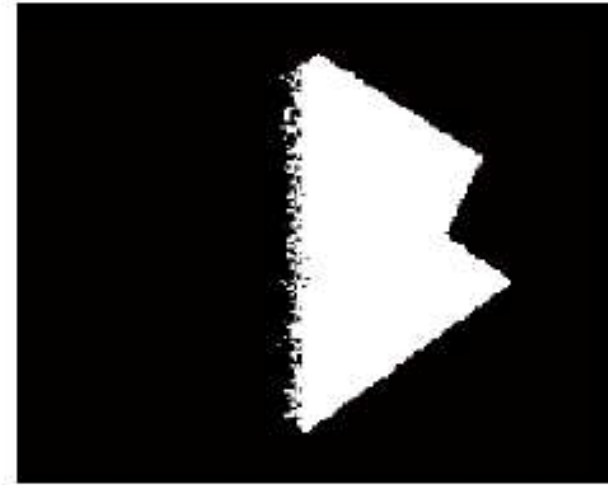
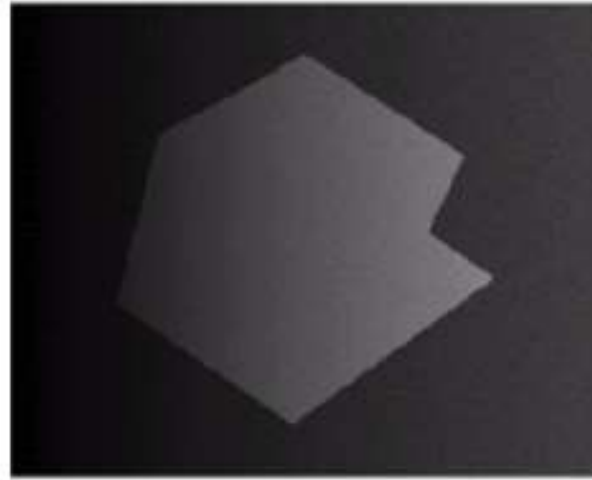
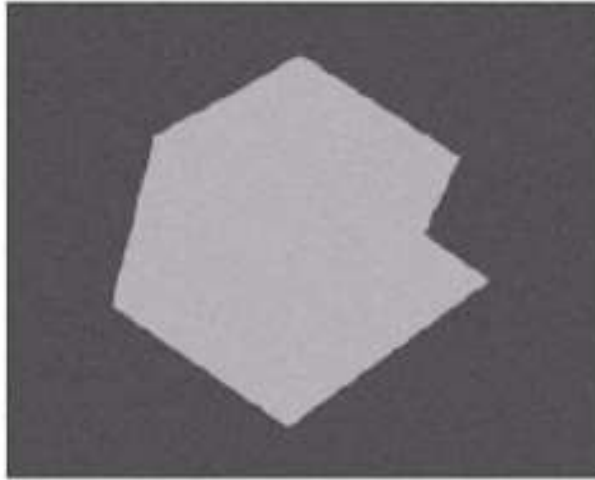


Seuillage d'histogramme : Méthode d'Otsu (1979)

- Un seuil t définit deux groupes de pixel : C_1 et C_2
- On cherche alors le seuil qui minimise la variance intra-classe :
$$\sigma_w^2(t) = \omega_1(t)\sigma_1^2(t) + \omega_2(t)\sigma_2^2(t)$$
- Les poids $\omega_i(t)$ représentent la probabilité d'être dans la i ème classe
- les σ_i^2 sont les variances de ces classes



Limite des approches globales

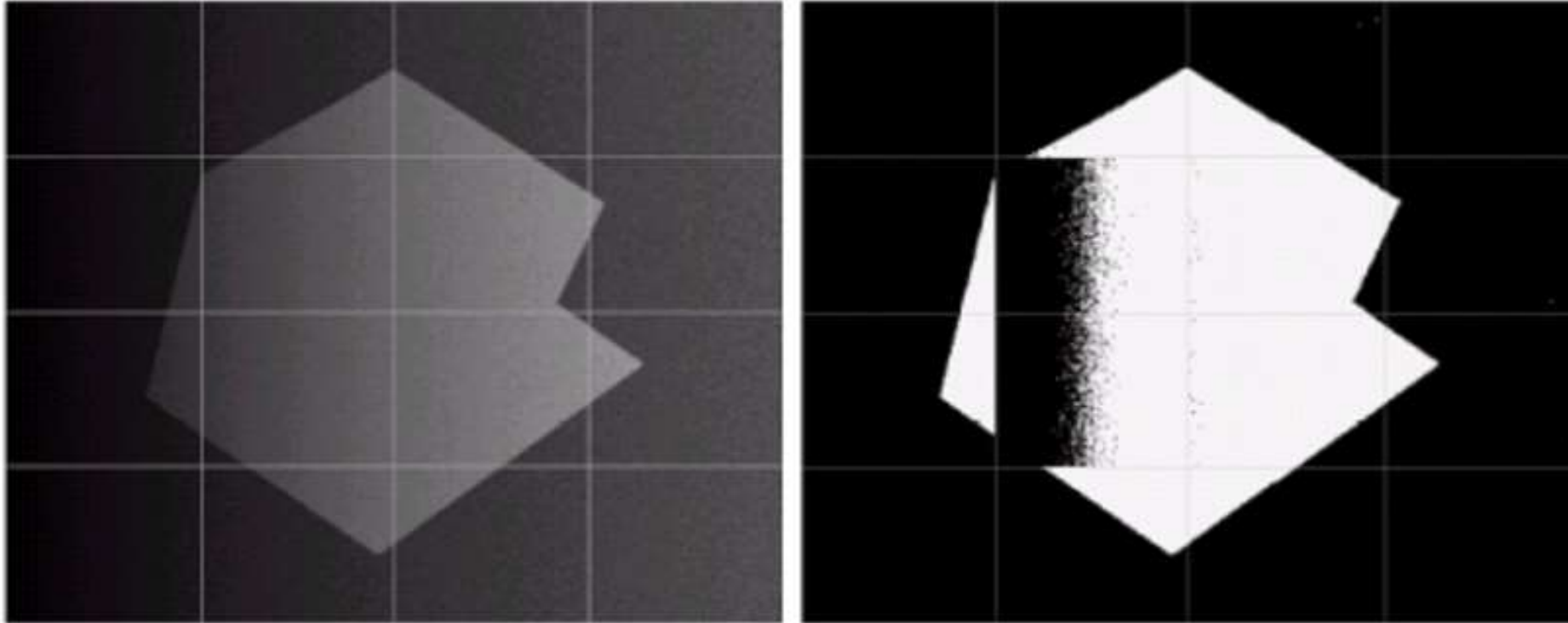


Seuillage par la
méthode d'Otsu

Activer Windows

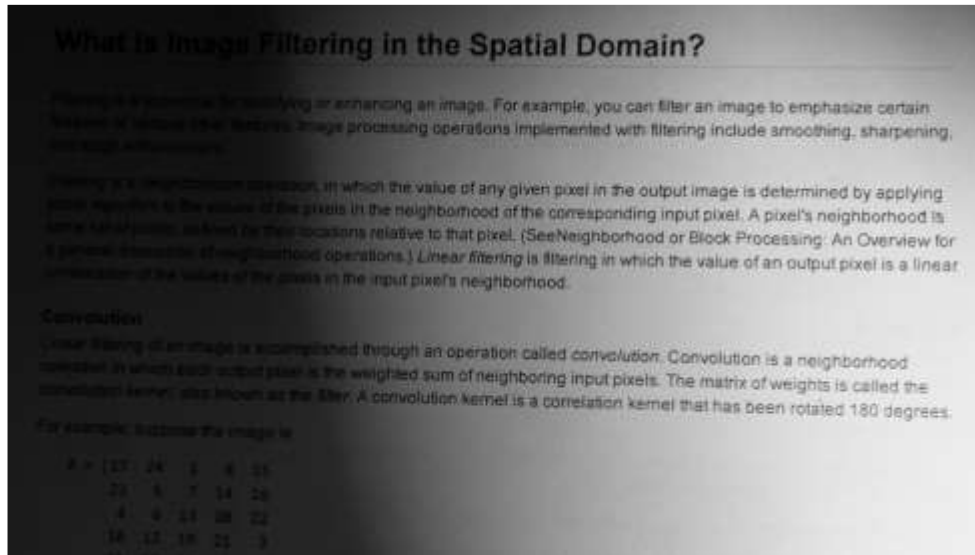
Seuillage adaptatif

- On divise l'image en un certain nombre de sous-régions
- → seuillage sur chaque région



Activer Windows

Seuillage adaptatif



What Is Image Filtering in the Spatial Domain?

Filtering is a technique for **modifying** or enhancing an image. For example, you can filter an image to emphasize certain **features** or remove other **features**. Image processing operations implemented with filtering include smoothing, sharpening, and edge enhancement.

Filtering is a **neighborhood operation**, in which the value of any given pixel in the output image is determined by applying some algorithm to the **values of the pixels** in the neighborhood of the corresponding input pixel. A pixel's neighborhood is **some set of pixels, defined by their locations** relative to that pixel. (See Neighborhood or Block Processing: An Overview for a general discussion of neighborhood operations.) **Linear filtering** is filtering in which the value of an output pixel is a linear combination of the **values of the pixels** in the input pixel's neighborhood.

Convolution

Linear filtering of an image is accomplished through an operation called convolution. Convolution is a neighborhood operation in which each output pixel is the weighted sum of neighboring input pixels. The matrix of weights is called the **convolution kernel**, also known as the **filter**. A convolution kernel is a correlation kernel that has been rotated 180 degrees.

For example, suppose the image is

$$A = \begin{bmatrix} 17 & 24 & 1 & 8 & 15 \\ 23 & 5 & 7 & 14 & 16 \\ 4 & 6 & 13 & 20 & 22 \\ 10 & 12 & 19 & 21 & 3 \end{bmatrix}$$

Matlab (image processing toolbox) : `imbinarize(I,'adaptive')`

Bilan des approches globales :

Avantages :

- simple, rapide
- bien adapté aux histogrammes multimodaux

Inconvénients :

- il faut connaître le nombre de classes
- choisir les seuils
- Pas d'information de connexité

4.1- Approche région : Segmentation par Classification

Méthode des k-means

Méthode itérative pour découper l'histogramme en k classes (k entier choisi au départ).

Algorithme :

- Choisir arbitrairement k couleurs $\{C_1, C_2, \dots, C_k\}$ dans l'histogramme.
- Tant que les C_i sont modifiées dans la boucle, faire
 - Pour chaque couleur de l'histogramme déterminer la couleur c_i la plus proche.
 - La classe C_i est l'ensemble des couleurs qui sont plus proches de c_i que de n'importe laquelle des c_j .
 - Remplacer chaque c_i par la moyenne de sa classe C_i
- Les classes "résultats" sont les C_i .

Méthode des k-means : exemple

recherche de 2 classes



image

1

2

3



4

5

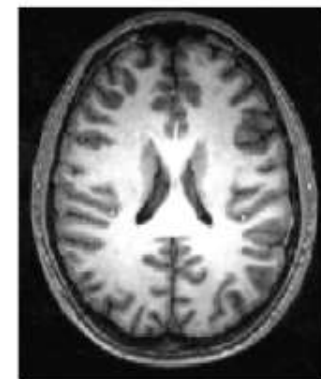
6

résultat

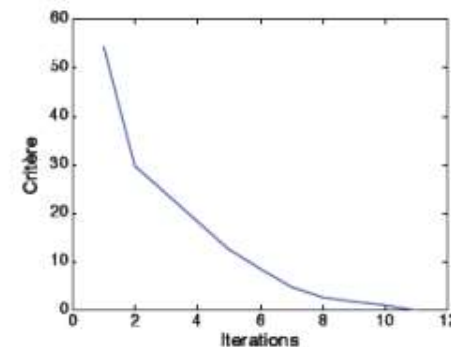
- Algorithme des K-moyennes en 1D

Initialisation (103,239,234)

Segmentation finale (19,219,114)

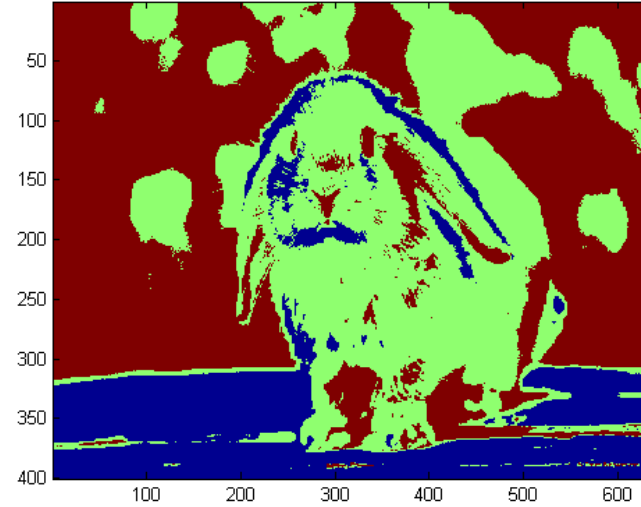


Convergence du critère

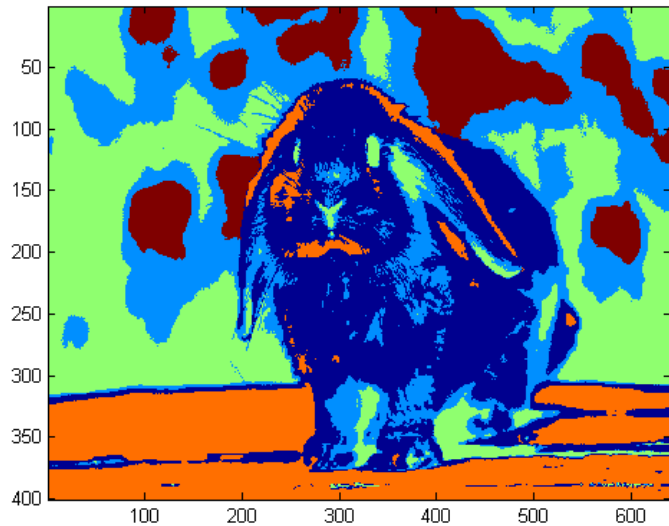


Inconvénients :

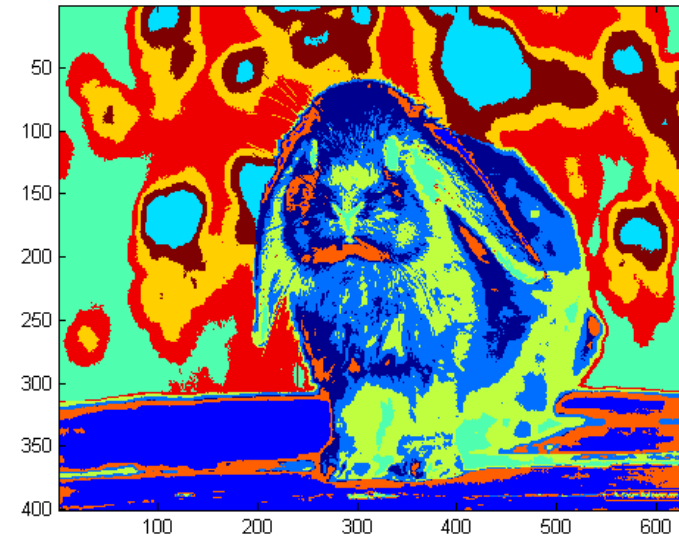
- Sensibilité à l'initialisation
- Choix du nombre de classes



K=3



K=5



K=10

4.2- Approche région : croissance de régions

Principe des méthodes de croissance de région : On part d'un point germe et on l'étend en ajoutant les pixels du voisinage satisfaisant le critère d'homogénéité



Point germe



croissance



région finale

Choix du point germe :

- Manuellement (dans la zone d'intérêt)
- Automatiquement : en évitant les zones de fort contraste (fort gradient)

4.3- Approche région : diviser et fusionner

Algorithme “split and merge” [Pavlidiset Horowitz, 1974]

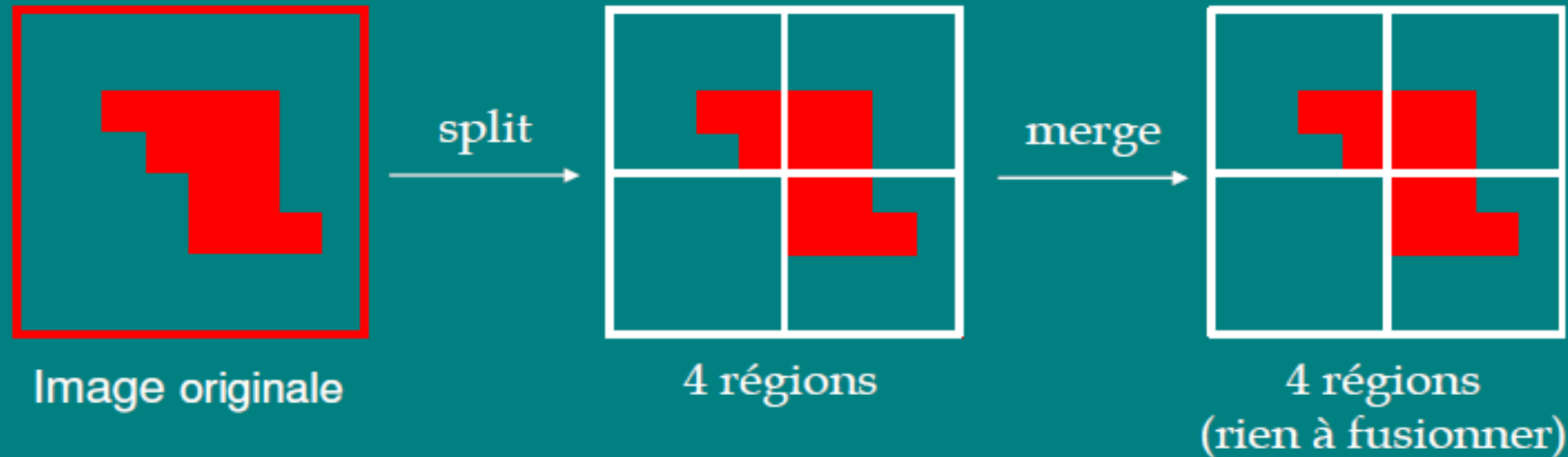
Le principe consiste à (sur-)diviser l'image en régions homogènes (split) que l'on va ensuite regrouper (merge)

étape **split** : on crée une partition de l'image par division récursive en régions de taille identique lorsqu'un critère d'homogénéité n'est pas satisfait.

étape **merge** : on utilise le graphe d'adjacence créé pendant le **split** pour regrouper des régions voisines et suffisamment homogènes.

Split and merge

Itération 1



Split → divise chaque région non-uniforme en 4

Merge → fusionne toutes les régions uniformes adjacentes

Activer Windows

Accédez aux paramètres pour ac

Split and merge

Itération 2



Split → divise chaque région non-uniforme en 4

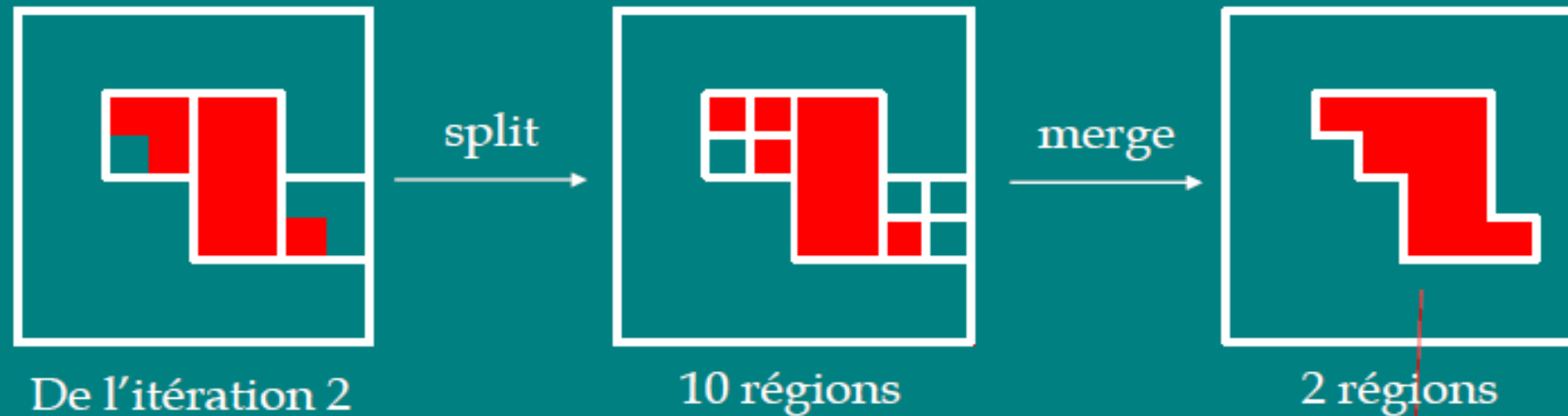
Merge → fusionne toutes les régions uniformes adjacentes

Activer Windows

Accédez aux paramètres pour a

Split and merge

Itération 3



Split → divise chaque région non-uniforme en 4

Merge → fusionne toutes les régions uniformes adjacentes

Résultat final de
segmentation

Activer Windows

Accédez aux paramètres pour ac