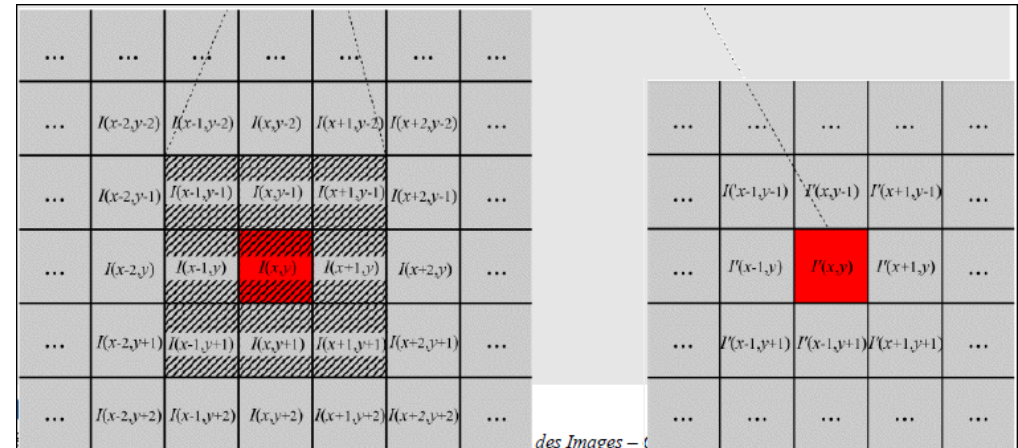
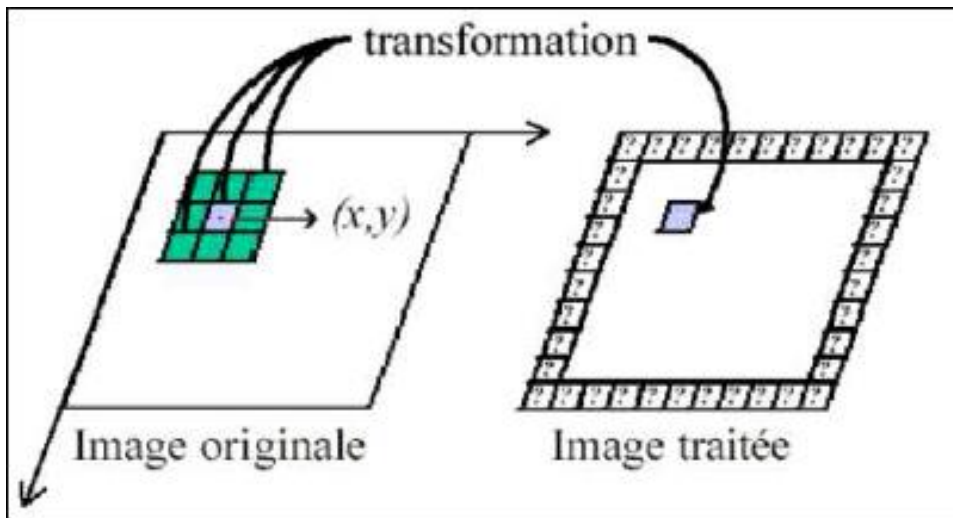

**Transformations locales : Filtrage,
Détection de contours, ...**

Chapitre 2

Transformations locales

Principe

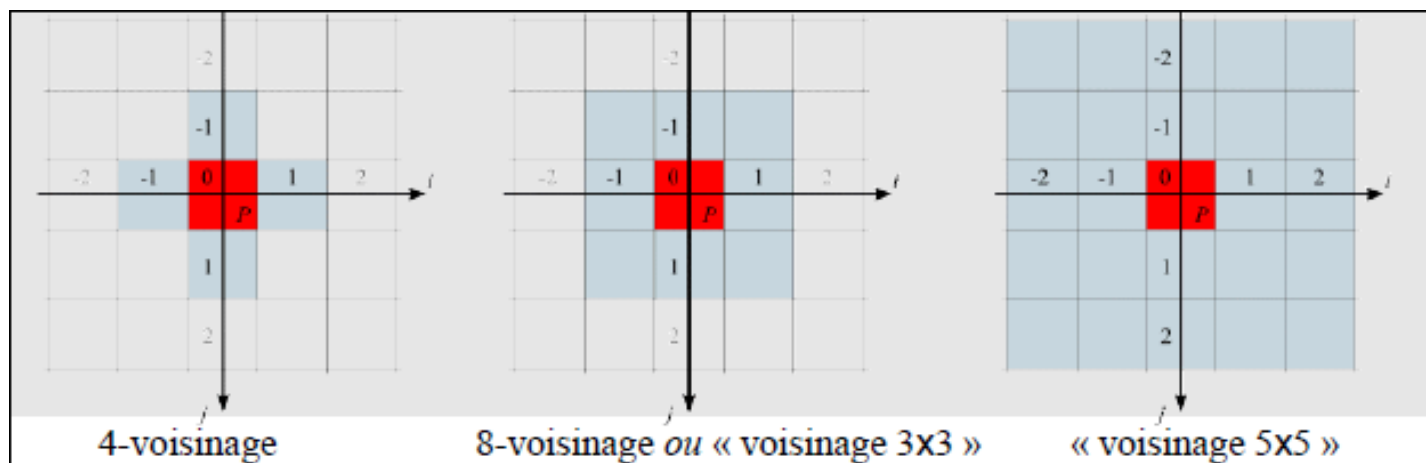
- Pour calculer la valeur du pixel de coordonnées (x,y) dans l'image résultat I' , on utilise, dans l'image initiale, non seulement la valeur du pixel $I(x,y)$ mais aussi celles des pixels situés dans un voisinage de ce dernier $I(V(x,y))$
- I' a même taille que I , mais des propriétés plus intéressantes



des Images – t

Transformations locales

- **Voisinage V d'un pixel P :** $V(P)$ est l'ensemble des pixels Q situés à moins d'une certaine distance de P .
 - V est centré en P
 - les pixels sont disposés selon une maille carrée.
 - La forme du voisinage (et le nombre de voisins) de P dépendent de la distance considérée
- **Voisinages les plus usités en traitement d'images :**

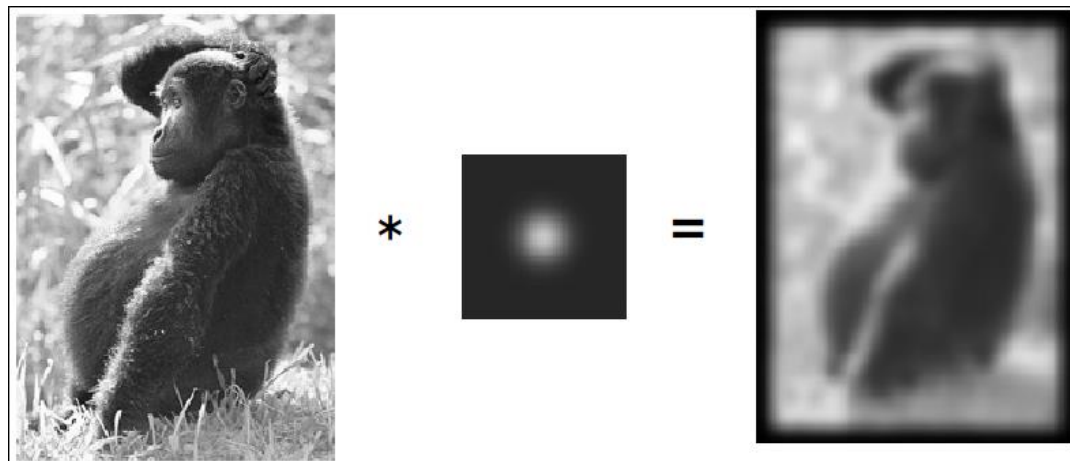


Convolution numérique

- La convolution discrète est un outil permettant l'utilisation de **filtres linéaires** ou de filtres de déplacements invariants
- L'équation générale de la convolution, notée $g(x)$, de la fonction d'origine $f(x)$ avec une fonction $h(x)$ est :

$$g(x) = f(x) * h(x) = \sum_{\forall k} h(x-k) f(k)$$

- $f(x)$ est la fonction d'origine et $g(x)$ la fonction convoluée (résultat)
- Dans notre cas, une image est vue comme une fonction mathématique
- $h(x)$ est appelé masque / noyau de convolution, fenêtre, kernel, ...

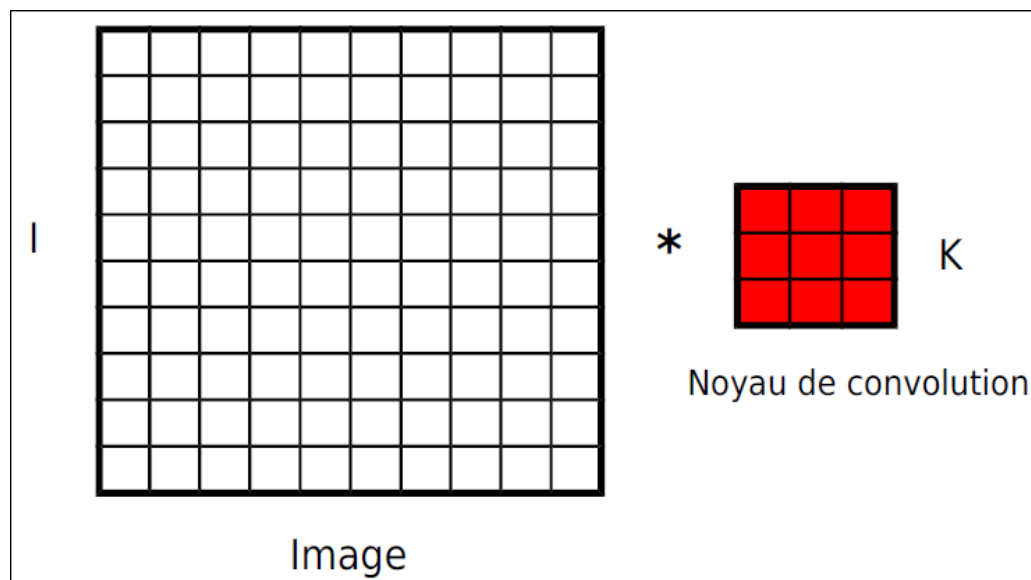


Convolution numérique

- **Convolution d'une image par un filtre 2D :**

$$I'(i, j) = I(i, j) * \text{filtre}(i, j)$$
$$I'(i, j) = \sum_u \sum_v I(i-u, j-v) \cdot \text{filtre}(u, v)$$

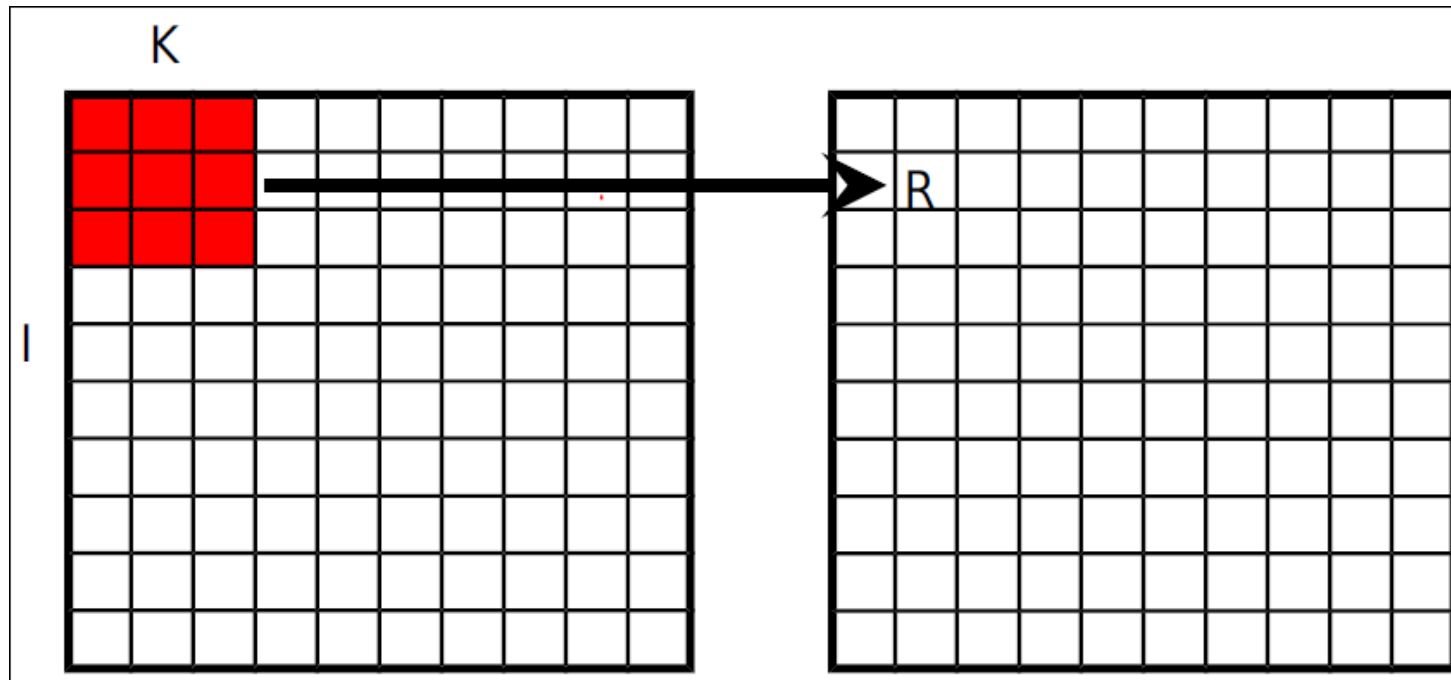
- En pratique, la convolution numérique d'une image se fera par une **sommation de multiplications**
- Un filtre de convolution est une matrice généralement (*mais pas toujours*) de taille impaire et symétrique 3x3, 5x5, 7x7, ...



Convolution numérique

- Convolution d'une image par un filtre 2D :

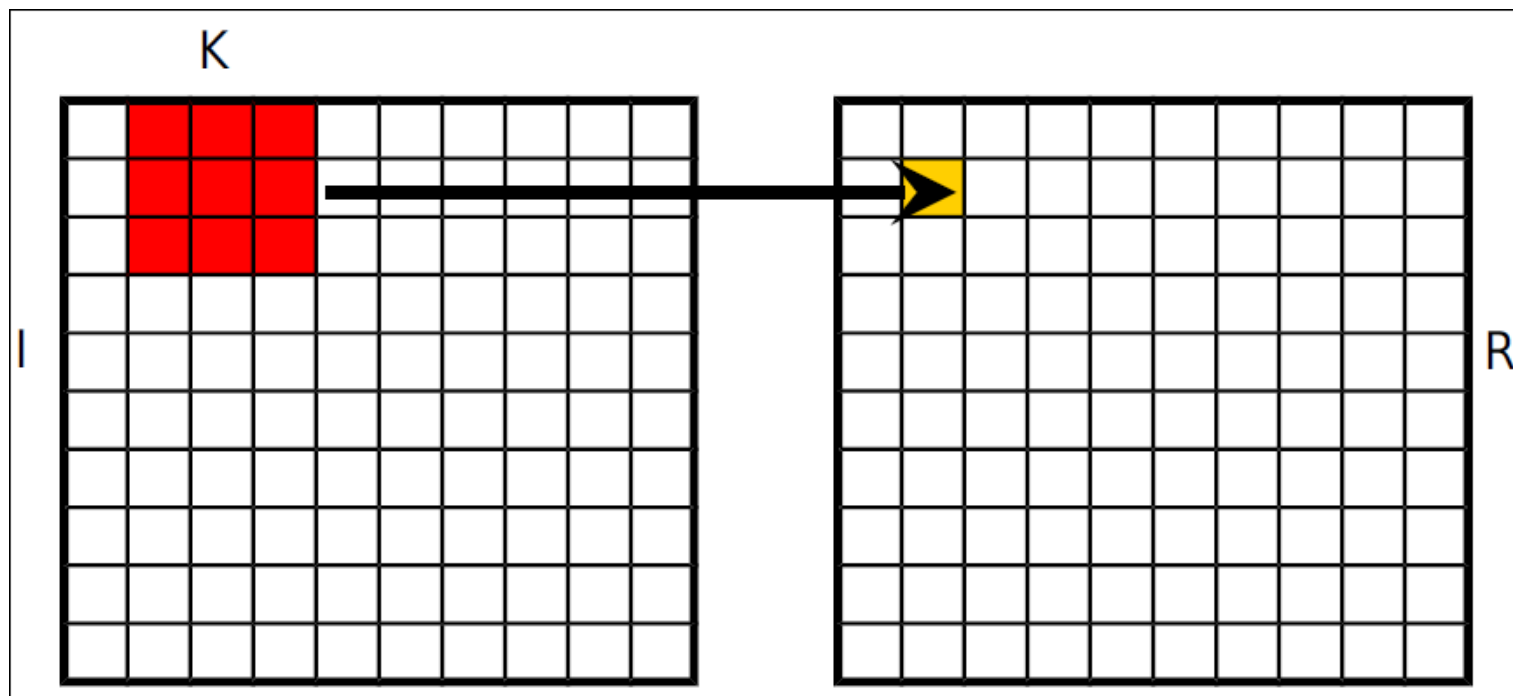
$$I'(i, j) = I(i, j) * \text{filtre}(i, j)$$
$$I'(i, j) = \sum_u \sum_v I(i-u, j-v) \cdot \text{filtre}(u, v)$$



Convolution numérique

- Convolution d'une image par un filtre 2D :

$$I'(i, j) = I(i, j) * \text{filtre}(i, j)$$
$$I'(i, j) = \sum_u \sum_v I(i-u, j-v) \cdot \text{filtre}(u, v)$$

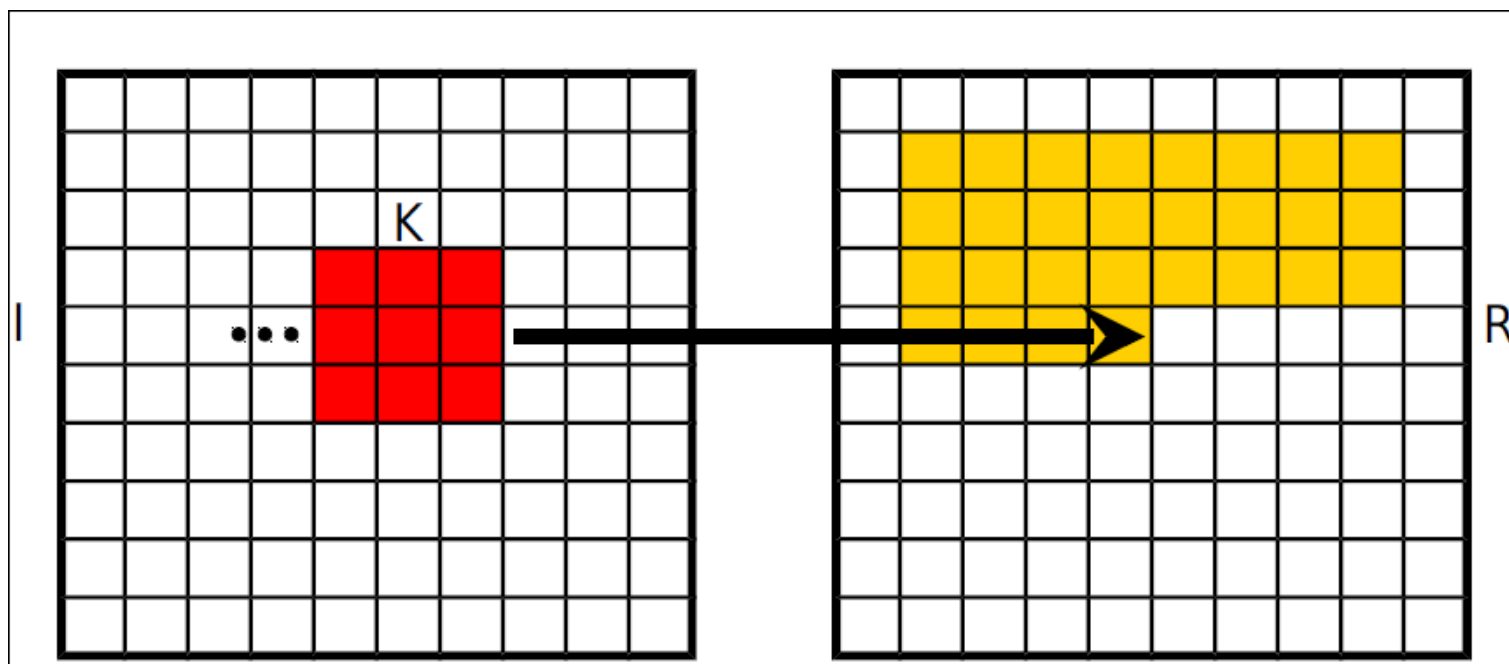


Convolution numérique

- Convolution d'une image par un filtre 2D :

$$I'(i, j) = I(i, j) * \text{filtre}(i, j)$$

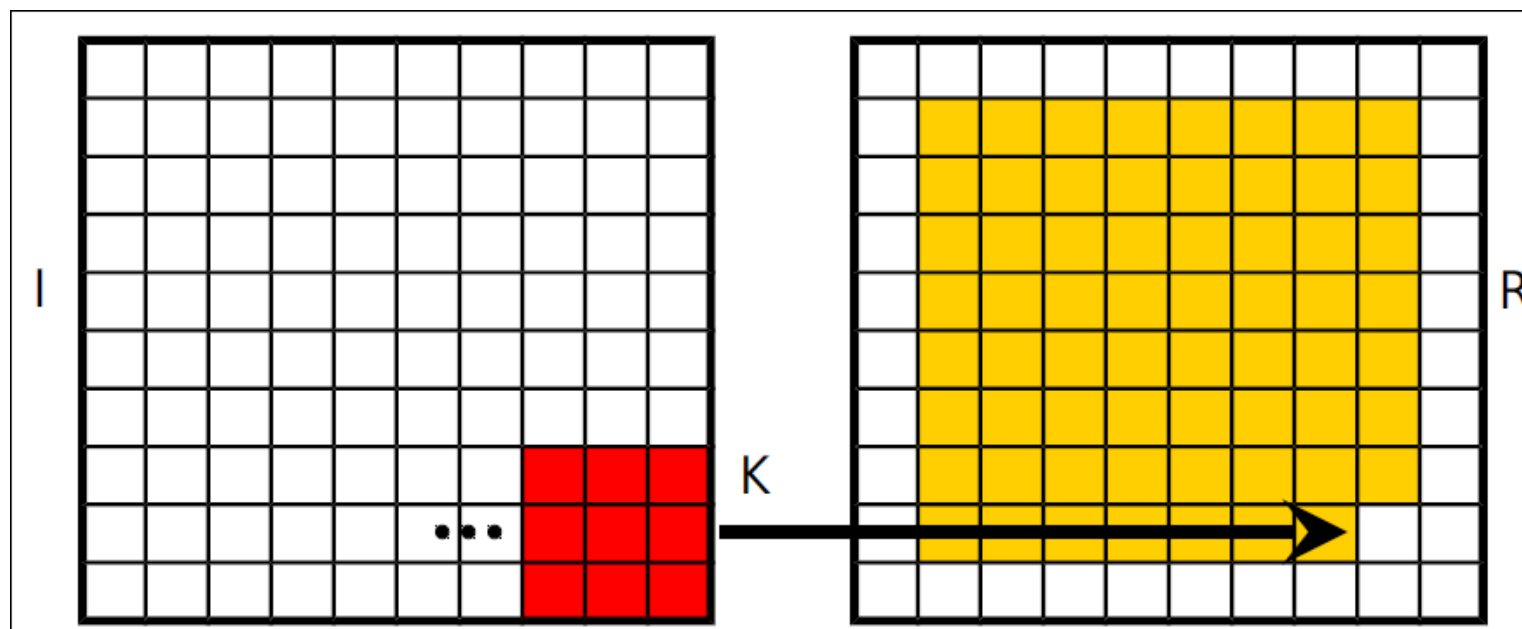
$$I'(i, j) = \sum_u \sum_v I(i-u, j-v) \cdot \text{filtre}(u, v)$$



Convolution numérique

- Convolution d'une image par un filtre 2D :

$$I'(i, j) = I(i, j) * \text{filtre}(i, j)$$
$$I'(i, j) = \sum_u \sum_v I(i-u, j-v) \cdot \text{filtre}(u, v)$$

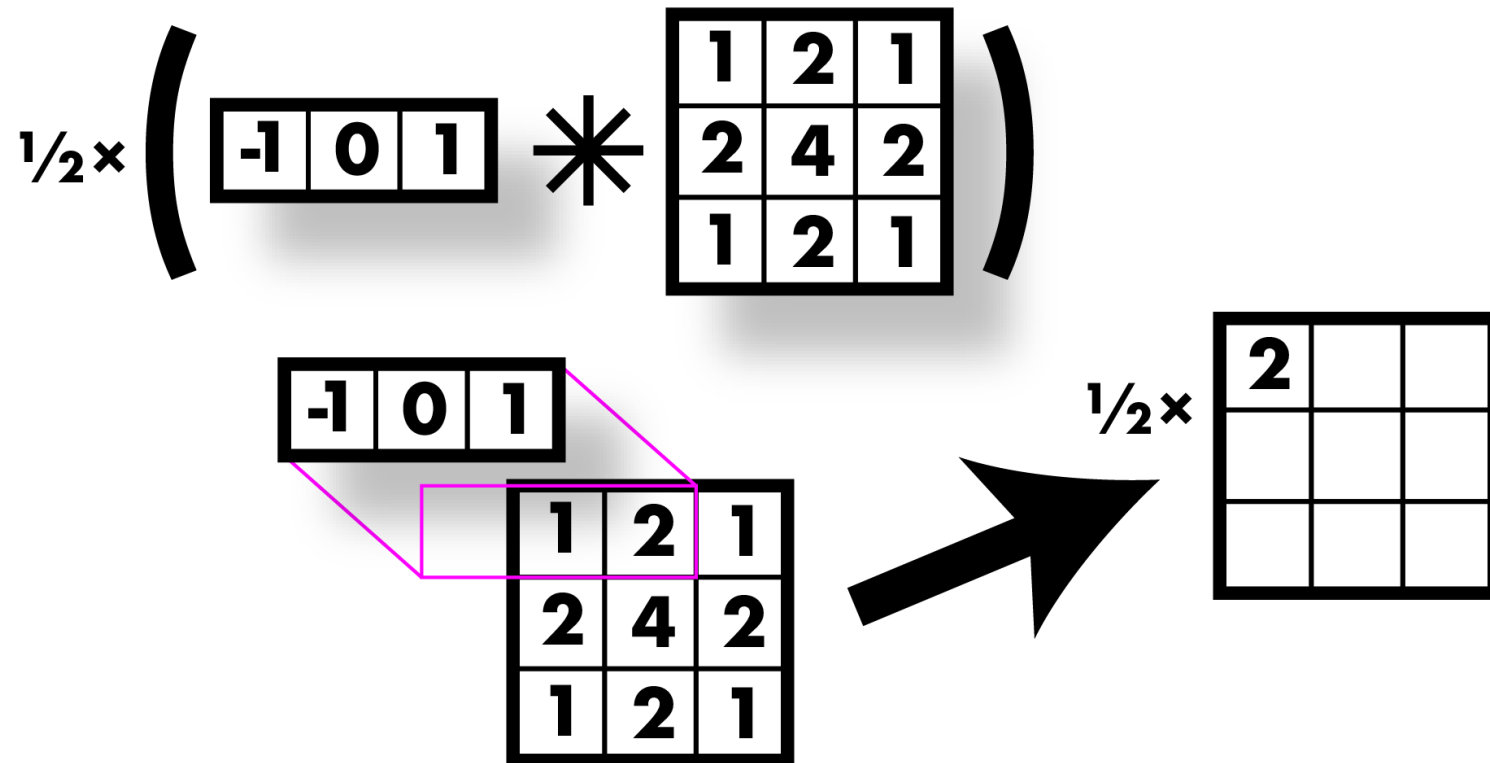


- [illegible]

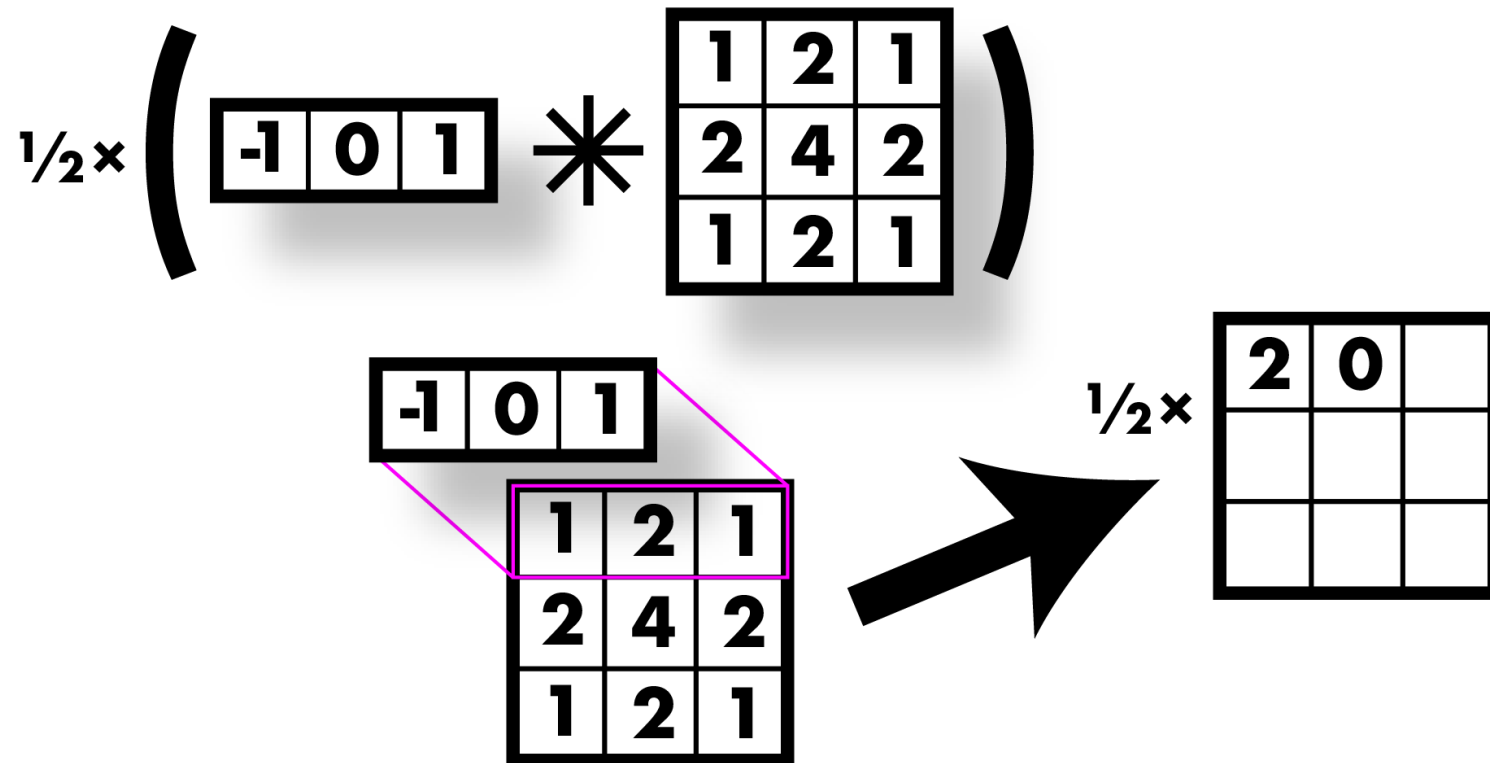
Mais de tres bonnes propriétés?

- Commutative
 - $A*B = B*A$
- Associative
 - $A*(B*C) = (A*B)*C$
- Distributes over addition
 - $A*(B+C) = A*B + A*C$
- Plays well with scalars
 - $x(A*B) = (xA)*B = A*(xB)$

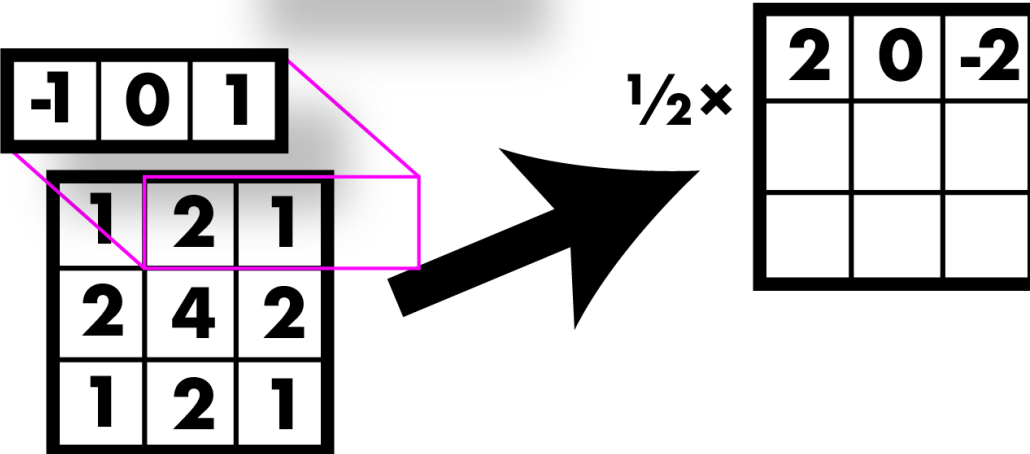
Smooth first, then derivative



Smooth first, then derivative

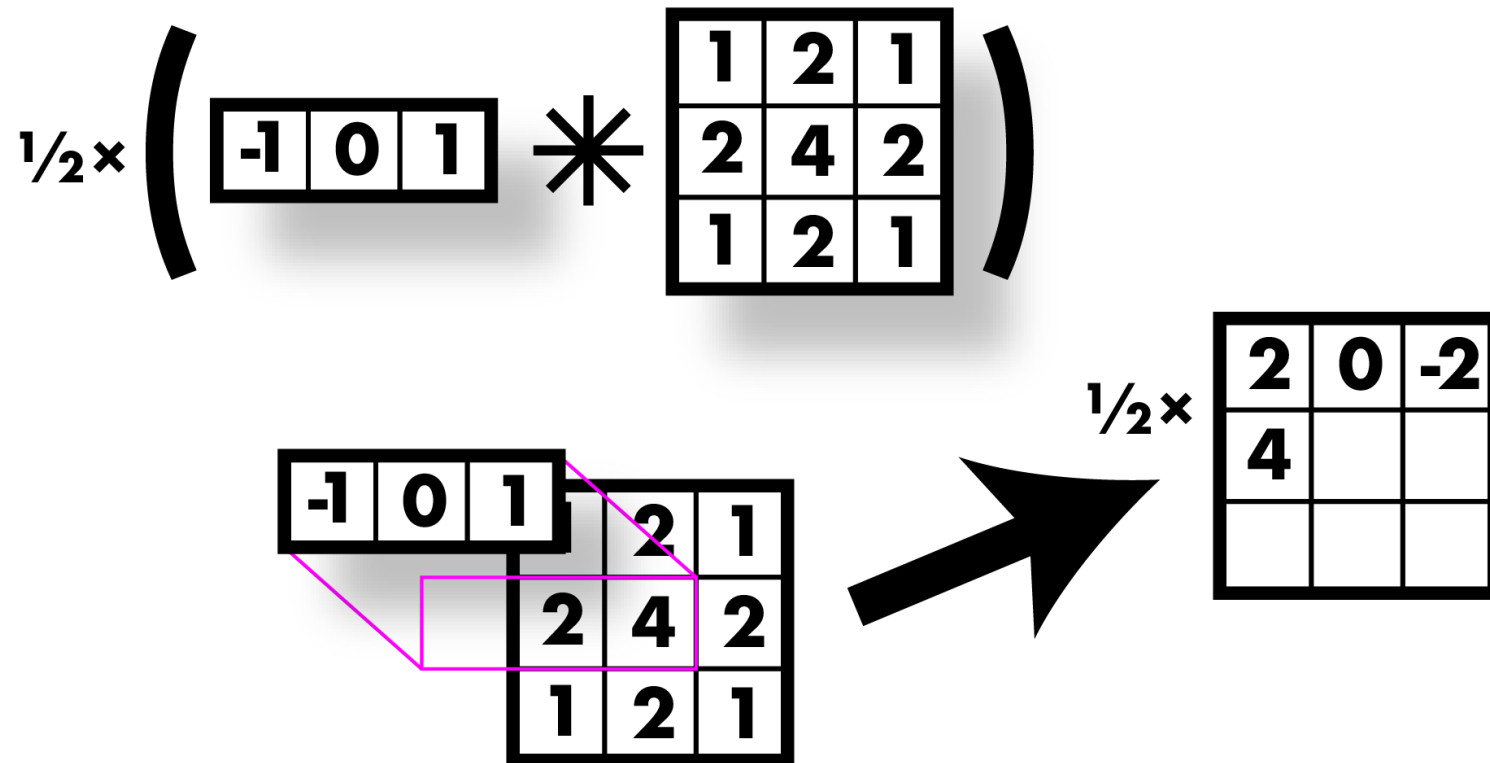


Smooth first, then derivative

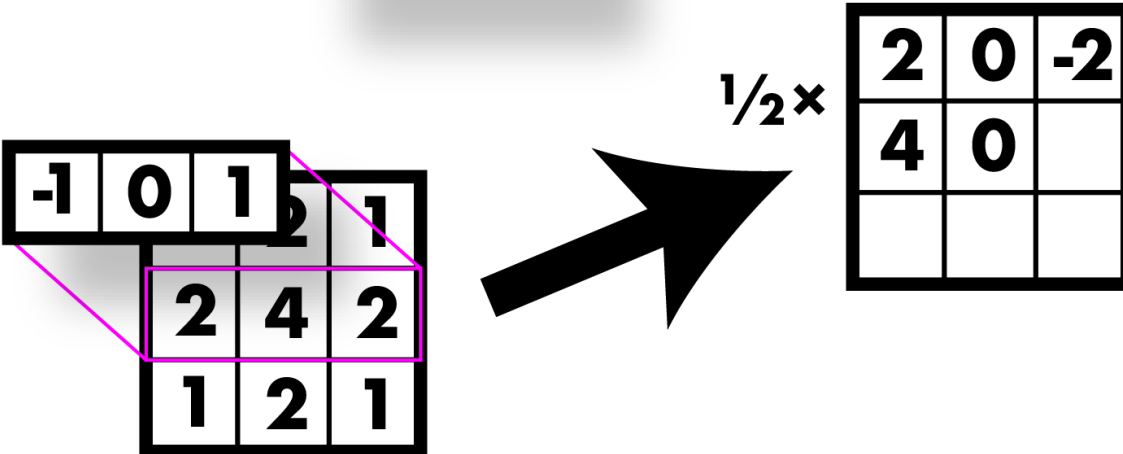
$$\frac{1}{2} \times \left(\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \right)$$


The diagram illustrates the calculation of the derivative of a smoothed image. It shows the convolution of a 1D kernel $\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ with a 3x3 smoothing kernel $\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$. A pink box highlights the top-left element of the result, which is 2. A large black arrow points to the final result matrix, which has the first row $\begin{bmatrix} 2 & 0 & -2 \end{bmatrix}$ and the other two rows empty. A multiplier of $\frac{1}{2}$ is shown next to the result matrix.

Smooth first, then derivative



Smooth first, then derivative

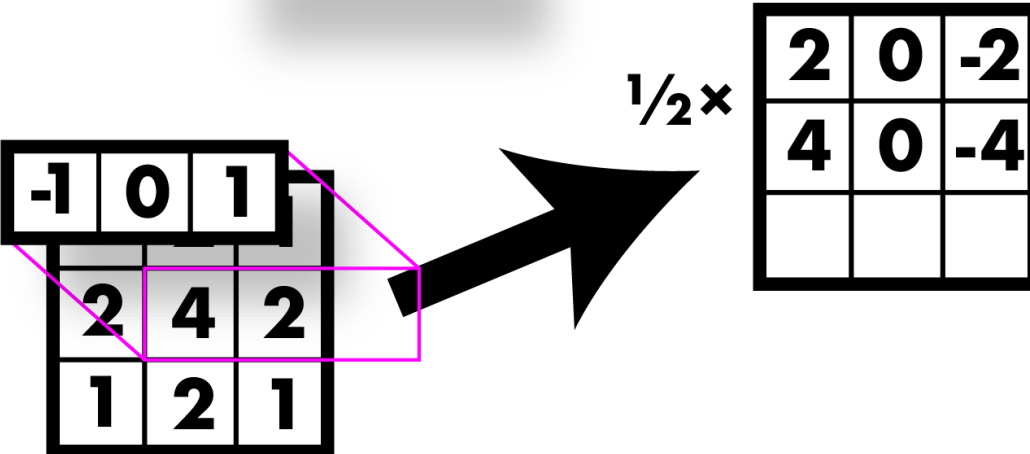
$$\frac{1}{2} \times \left(\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \right)$$


The diagram illustrates the convolution process. A 1D kernel $\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ is convolved with a 3x3 smoothing kernel $\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$. The result is a 3x3 matrix, scaled by $\frac{1}{2}$.

The resulting 3x3 matrix is:

2	0	-2
4	0	

Smooth first, then derivative

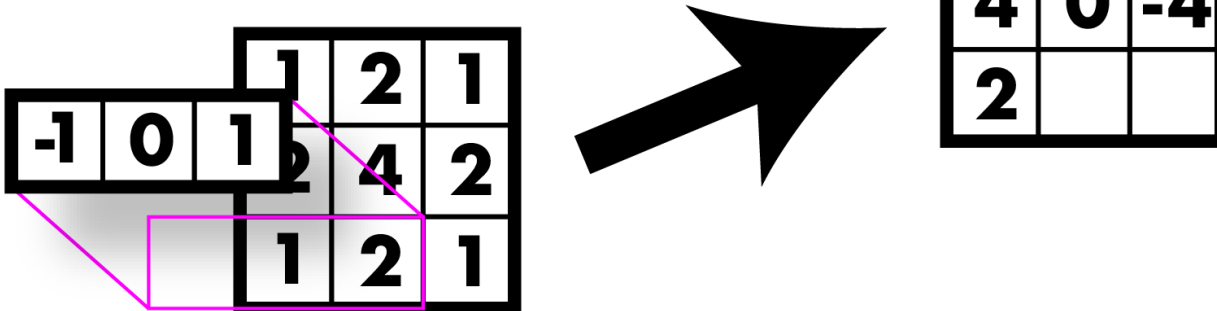
$$\frac{1}{2} \times \left(\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \right)$$


The diagram illustrates the convolution process. A 1D kernel $\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ is applied to the center of a 3x3 smoothing kernel $\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$. The result is scaled by $\frac{1}{2}$.

The resulting 3x3 matrix is:

2	0	-2
4	0	-4

Smooth first, then derivative

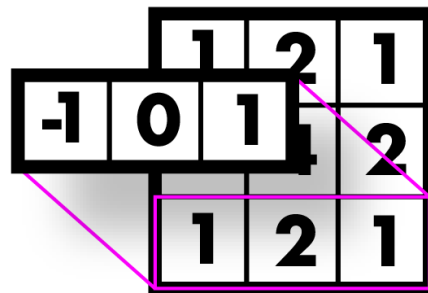
$$\frac{1}{2} \times \left(\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \right)$$


The diagram illustrates the convolution operation. A large arrow points from the convolution operation to the resulting 3x3 matrix. A pink box highlights the bottom row of the 3x3 kernel, and a pink line connects it to the bottom row of the resulting matrix.

2	0	-2
4	0	-4
2		

Smooth first, then derivative

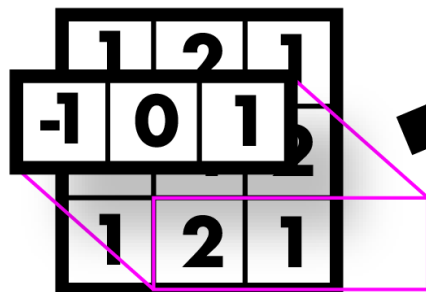
$$\frac{1}{2} \times \left(\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \right)$$



$$\frac{1}{2} \times \begin{bmatrix} 2 & 0 & -2 \\ 4 & 0 & -4 \\ 2 & 0 & \end{bmatrix}$$

Smooth first, then derivative

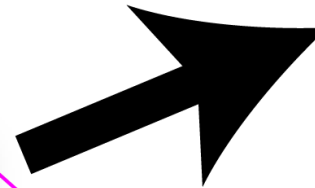
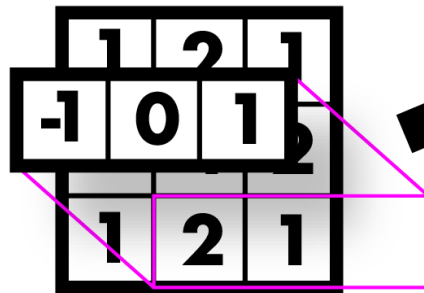
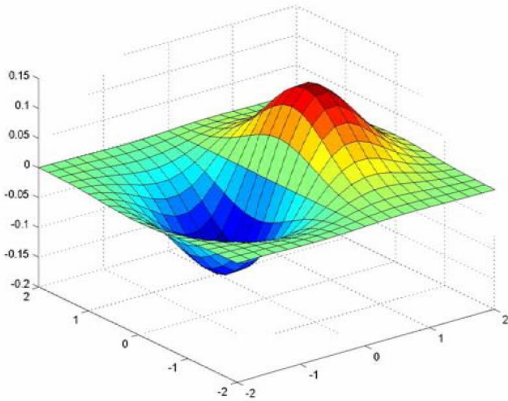
$$\frac{1}{2} \times \left(\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \right)$$



$$\frac{1}{2} \times \begin{bmatrix} 2 & 0 & -2 \\ 4 & 0 & -4 \\ 2 & 0 & -2 \end{bmatrix}$$

Sobel filter! Smooth & derivative

$$\frac{1}{2} \times \left(\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \right)$$



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

Convolution numérique

- **Caractéristiques du masque de convolution**
 - Souvent carré et de taille impaire (3x3, 5x5, ...) pour être centré sans ambiguïté sur le pixel d'analyse
 - Souvent à valeurs symétriques par rapport à l'élément central
- **Normalisation**
 - Soit S la somme des coefficients du masque
 - Si l'on veut conserver la luminance de l'image, on doit avoir $S = 1$.
 - On doit donc diviser les coefficients par $|S|$.
- **Obtention de valeurs dans [0, 255]**
 - Les coefficients peuvent être négatifs, et le résultat de la convolution également
 - Un décalage est donc parfois nécessaire (après calcul du résultat) pour obtenir des valeurs entre 0 et 255

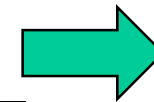
Convolution numérique

- Il existe différents types de filtres, avec différents effets
- Un filtre est caractérisé par
 - sa taille (nombre de pixels voisins considérés)
 - son contenu (opération réalisée sur les pixels voisins considérés)
- Types de filtrage spatial :
 - **Filtres passe-bas ou de lissage**
 - Effet : lissage de l'image (élimine petites fluctuations)
 - Avantage : atténuation du bruit
 - Inconvénient : atténuation des détails, flou
 - **Filtres passe-haut ou de contours**
 - Effet : accentuation des détails de l'image
 - Avantage : mise en évidence des contours/détails
 - Inconvénient : accentuation du bruit



Le filtre moyeneur

- Permet de lisser l'image (*smoothing*)
- Remplace chaque pixel par la valeur moyenne de ses voisins
- Réduit le bruit, réduit les détails non-important
- Brouille ou rend floue l'image (*blur edges*)
- Filtre dont tous les coefficients **sont égaux**



$$\frac{1}{K^2} \begin{pmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & 1 & \dots & 1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & 1 & \dots & 1 \end{pmatrix}$$



Original

Moyenne
5x5

Moyenne 11x11

$$\begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{5} & 0 \\ \frac{1}{5} & \frac{1}{5} & \frac{1}{5} \\ 0 & \frac{1}{5} & 0 \end{bmatrix}$$

connexité 4

$$\begin{bmatrix} \frac{1}{9} & \frac{1}{9} & \frac{1}{9} \\ \frac{1}{9} & \frac{1}{9} & \frac{1}{9} \\ \frac{1}{9} & \frac{1}{9} & \frac{1}{9} \end{bmatrix}$$

connexité 8

Le filtre binomial

- Filtre dont tous les coefficients **ne sont pas égaux**
 - Moyenne pondérée des voisins →
Approximation du filtre de Gauss

$$\frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\frac{1}{64} \begin{bmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 1 & 24 & 36 & 24 & 6 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{bmatrix}$$

Le filtre Gaussien

- Le filtre gaussien donnera un meilleur lissage et une meilleure réduction du bruit que le filtre moyenne

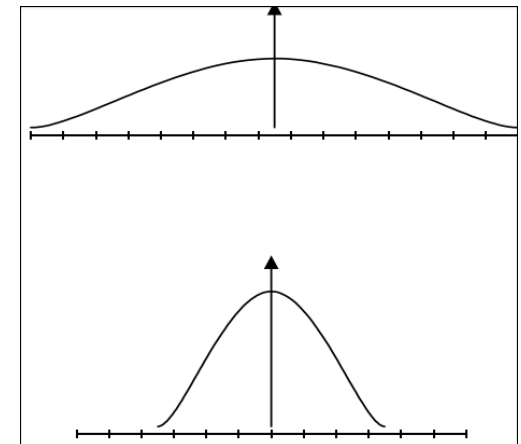
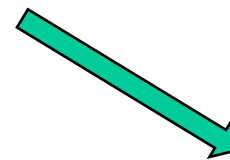
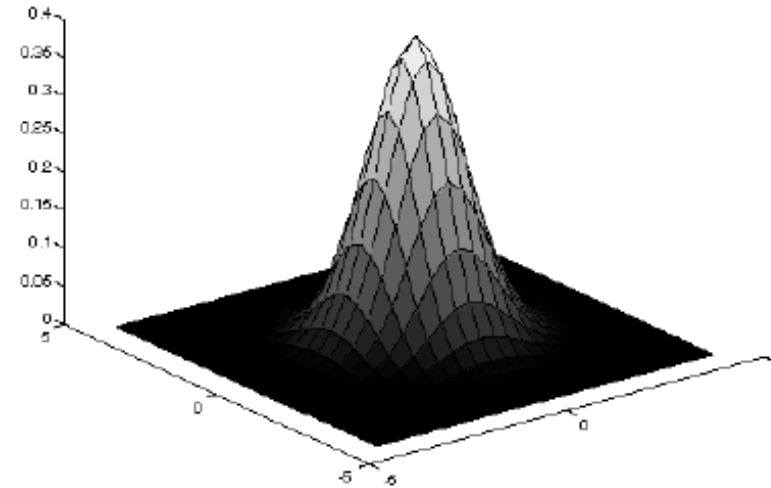
$$h(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}\right)$$

Avantages :

- Filtre paramétrable (sigma = ? , $\mu = 0$)
- Adaptation au problème

Inconvénients :

- Difficulté du choix de taille de la fenêtre et valeur de sigma
- Complexité (calcul flottant vs entier)



Le filtre Gaussien

- Mise en place du masque
 - $(x,y) = (0,0)$ ← centre du masque
 - Avec la formule précédente
 - Normalisation pour obtenir des valeurs entières

Paramètres :

Taille du masque $(2\sigma + 1 \times 2\sigma + 1)$.

$\mu = 0$

$\sigma = 1.0$

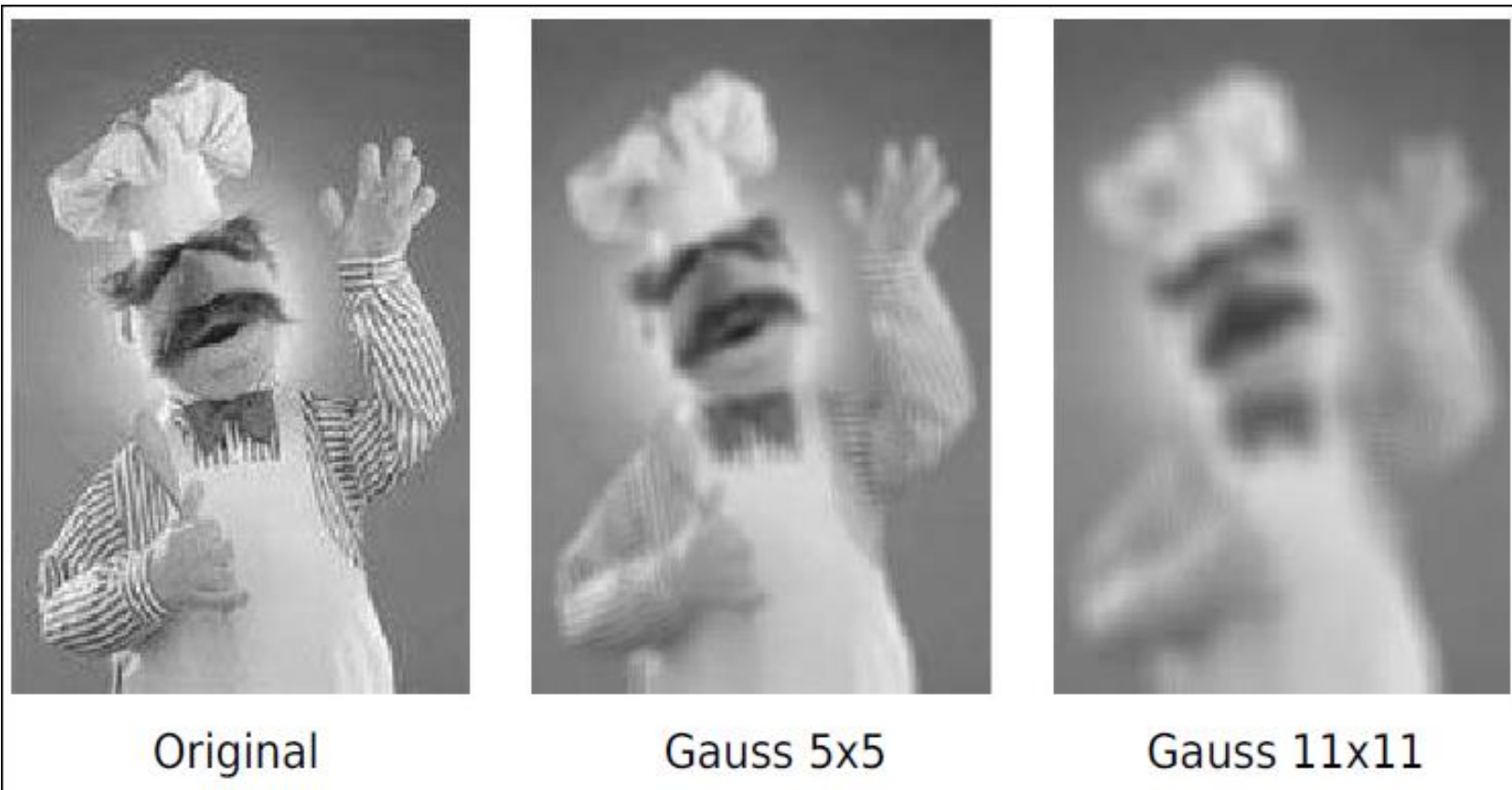
$\sigma = 1.6$

$$\frac{1}{1344} \begin{pmatrix} 4 & 18 & 29 & 18 & 4 \\ 18 & 80 & 132 & 80 & 18 \\ 29 & 132 & 218 & 132 & 29 \\ 18 & 80 & 132 & 80 & 18 \\ 4 & 18 & 29 & 18 & 4 \end{pmatrix}$$

$$\frac{1}{1279} \begin{pmatrix} 2 & 7 & 12 & 14 & 12 & 7 & 2 \\ 7 & 18 & 32 & 38 & 32 & 18 & 7 \\ 12 & 32 & 57 & 69 & 57 & 32 & 12 \\ 14 & 38 & 69 & 84 & 69 & 38 & 14 \\ 12 & 32 & 57 & 69 & 57 & 32 & 12 \\ 7 & 18 & 32 & 38 & 32 & 18 & 7 \\ 2 & 7 & 12 & 14 & 12 & 7 & 2 \end{pmatrix}$$

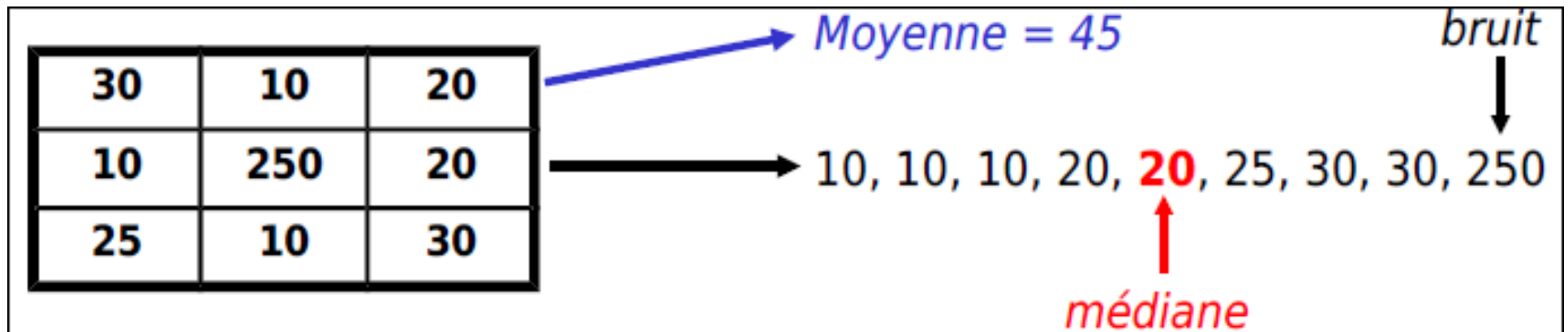
Le filtre Gaussien

- Le filtre gaussien donnera un meilleur lissage et une meilleure réduction du bruit que le filtre moyenneur



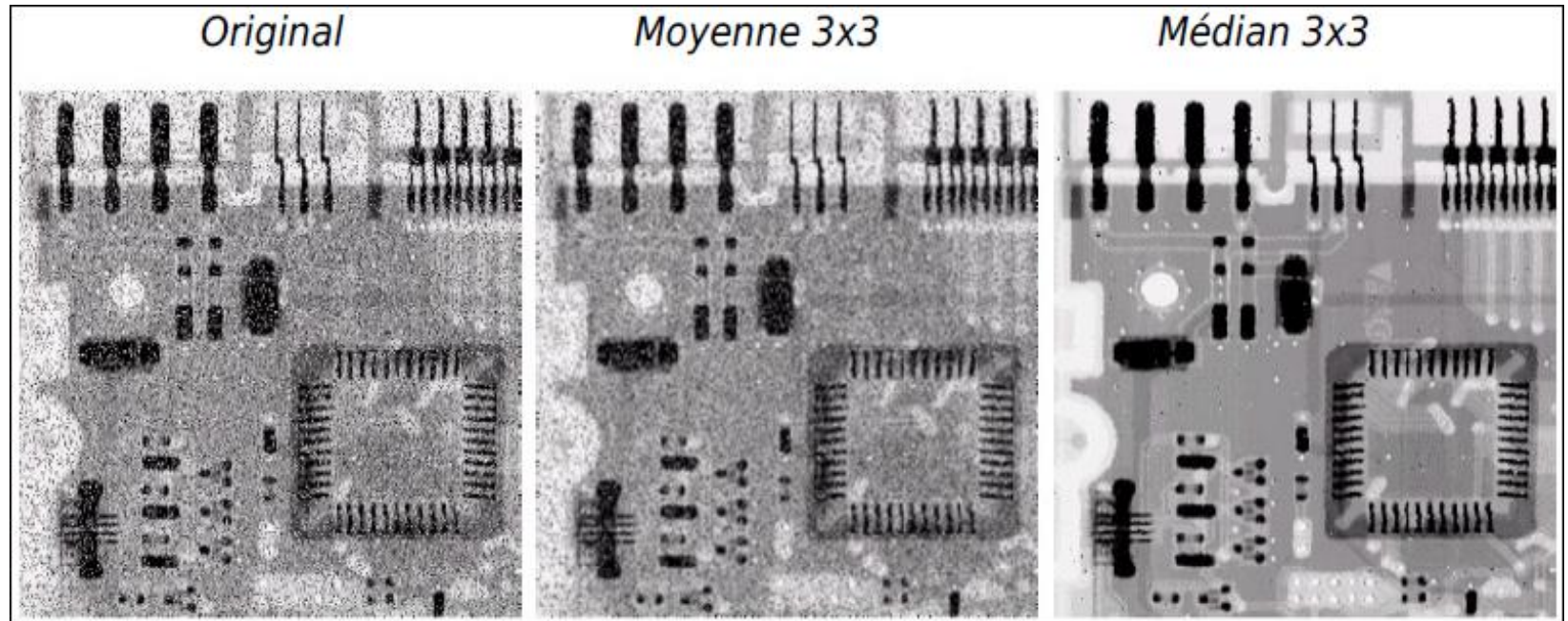
Le filtre Médian (*non-linéaire*)

- Pour nettoyer le bruit dans une image, il existe mieux que le filtre moyenneur ou le filtre gaussien
- Il s'agit du filtre médian :
 - C'est un filtre non-linéaire, qui ne peut pas s'implémenter comme un produit de convolution
 - On remplace la valeur d'un pixel par la valeur médiane dans son voisinage NxN



Le filtre Médian (*non-linéaire*)

- **Propriétés du filtre médian :**
 - Non création de niveaux de gris
 - Invariance par étirement de contraste
 - Préservation des marches et rampes rectilignes
 - Érosion des connexités (notamment des disques)
 - Non convergence de la répétition (possibilité de limite alternée)
 - Élimination du bruit impulsif



Filtrage non linéaire : filtres de rang

- Généralisation du filtre médian
- Principe : au lieu du niveau médian, on choisit le niveau d'un rang donné
- Exemple (rang 5) :

125	99	210
47	5	22
243	72	186

- Trier les 9 valeurs : $5 < 22 < 47 < 72 < 99 < 125 < 186 < 210 < 243$
- Sélectionner la 5^{ème} : 99

Filtrage non linéaire : filtre Min-Max

Filtrage « Conservative smoothing »

- Principe : garantit que la valeur de tout pixel appartient à l'intervalle des valeurs de ses voisins
- Débruitage efficace
- Préserve encore mieux les contours que le filtre médian
- Calcul :

$$I'(x, y) = \begin{cases} I(x, y) & \text{si } i_{\min} \leq I(x, y) \leq i_{\max} \\ i_{\min} & \text{si } I(x, y) < i_{\min} \\ i_{\max} & \text{si } I(x, y) > i_{\max} \end{cases}$$

Exemple :

124	126	127
120	150	125
115	119	123

$i_{\min}=115$, $i_{\max}=127$

moyenne = 125

moyenne8 = 123

médiane = 124

(min-)max = 127

Petit contrôle ...



- Quels sont les principales méthodes de traitement d'images exploitant l'histogramme ?
- Qu'est ce qu'une opération de convolution sur une image ?
- Qu'est ce qu'un filtrage passe-bas ? Donner des exemples ?
- Qu'est ce qu'un filtrage passe-haut ? Donner des exemples ?

Tous le monde sait appliquer un masque de convolution ?

Soit le filtre défini par le masque de convolution 2D suivant :

$$H = \frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

- Calculer l'image résultant de l'application de ce filtre sur chacune des images suivantes :

y\x	0	1	2	3	4	5	6
0	0	0	0	0	180	180	180
1	0	0	0	0	180	180	180
2	0	0	0	0	180	180	180
3	0	0	0	0	180	180	180
4	0	0	0	0	180	180	180
5	0	0	0	0	180	180	180
6	0	0	0	0	180	180	180

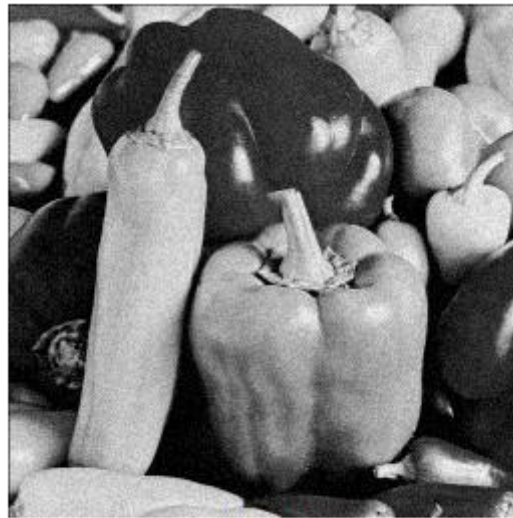
y\x	0	1	2	3	4	5	6
0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	180	180	180	0	0
3	0	0	180	180	180	0	0
4	0	0	180	180	180	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	0	0

Type de bruits → Type de traitement ?

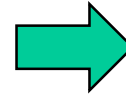
Choix du filtrage à effectuer en fonction du type de bruit présent dans l'images



Salt and Pepper Noise



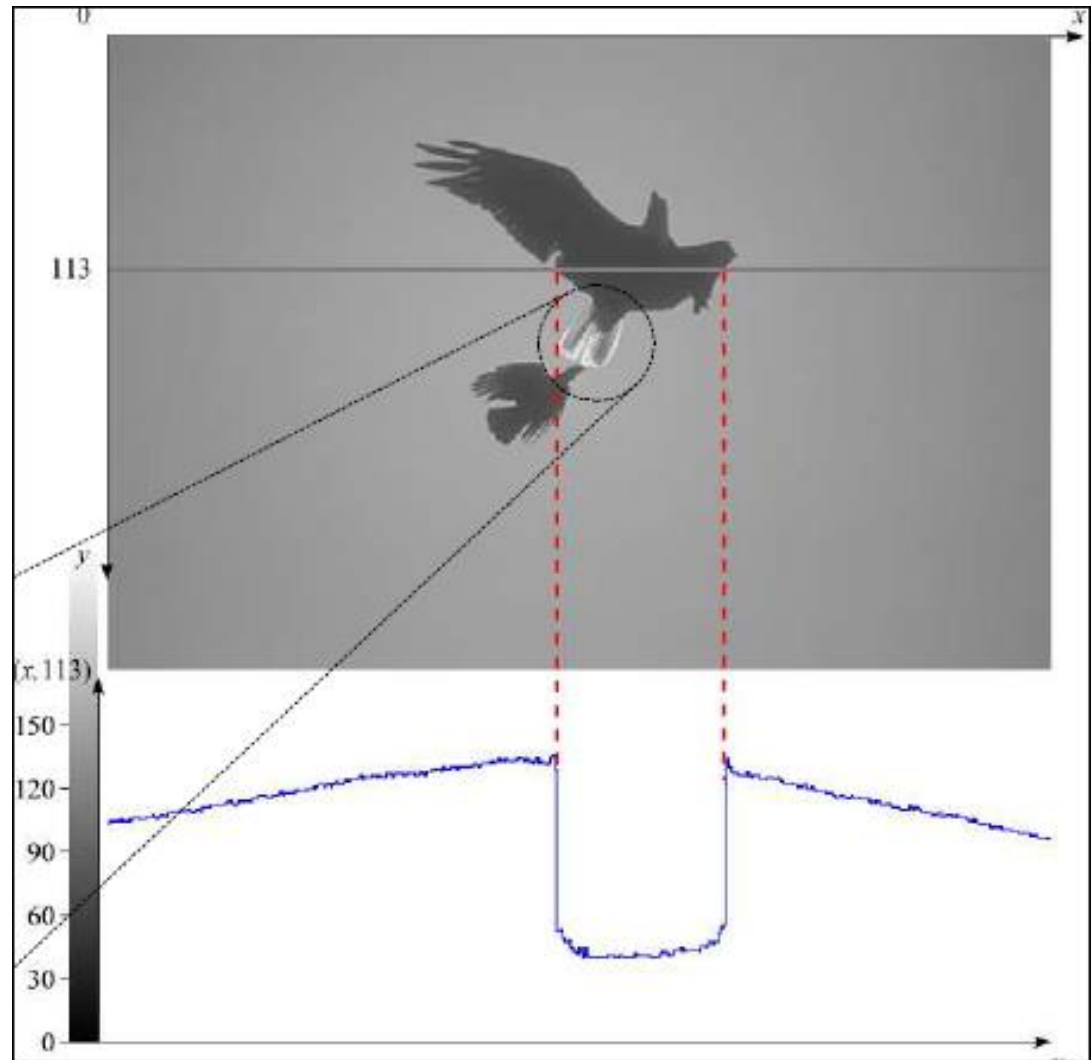
Uniform Noise



Notion de contours



Question : Comment détecter les frontières des régions / objets ?



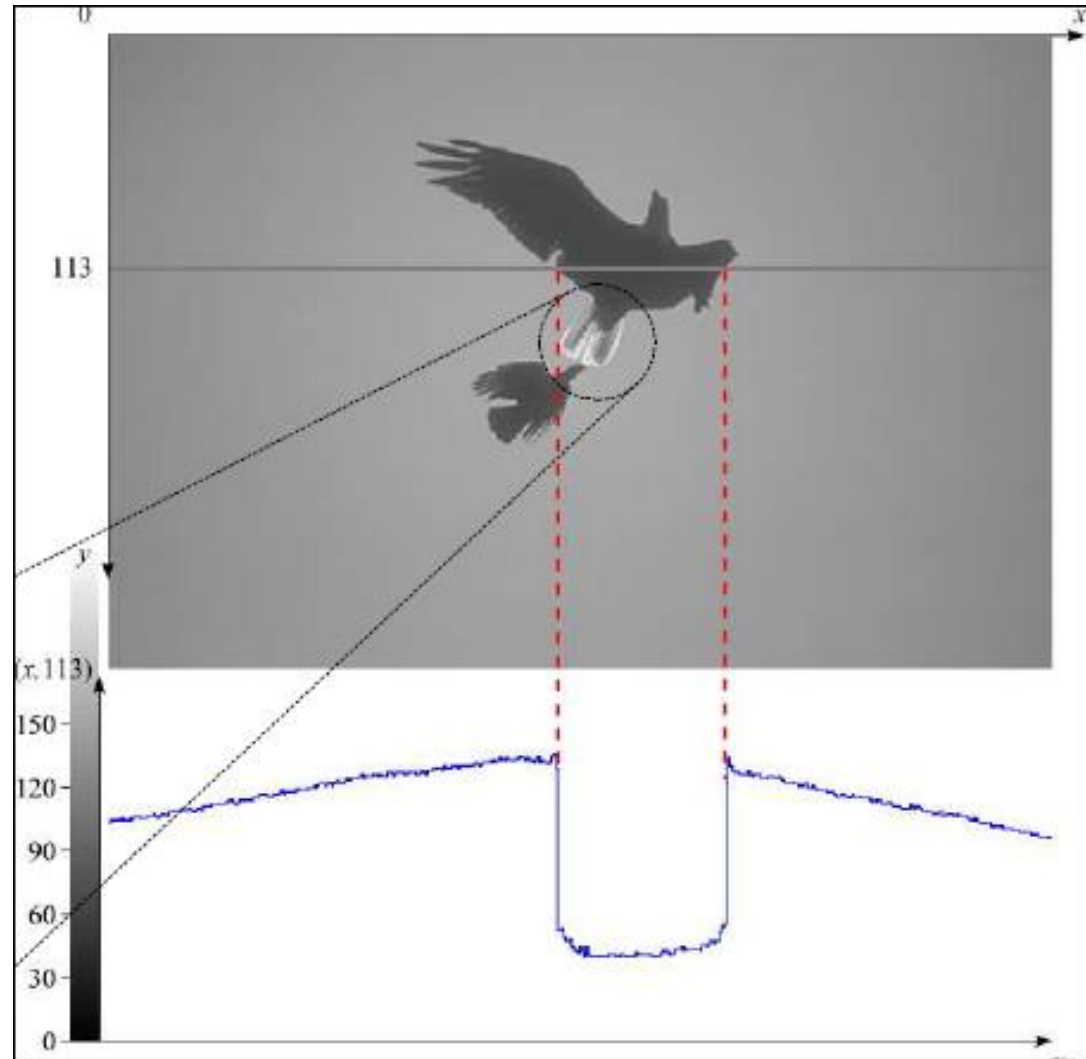
Notion de contours

Définition

- Frontière qui sépare 2 objets (ou un objet du fond) dans une image

Caractérisation des zones de contours

- Variation brusque de l'intensité (discontinuité)
- *Remarque* : toute zone de discontinuité ne caractérise pas forcément un contour

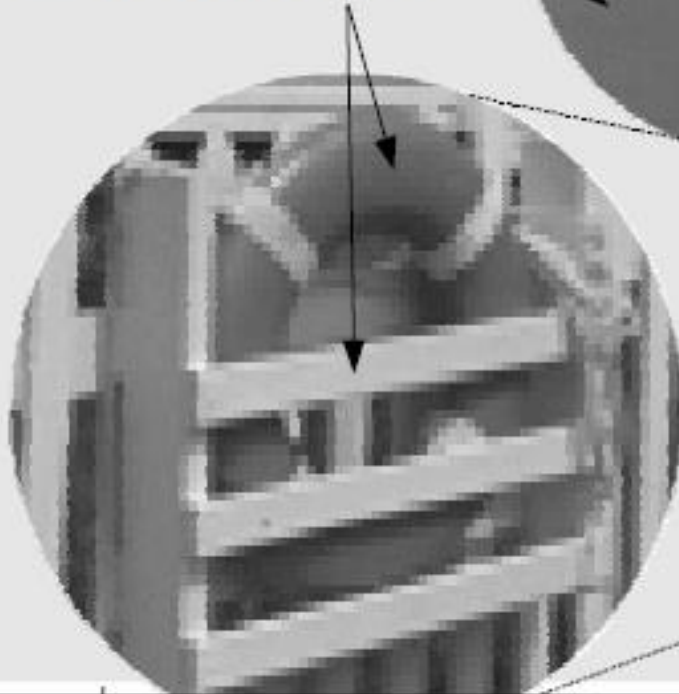
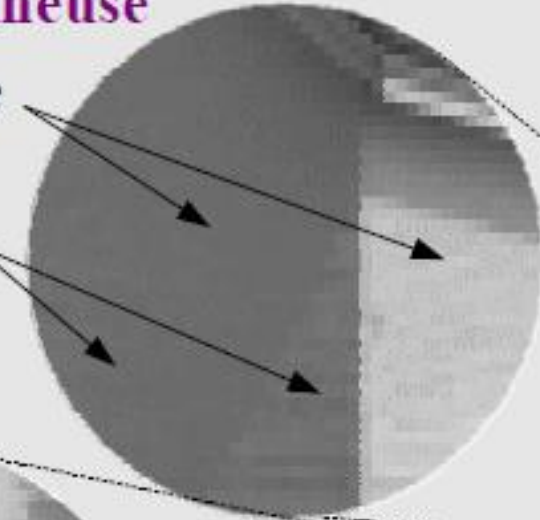


Notion de contours

- Exemple de zones de discontinuité de l'intensité lumineuse

Nombreuses
difficultés

Nombreuses
difficultés



Notion de contours

■ « Détection » de « contours » ?

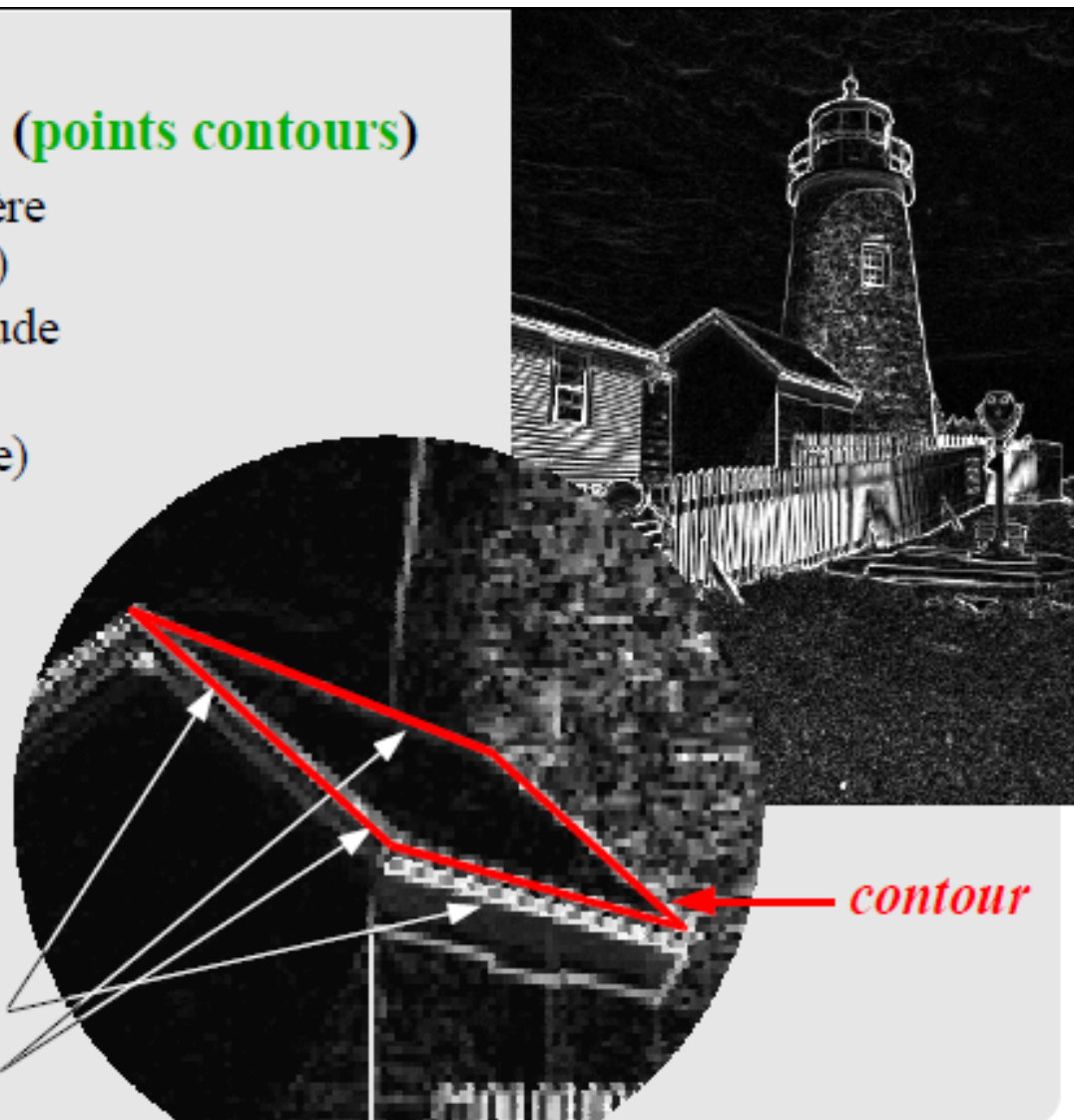
→ Détection des pixels candidats (**points contours**)

- grâce à une propriété particulière (ex. discontinuité de l'intensité)
- avec un certain degré de certitude
- perturbée par le bruit (⇒ lissage préalable nécessaire)

→ Formation des contours

- relier les points contours (par **analyse de connexité** ou autre)
- obtention de contours à proprement parler (courbes = chaînes fermées de pixels)

points contours
points contours ?

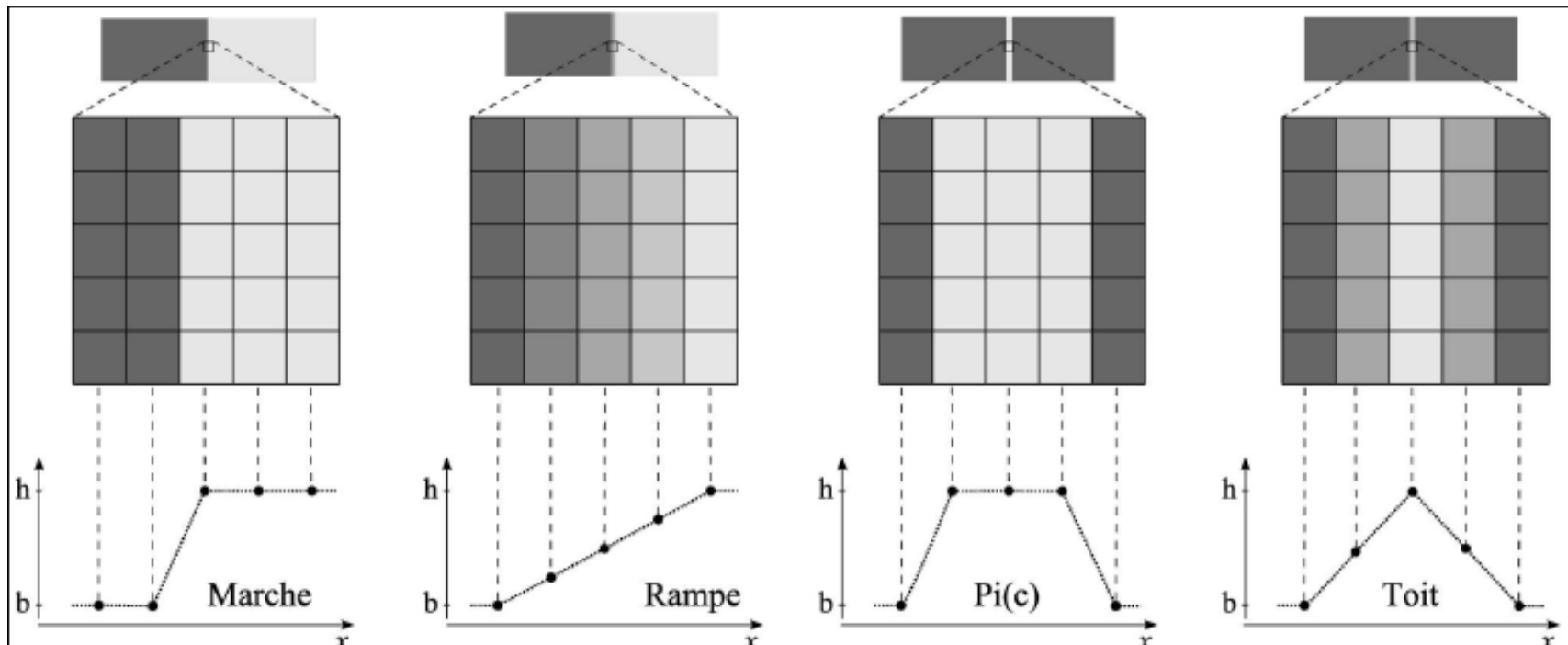
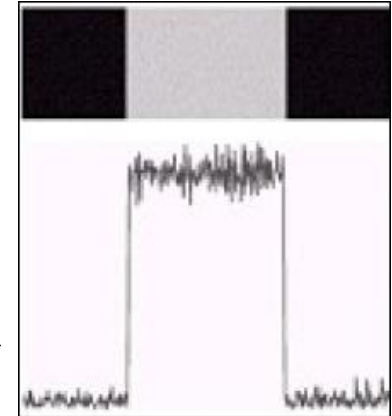


Notion de contours

Caractéristiques d'une zone de contour

- Transition entre deux niveaux très différents.
- Paramètres : largeur, hauteur (contraste)
- Types de profils (théoriques) :

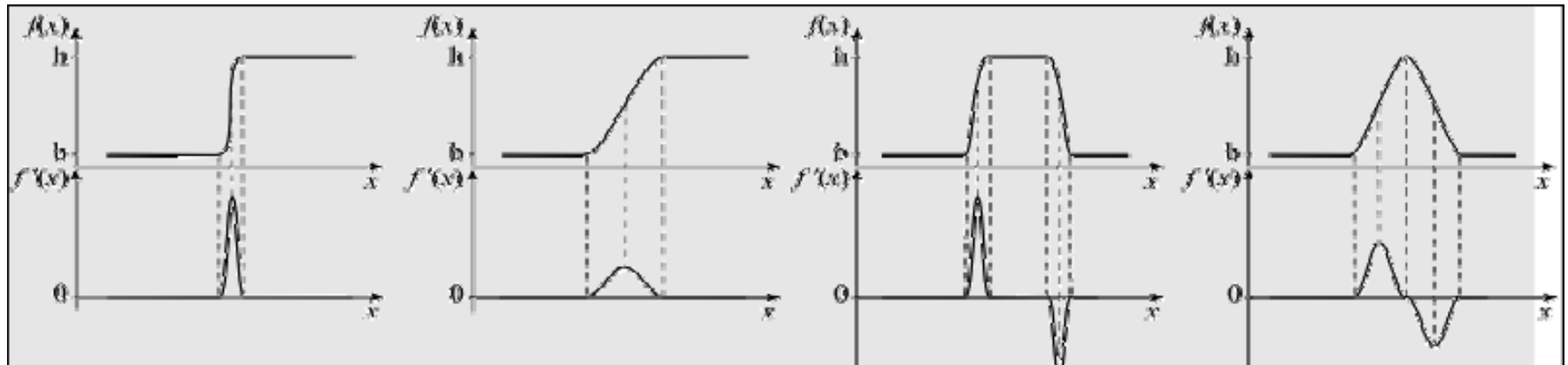
Bruit ! ➔



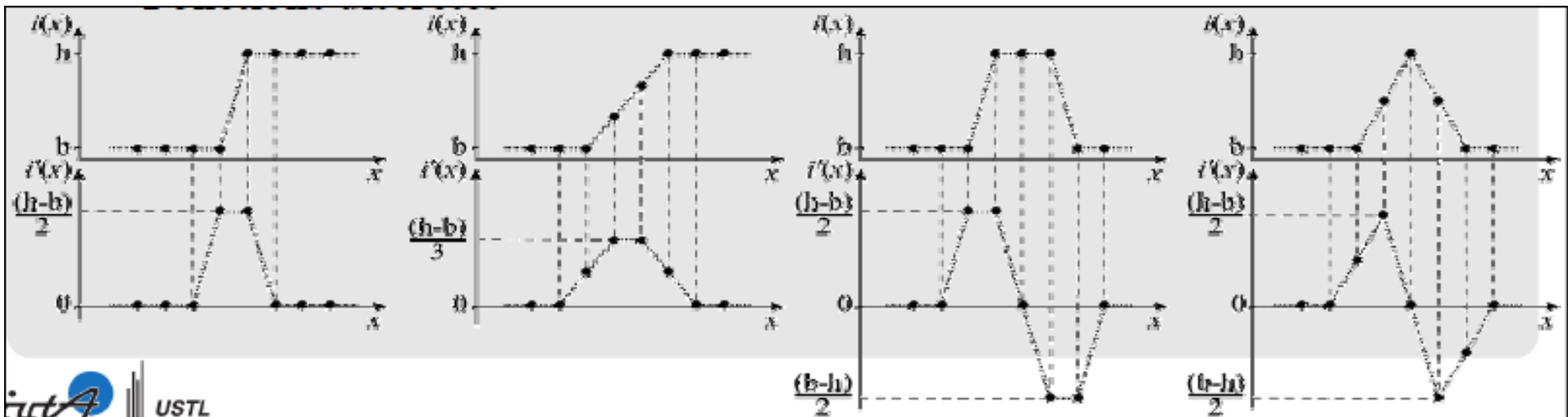
Détection de contours

Mise en évidence des zones de contours : dérivée première

- Fonctions continues



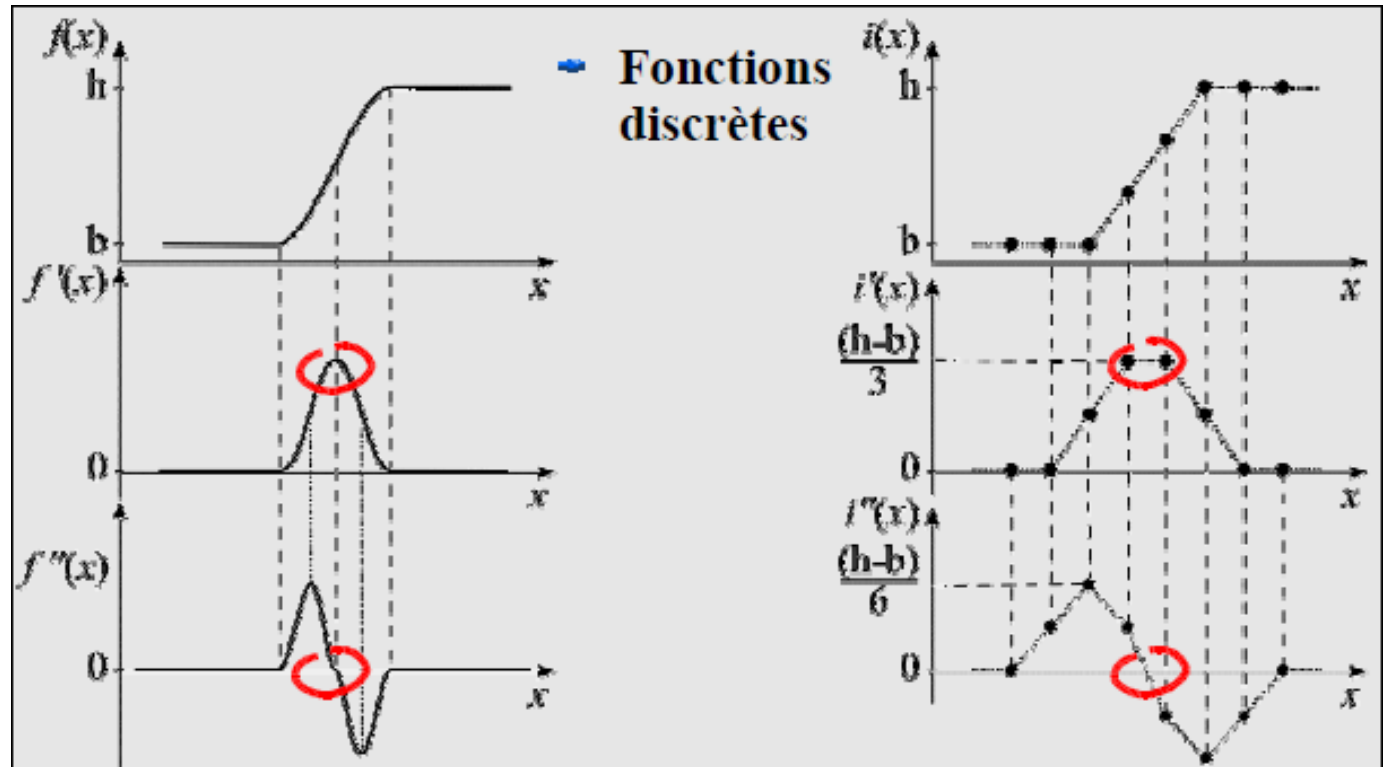
- Fonctions discrètes



Détection de contours

Mise en évidence des zones de contours : dérivée seconde

Fonctions
continues →



Détection des points contours : utilisation d'un critère de décision

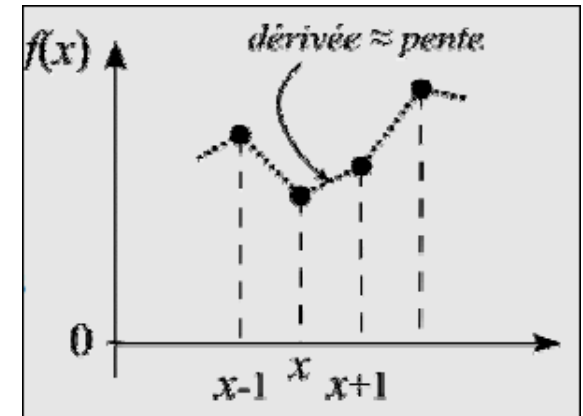
- Dérivée première : maxima locaux
- Dérivée seconde : passages par zéro

Détection de contours et gradient

Notion de gradient : Dérivée première en 1D

- Dérivée d'une fonction 1D continue :

$$f'(x) = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(x+h) - f(x)}{h}$$



- Approximations de la dérivée d'une fonction discrète 1D par différences locales

$$f'(x) \approx f(x+1) - f(x)$$

ou

$$f'(x) \approx f(x) - f(x-1)$$

$$\text{ou } f'(x) = \frac{1}{2} (f'(x^+) + f'(x^-)) \approx \frac{f(x+1) - f(x-1)}{2}$$

- Masques de convolution 1D correspondant

$$\begin{bmatrix} +1 & -1 \end{bmatrix} \quad \text{ou} \quad \begin{bmatrix} +1 & -1 \end{bmatrix} \quad \text{ou} \quad \frac{1}{2} \begin{bmatrix} +1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

meilleure approximation

Détection de contours et gradient

Notion de gradient : Dérivée première en 2D

- L'image (discrète) I est définie comme un ensemble de points d'échantillonnage de la fonction bidimensionnelle sous-jacente $f(x,y)$

Dérivée 2D de la fonction sous-jacente

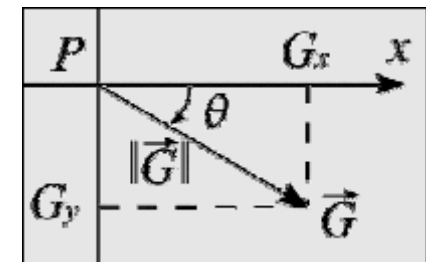
- On peut calculer une dérivée (partielle) de f dans chaque direction principale →
- Leur combinaison forme le vecteur gradient, à 2 composantes →

$$\frac{\partial f(x, y)}{\partial x} \text{ et } \frac{\partial f(x, y)}{\partial y}$$

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

$$\vec{G}(x, y) = \begin{pmatrix} G_x(x, y) \\ G_y(x, y) \end{pmatrix}$$

- Ce vecteur est caractérisé, en chaque point P , par
 - une norme (ou module) $\|G\| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$
 - une direction $\Theta = \arctan(G_y / G_x)$

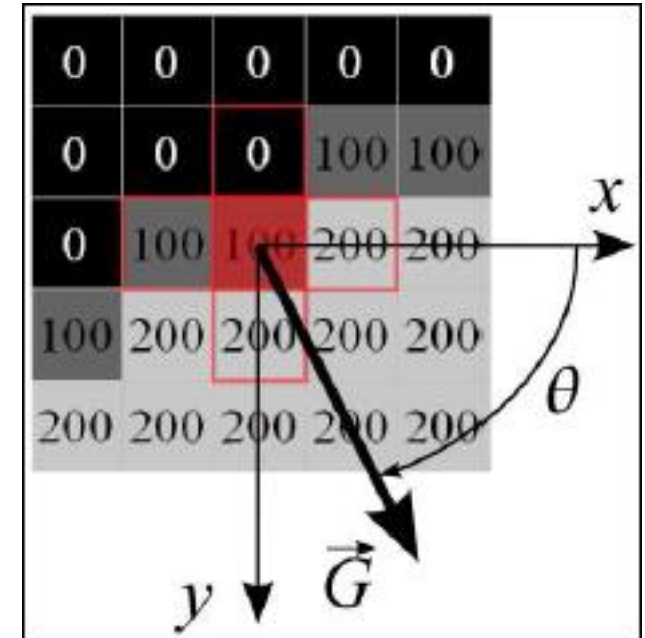


Détection de contours et gradient

Dérivée première en 2D (cas discret)

• Propriétés fondamentales du vecteur gradient

- Le module du vecteur gradient représente la pente de la surface image en P :
- module élevé = forte variation au voisinage de P
- La direction du vecteur gradient correspond à celle de la plus grande pente en P
- Le vecteur est orienté dans le sens de la montée (i.e. niveaux de gris croissants)



• Relation entre gradient et contour

- Contour = forte variation locale $\text{NdG} = \|\vec{G}\|$ élevé
- Le vecteur gradient \vec{G} est perpendiculaire au contour

• Masques associés

$$G_x = \frac{\partial f}{\partial x} : \frac{1}{2} \begin{bmatrix} +1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

$$G_y = \frac{\partial f}{\partial y} : \frac{1}{2} \begin{bmatrix} +1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix}$$

Dérivées premières : $G_x = 50, G_y = 100$

Norme du gradient : $\|\vec{G}\| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} = 112$

Autres formules parfois utilisées (plus simples) :

$$\|\vec{G}\| = |G_x| + |G_y| = 150 \quad \text{en norme } L_1$$

$$\|\vec{G}\| = \max(|G_x|, |G_y|) = 100 \quad \text{en norme } L_\infty$$

Direction du gradient : $\theta = \arctan(G_y/G_x) = 63^\circ$

Détection de contours et seuillage

Image 1D $f(x)$

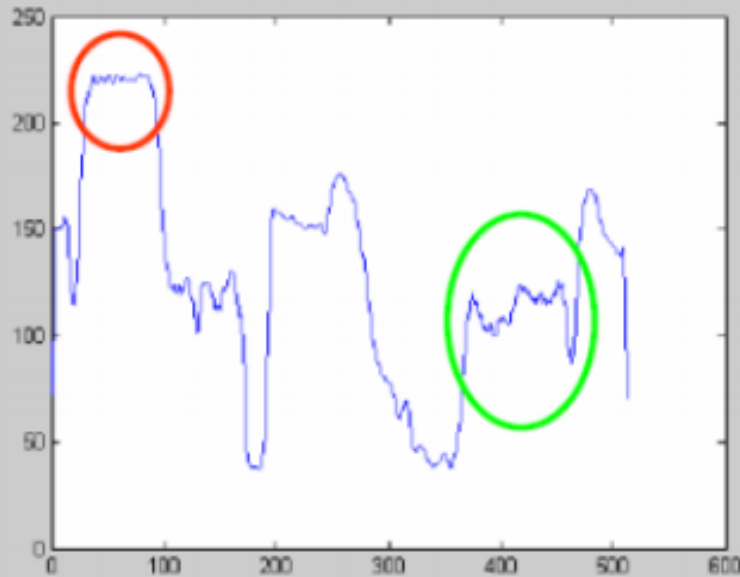


1ère dérivée

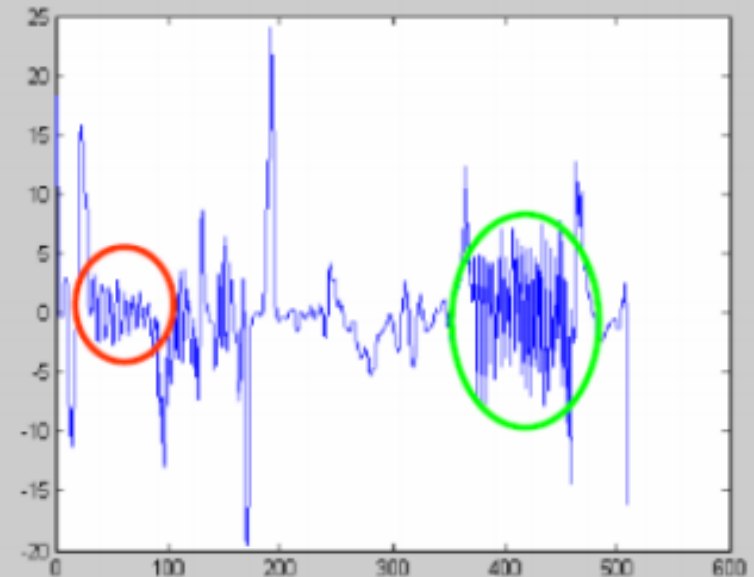
$|f'(x)|$

Pixels cont

$|f'(x)| >$



signal lissé

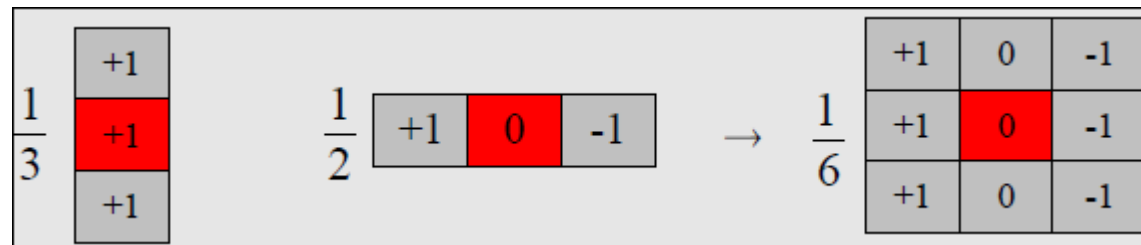


dérivée première

Détection de contours et gradient

Principes des filtres de lissage/dérivation

- Les effets du bruit sont amplifiés lors de la dérivation.
- Nécessité de lisser l'image
 - soit par un pré-traitement, avant dérivation
 - soit lors de la dérivation même
- Dérivation et lissage simultanés :
 - Principe : lissage dans la direction perpendiculaire à la dérivation
 - moyenne en colonnes de la dérivée calculée sur les lignes ;
 - moyenne en lignes de la dérivée calculée sur les colonnes.
 - On obtient des filtres de lissage/dérivation, moins sensibles au bruit



- Plusieurs modèles ont été définis : Prewitt, Sobel, ...

Détection de contours et gradient

Filtre de Prewitt : moyennage/dérivation

- Calcul de la composante horizontale du gradient G_x

$$\frac{1}{3} \begin{bmatrix} +1 \\ +1 \\ +1 \end{bmatrix} \quad \frac{1}{2} \begin{bmatrix} +1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \rightarrow \frac{1}{6} \begin{bmatrix} +1 & 0 & -1 \\ +1 & 0 & -1 \\ +1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

- Calcul de la composante horizontale du gradient G_y

$$\frac{1}{3} \begin{bmatrix} +1 & +1 & +1 \end{bmatrix} \quad \frac{1}{2} \begin{bmatrix} +1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix} \rightarrow \frac{1}{6} \begin{bmatrix} +1 & +1 & +1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

Filtre de Sobel : Gaussien/dérivation

- Calcul de la composante horizontale du gradient G_x

$$\frac{1}{4} \begin{bmatrix} +1 \\ +2 \\ +1 \end{bmatrix} \quad \frac{1}{2} \begin{bmatrix} +1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \rightarrow \frac{1}{8} \begin{bmatrix} +1 & 0 & -1 \\ +2 & 0 & -2 \\ +1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

- Calcul de la composante horizontale du gradient G_y

$$\frac{1}{4} \begin{bmatrix} +1 & +2 & +1 \end{bmatrix} \quad \frac{1}{2} \begin{bmatrix} +1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix} \rightarrow \frac{1}{8} \begin{bmatrix} +1 & +2 & +1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$$

Détection de contours et gradient



$|G_x|$ (dérivateur)



$|G_x|$ (Prewitt)



$|G_x|$ (Sobel)



$|G_y|$ (dérivateur)



$|G_y|$ (Prewitt)



$|G_y|$ (Sobel)



Détection de contours et Laplacien

Définition du Laplacien (dérivée seconde)

- Le Laplacien est défini par :
$$\Delta f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$$
- C'est une grandeur scalaire signée (et non vectorielle comme le gradient)

➤ **Masques associés aux dérivées secondes :**

pour $\frac{\partial^2}{\partial x^2} : \frac{1}{4}$

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

 pour $\frac{\partial^2}{\partial y^2} : \frac{1}{4}$

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

➤ **Masques alternatifs (dérivées calculées sur les axes à 45°) :**

pour $\frac{\partial^2}{\partial X^2} : \frac{1}{4}$

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

 pour $\frac{\partial^2}{\partial Y^2} : \frac{1}{4}$

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

➤ **Approximations discrètes du Laplacien Δ :**

$\frac{1}{8}$

0	+1	0
+1	-4	+1
0	+1	0

 ou $\frac{1}{8}$

+1	0	+1
0	-4	0
+1	0	+1

 ou encore $\frac{1}{16}$

+1	+1	+1
+1	-8	+1
+1	+1	+1

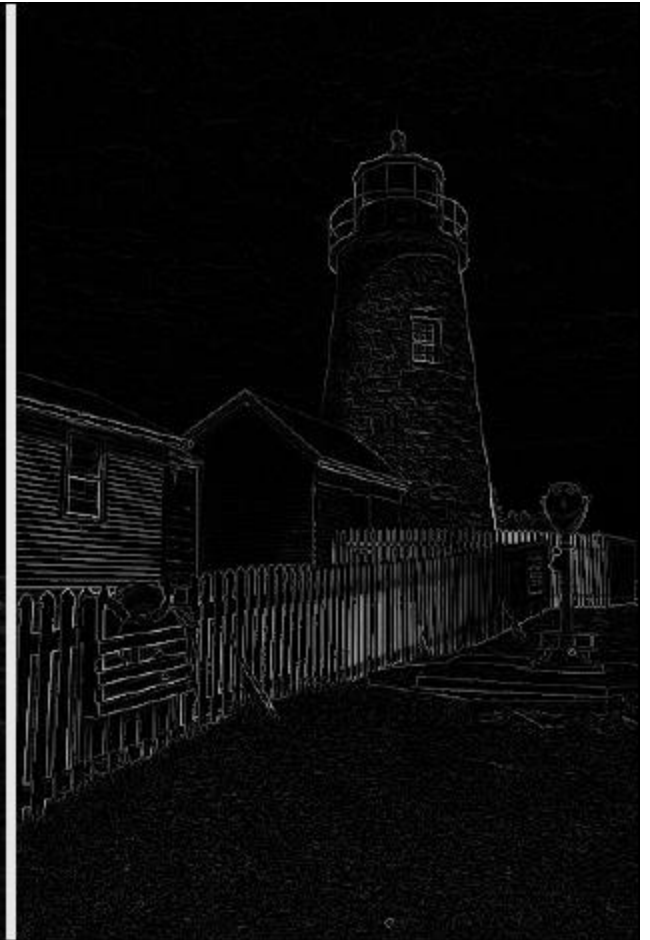
- Pour lutter contre le bruit, combinaison avec filtre gaussien possible
 - Laplacian of Gaussian → LoG

Détection de contours et Laplacien

Sobel

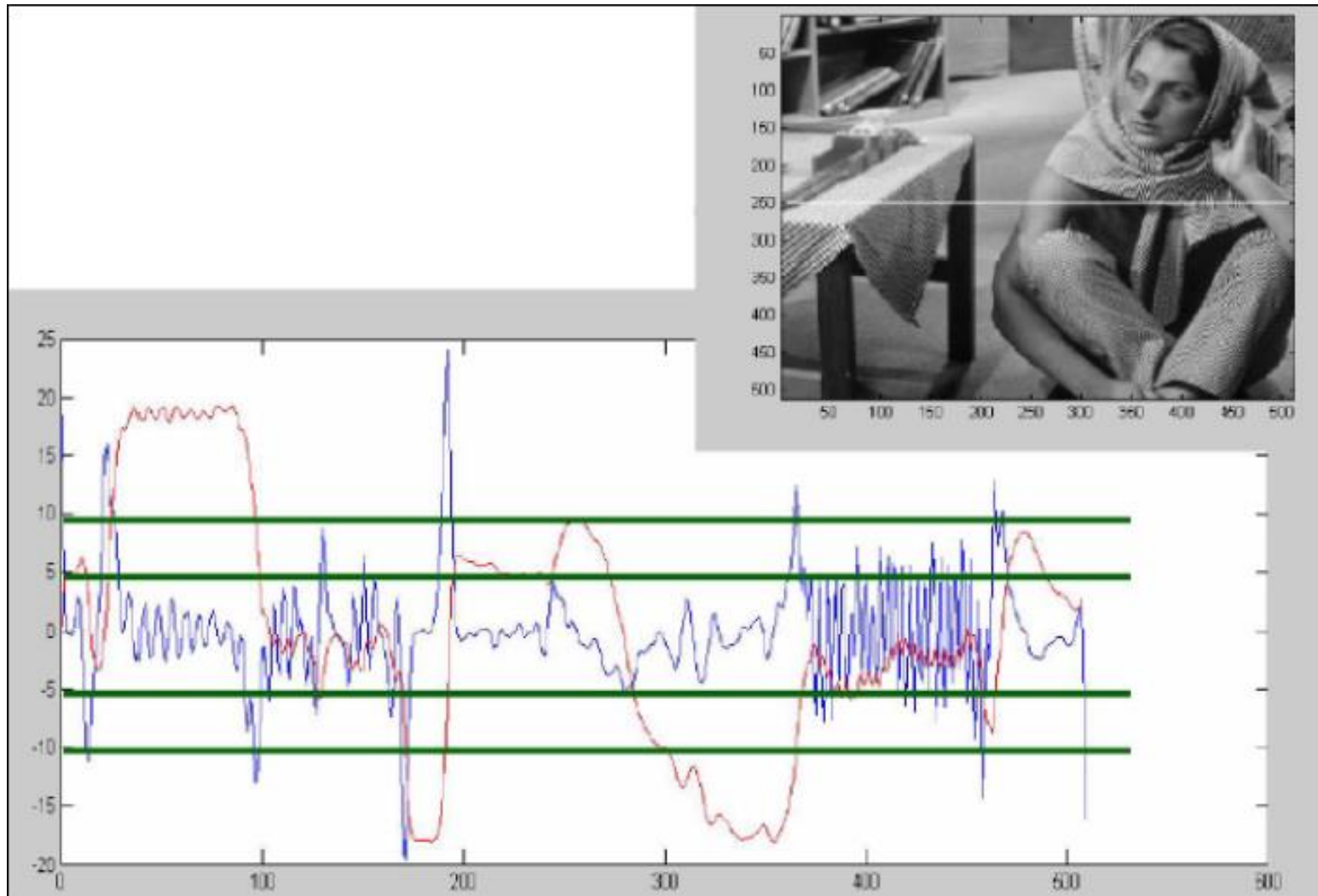


Laplacien



Détection de contours et bruit...

Optimisation du choix des maxima locaux à conserver ?



Filtrage optimal : Canny

Filtre en plusieurs étapes (pas seulement une convolution)

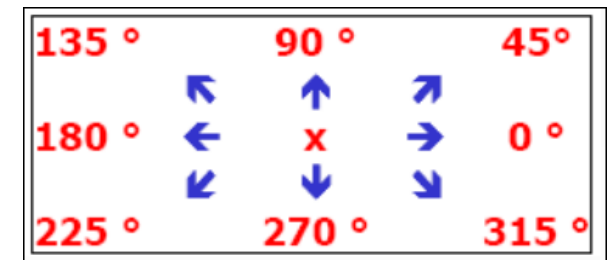
Etant donnés :

- un modèle de contour (marche)
- un modèle de bruit (blanc gaussien)

Caractériser les performances en termes de :

- détection (surtout pour les contours faibles)
- localisation (contour détecté proche du contour réel)

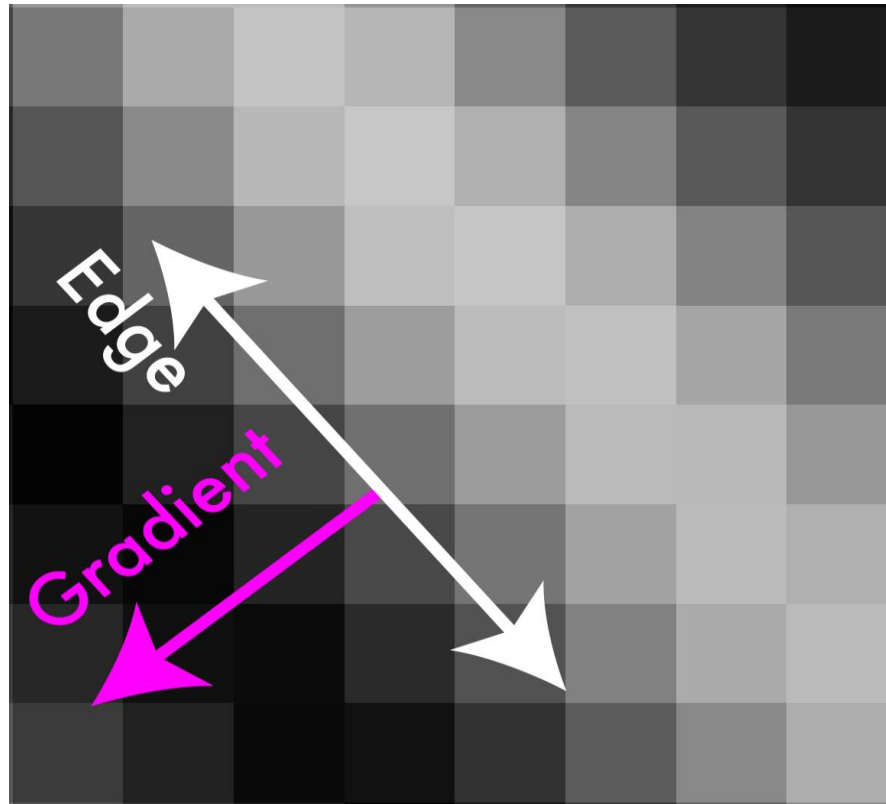
1. Appliquer un filtre Gaussien passe-bas pour enlever le bruit
2. Calculer l'intensité du gradient dans l'image par Sobel en X et Y
 - Calcul de la norme $|G| = |G_x| + |G_y|$
3. Calculer les directions du gradient dans l'image
 - Direction du gradient $\theta = \arctan(G_y / G_x)$
 - Arrondi des directions par multiples de $\pi/4$



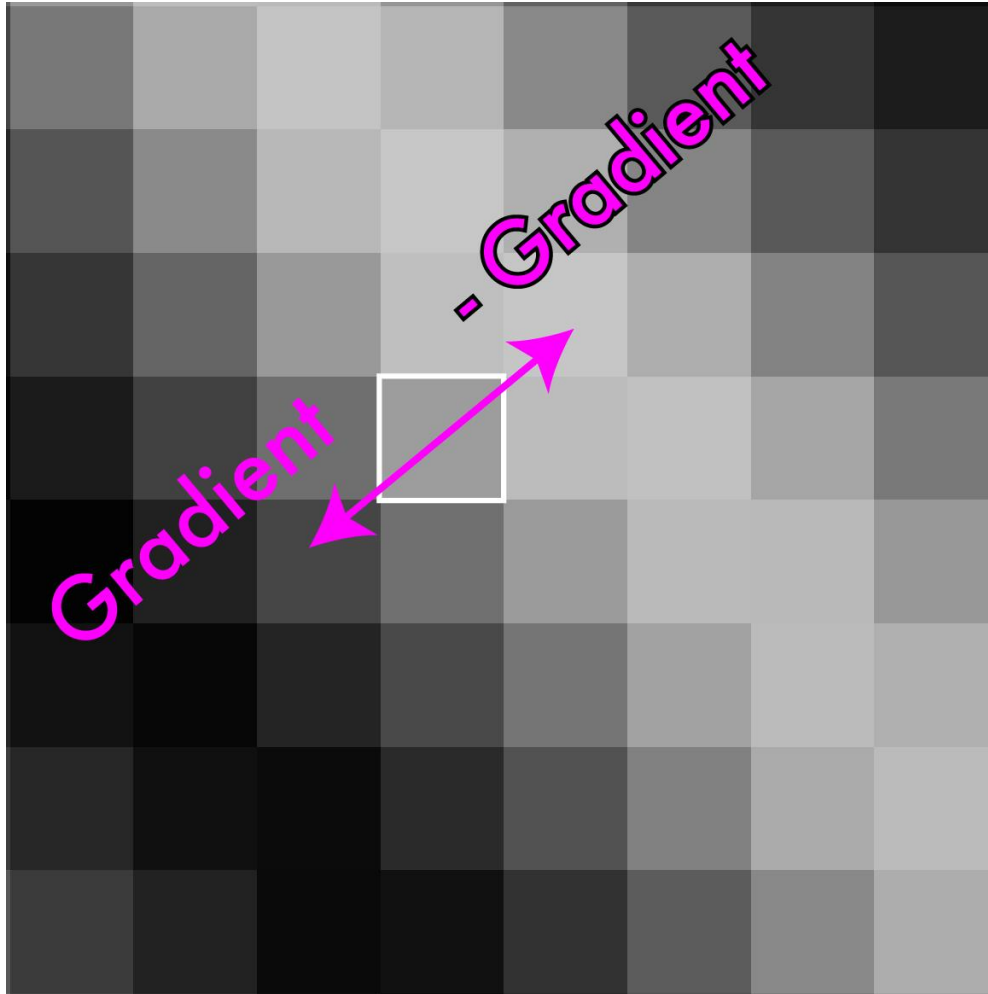
Filtrage optimal : Canny

4. Suppression des non-maxima :

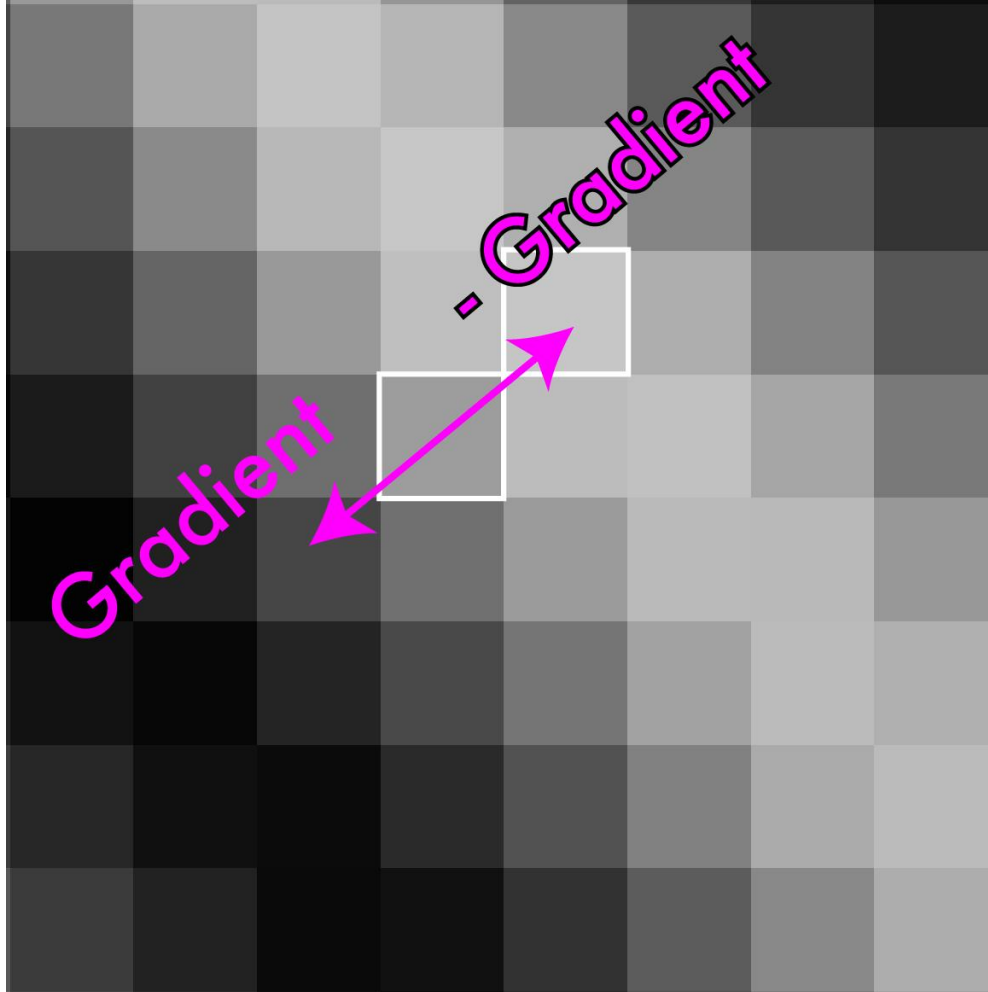
- Si la norme du gradient en un pixel (x, y) est inférieure à la norme du gradient d'un de ses 2 voisins le long de la direction du gradient, alors mettre la norme pour le pixel (x, y) à zéro.



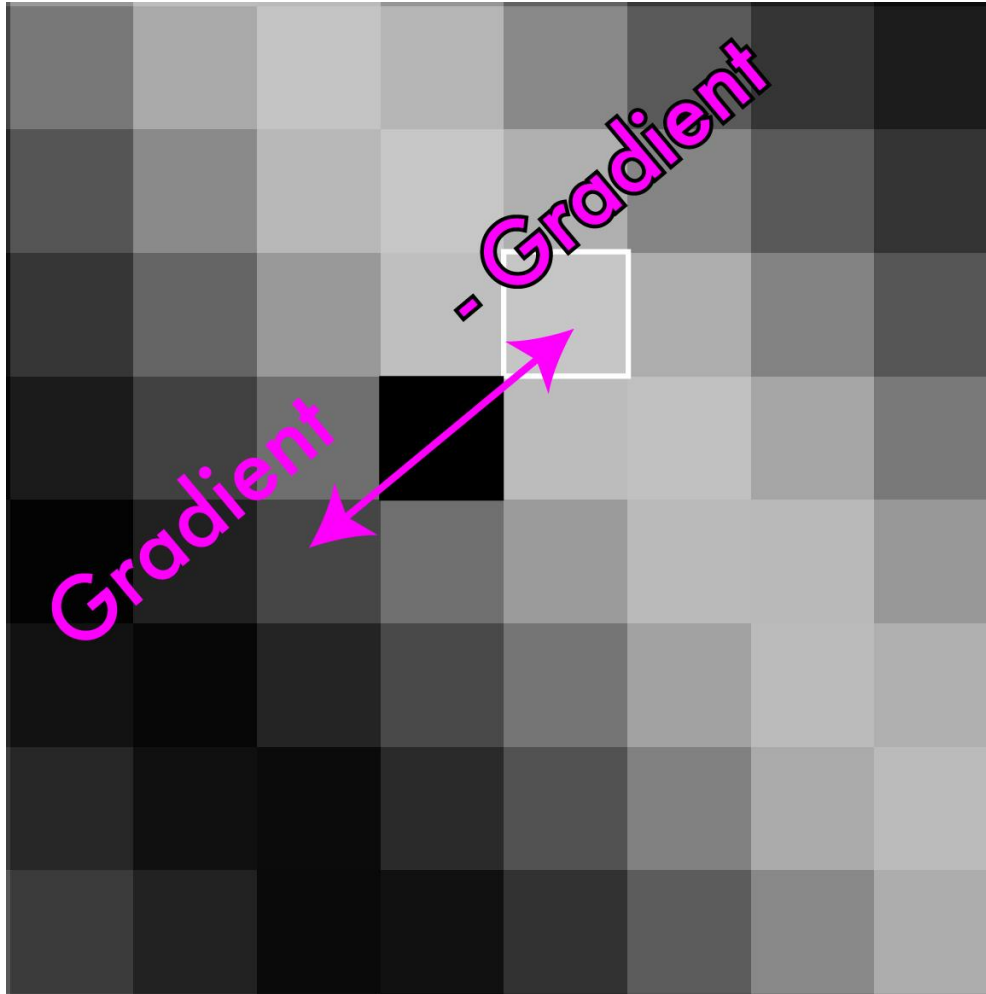
Non-maximum suppression



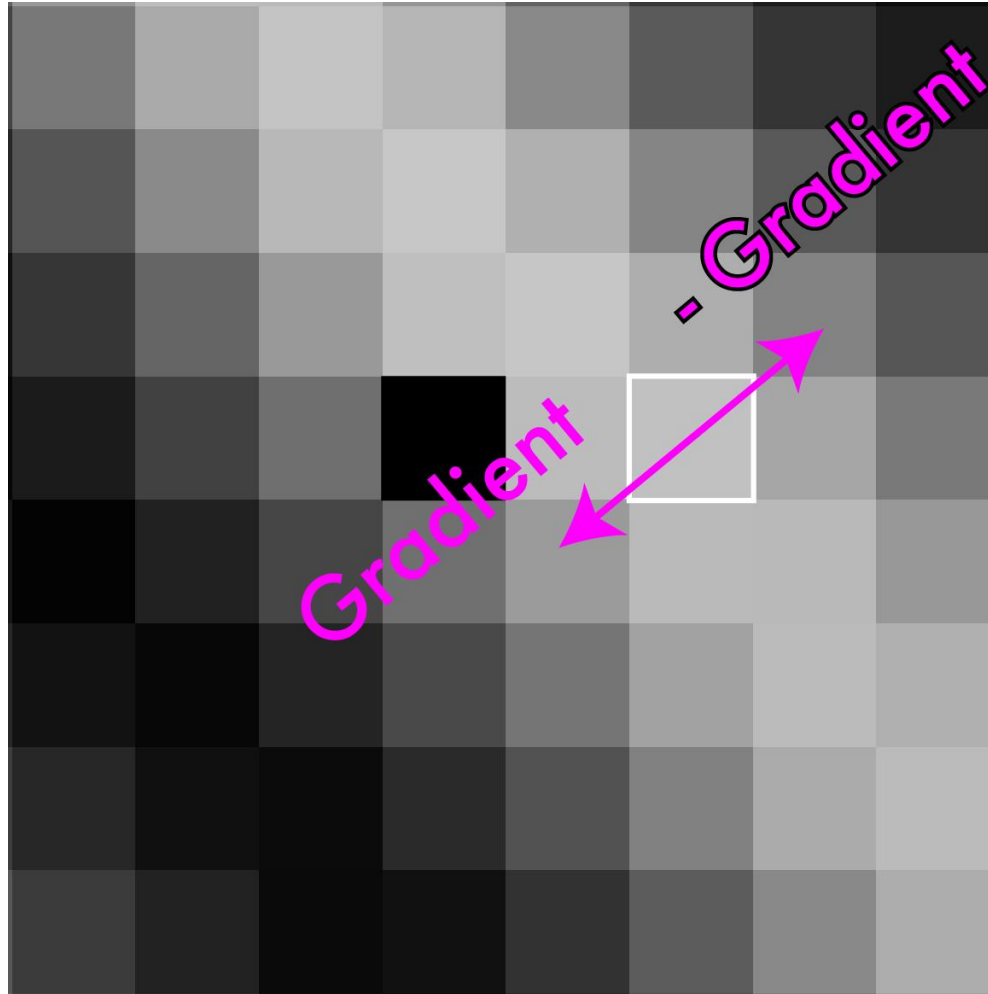
Non-maximum suppression



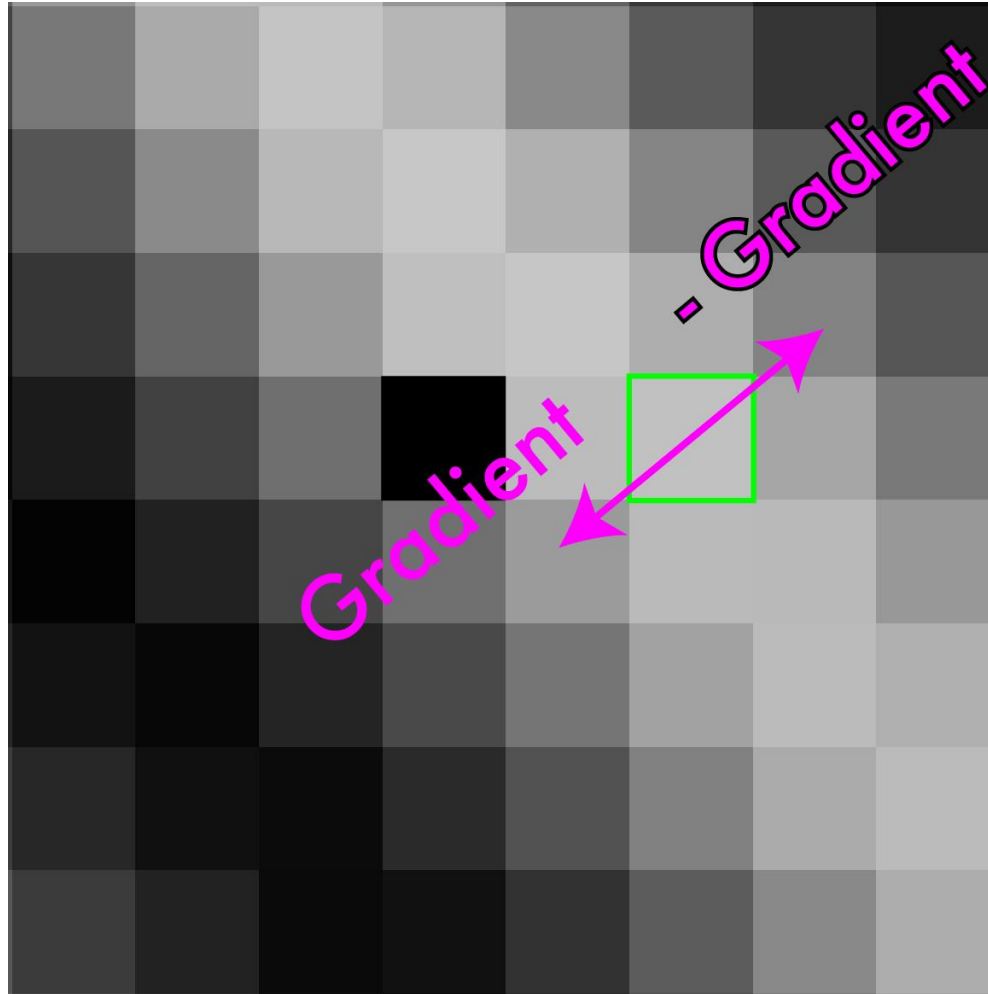
Non-maximum suppression



Non-maximum suppression



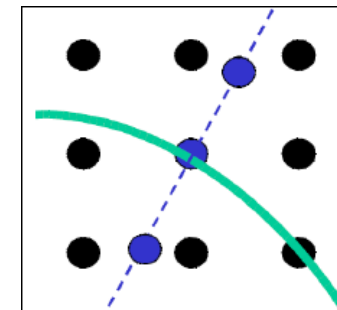
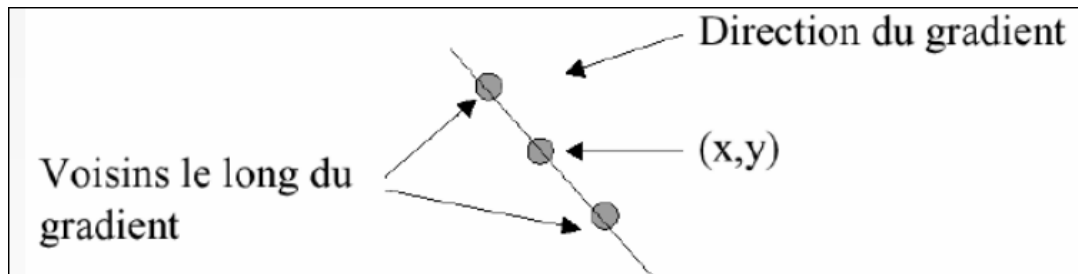
Non-maximum suppression



Filtrage optimal : Canny

5. Seuillage des contours (hystérésis) :

- Utilise deux seuils : un seuil haut S_h et un seuil bas S_b .
- Pour chaque pixel, analyse de la norme du gradient :
 1. Si $\text{norme}(x, y) < S_b$ alors le pixel est mis à 0 (\notin contour)
 2. Si $\text{norme}(x, y) > S_h$ alors le pixel \in contour
 3. Si $S_b \leq \text{norme}(x, y) \leq S_h$ alors le pixel \in contour s'il est connecté à un autre pixel déjà accepté comme contour.



Détection de contours

Résumé

- La détection des points contours est basée sur les dérivées premières (gradient) ou secondes (Laplacien) de la fonction sous-jacente à l'image
- Le calcul de ces dérivées est approché au moyen de filtres de convolution
 - Avantages : grande rapidité de calcul, aspect local.
 - Inconvénients : ces filtres sont très sensibles au bruit, en particulier le Laplacien. Ils nécessitent donc l'emploi de filtres de lissage débruiteurs, en pré-traitement
- Les filtres de lissage/dérivation sont moins précis que le filtre de dérivation « pur », mais plus robustes. Ils privilégient donc la détection des points contours par rapport à leur localisation
- Ces filtres permettent seulement d'**estimer la « probabilité » qu'un pixel soit un point contour candidat**
- Il reste ensuite à :
 - décider si un pixel est *effectivement* un point contour, par exemple au **moyen d'un seuillage**
 - utiliser les points contours pour former les contours proprement dits.

Un autre detecteur de contours

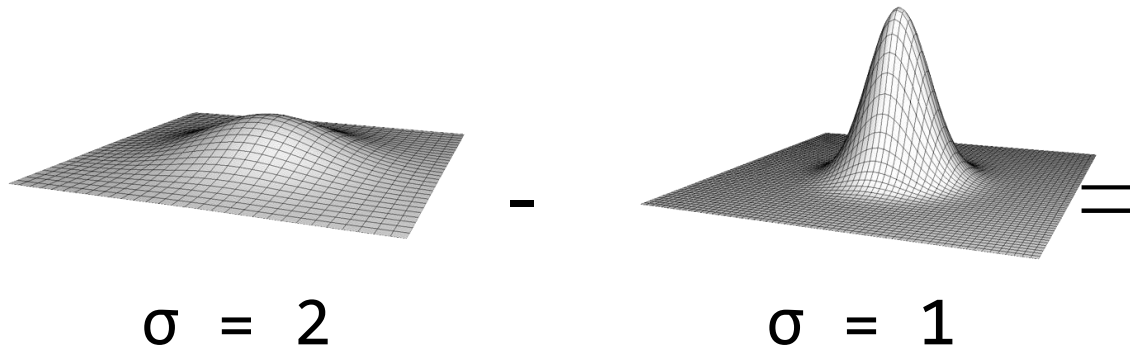
- Une Image est une fonction:
 - Qui est composée de basses et de hautes frequences
 - CF Transformée de Fourier
- Contours = Hautes frequences
- Il peut etre interessant / possible de detecter des contours de taille (frequence) spécifique

Difference of Gaussian (DoG)

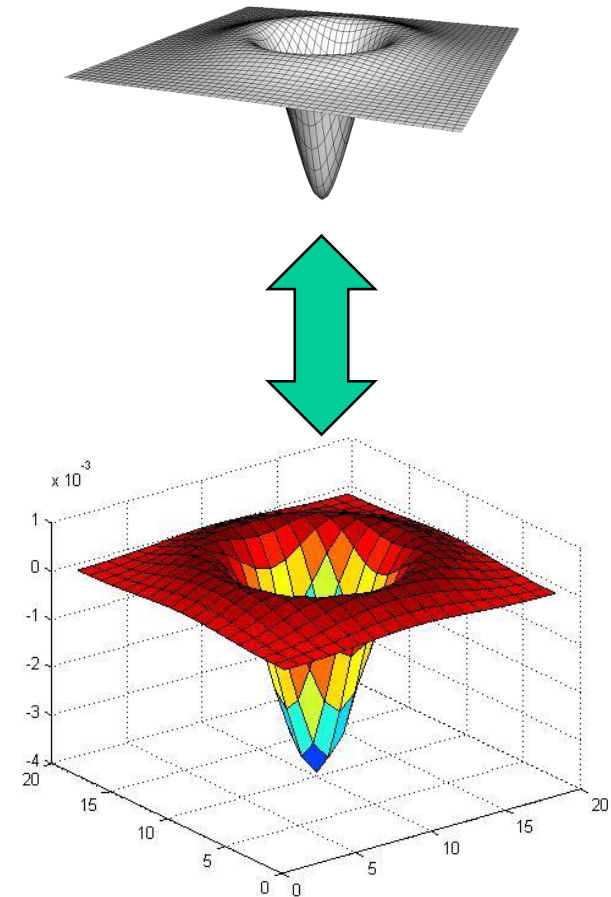
- Filtre Gaussien = filtre passe bas = g
- Detection des composantes avec une frequence $f < \sigma$
- $(g * I)$ produit une image des basses frequences
- $I - (g * I)$ produit une image des hautes frequences
- $g(\sigma_1) * I - g(\sigma_2) * I =$ filtre de frequences specifiques
- De plus, on montre que :
$$g(\sigma_1) * I - g(\sigma_2) * I = [g(\sigma_1) - g(\sigma_2)] * I$$

Difference of Gaussian (DoG)

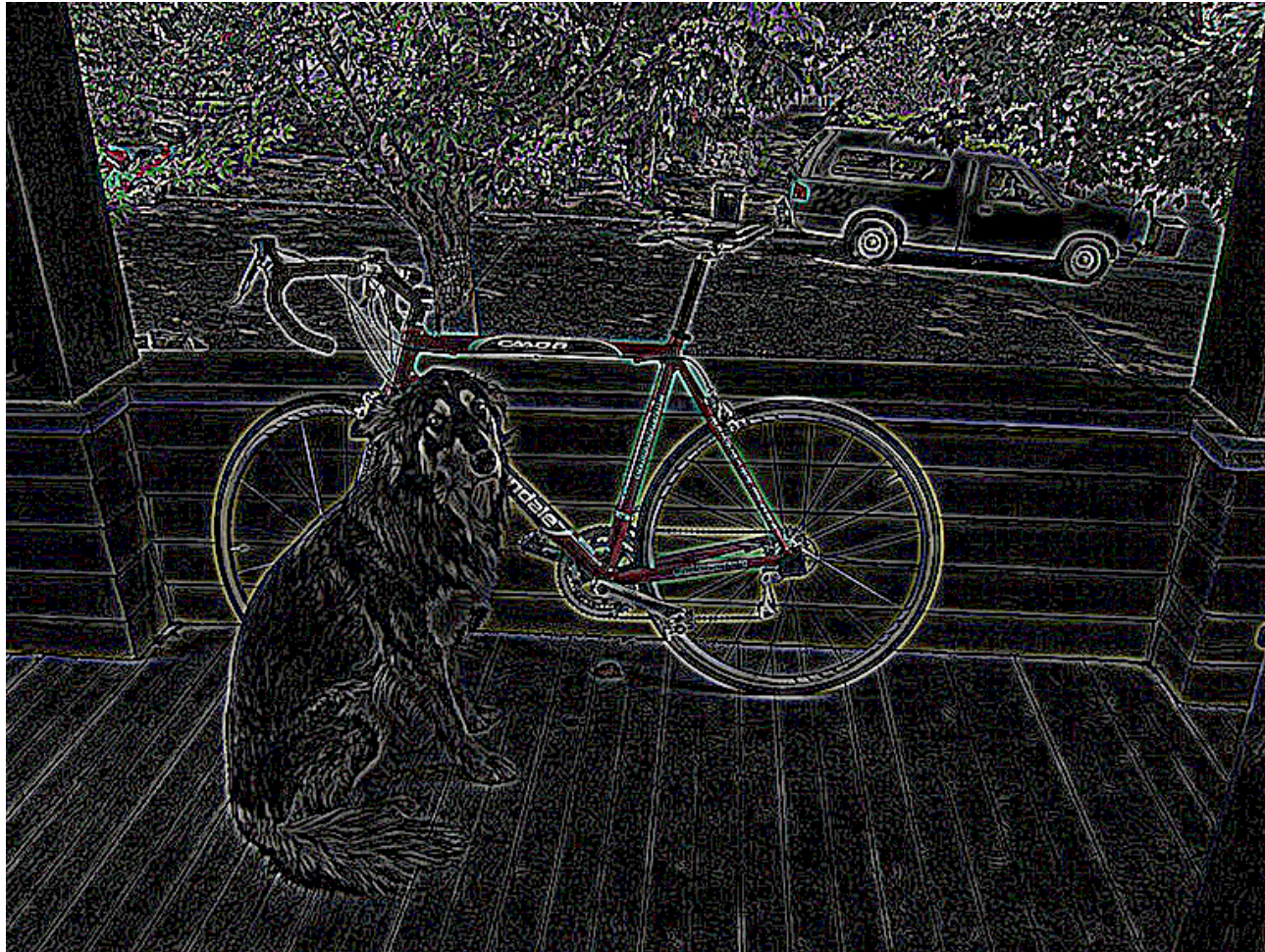
$$- \quad g(\sigma_1) * I - g(\sigma_2) * I = [g(\sigma_1) - g(\sigma_2)] * I$$



Remarque : Cette technique est proche de la technique LoG



DoG (1 - 0)



DoG (2 - 1)



DoG (3 - 2)



DoG (4 - 3)



Tous le monde sait extraire des contours ?

- Appliquer les masques de dérivation en x (H_x) et en y (H_y) pour calculer, en chaque pixel de l'image ci-dessous, les dérivées selon les 2 directions principales :

$I_3 =$

y\x	0	1	2	3	4	5	6	7	8
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	200	200	0	0	0
3	0	0	0	200	200	200	200	0	0
4	0	0	200	200	200	200	200	0	0
5	0	0	200	200	200	200	0	0	0
6	0	0	0	200	200	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	0	0	0	0	0

- Calculer et la norme et la direction du gradient en chaque pixel de cette image.
- Représenter le vecteur gradient aux pixels où sa norme est non nulle.
- Représenter l'image de la norme du gradient après suppression des non-maxima locaux.
- Quels type et valeur de seuil proposez-vous pour obtenir finalement les contours ?

Tous le monde sait extraire des contours ?



- Expliquez les filtres ci-dessous

$$H_x = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad H_y = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}, \quad H_{y1} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix}, \quad H_{y2} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

- Quelles informations peuvent être apportées / obtenues à partir des contours ?