

*République Algérienne Démocratique et Populaire*  
*Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique*  
*Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene*  
*Faculté d'Electronique et d' Informatique*  
*Département d'Informatique*

## Traitement et Analyse d'images et de la vidéo

### Master Informatique Visuelle

#### Chapitre 2

## **Prétraitement de l'Image et Extraction de Primitives**

Cours de Traitement et Analyse d'images et de la vidéo  
Master MIV, TAI- par N.BAHA

# Introduction

---

- Ce cours présente
  - Les différentes représentations informatiques qui vont permettre de traiter l'image.
  - Il détaille ensuite les transformations qui peuvent être appliquées à l'image en vue de l'améliorer ou de corriger ses défauts.

## 2.1 Amélioration et restauration des images

---

### ■ Histogramme

- L'histogramme décrit la répartition des pixels d'une image en fonction de leur niveau de gris. Pour chaque niveau de gris, compter le nombre de pixels possédant ce niveau de gris.
- L'histogramme donne des informations particulières sur une image telle que:
  - La distribution statistique des niveaux de gris,
  - Les bornes de répartition des niveaux de gris,
  - Mais aucune information spatiale.

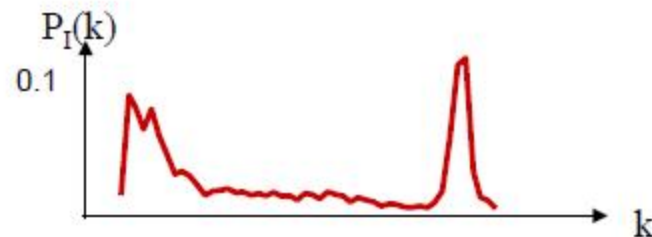
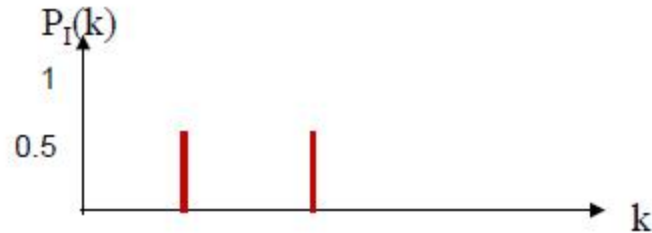
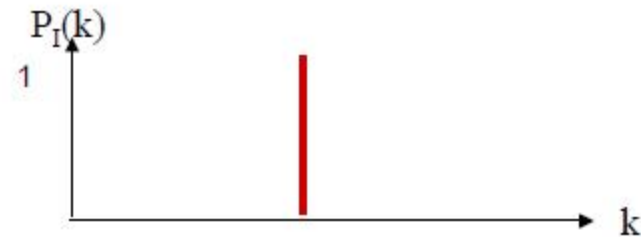
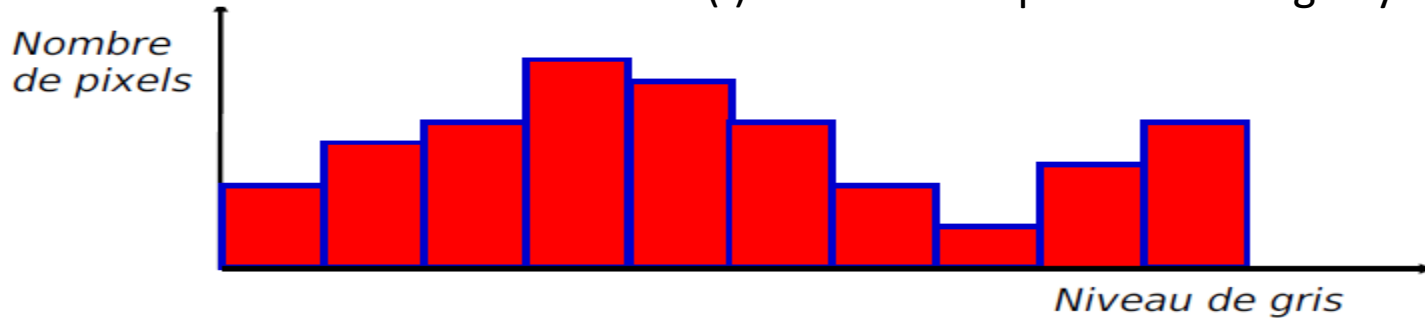
## 2.1 Amélioration et restauration des images

---

- Les histogrammes sont fréquemment utilisés pour l'amélioration d'images qui consiste à modifier les caractéristiques visuelles de l'image de manière à en faciliter son interprétation par l'œil humain.
- Il peut s'agir de rehausser les contrastes, d'accentuer certaines intensités pour mettre en valeur une région.
- Il est également utilisé pour la segmentation.

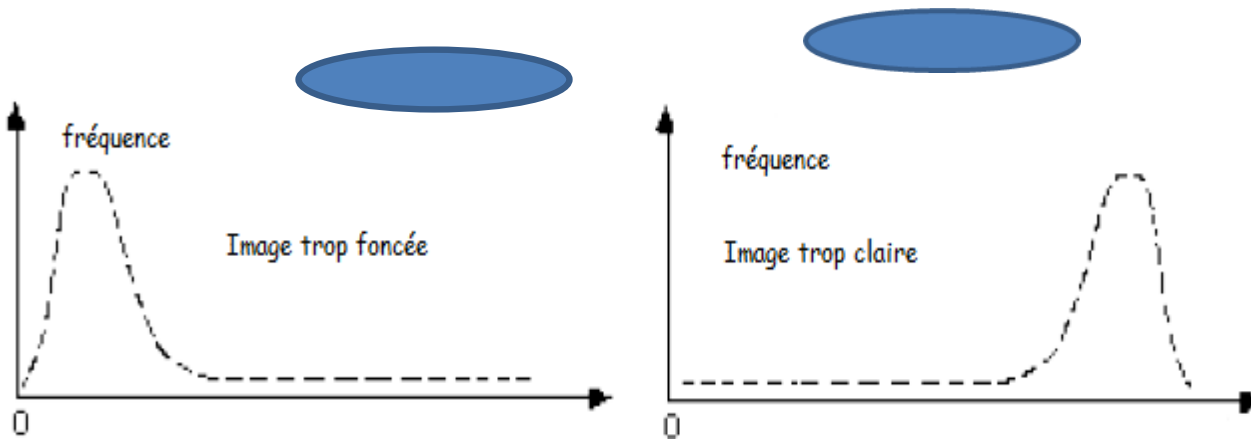
## 2.1 Amélioration et restauration des images

$h(i)$  = nombre de pixels de l'image ayant le niveau de gris  $i$ .



## 2.1 Amélioration et restauration des images

- L'histogramme peut donner des renseignements rapides sur une image: On peut faire la distinction entre une:
  - Image trop foncée (**niveaux de gris en majorité près de 0**) et
  - Une image trop claire (**niveaux en majorité près de 255**).



## 2.1 Amélioration et restauration des images

---

- **Image sombre** : Contient beaucoup de pixels pour les faibles valeurs de niveau de gris
- **Image claire** : Contient beaucoup de pixels pour les valeurs claires de niveau de gris
- **Image peu contrastée** : la plupart des pixels ont des valeurs moyennes de niveaux de gris
- **Image presque binaire** : pixels concentrés vers le noir et le blanc

## 2.1 Amélioration et restauration des images

- **L'histogramme cumulé:** il associe à chaque niveau de gris le pourcentage de pixels qui sont au moins aussi sombre que lui ; donc on aura un petit pourcentage pour la valeur 0, et 100% pour 255 ou avant (cela dépend du niveau de gris maximum dans l'image).

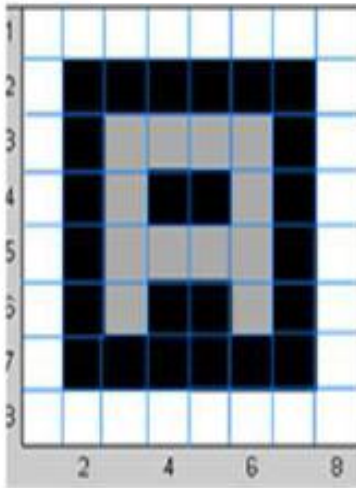
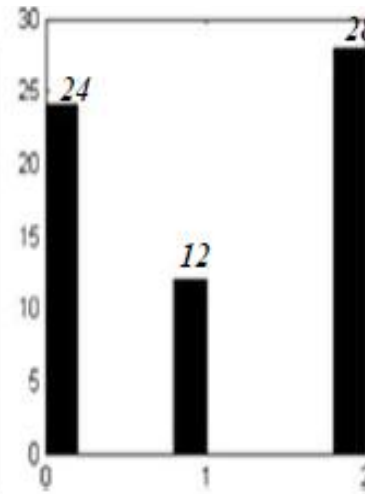


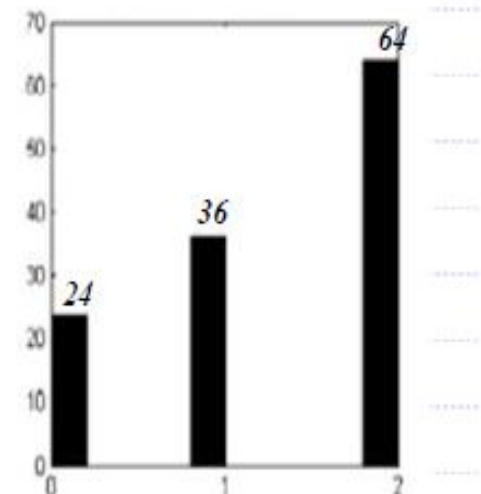
Image 'A' en niveau de gris

2	2	2	2	2	2	2	2	2
2	0	0	0	0	0	0	0	2
2	0	1	1	1	1	0	0	2
2	0	1	0	0	1	0	0	2
2	0	1	1	1	1	0	0	2
2	0	1	0	0	1	0	0	2
2	0	0	0	0	0	0	0	2
2	2	2	2	2	2	2	2	2

Matrice correspondante



Histogramme de l'image 'A'



Histogramme Cumulé de l'image 'A'



## 2.1 Amélioration et restauration des images

### Luminance, Brillance

La Moyenne (ou Luminance, Brillance) d'une image est définie comme étant la moyenne des pixels dans l'image  $f(i, j)$ .

$$Moy = \frac{1}{N.M} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} f(i, j)$$

Dynamique de l'image : l'intervalle  $[I_{min}, I_{max}]$ .

## 2.1 Amélioration et restauration des images

- Le contraste peut être défini de plusieurs façons.

### Contraste

- Variation maximale entre valeurs de niveaux de gris min et max dans l'image.

$$C = \frac{\text{Max}_{ij}(f(i, j)) - \text{Min}_{ij}(f(i, j))}{\text{Max}_{ij}(f(i, j)) + \text{Min}_{ij}(f(i, j))}$$

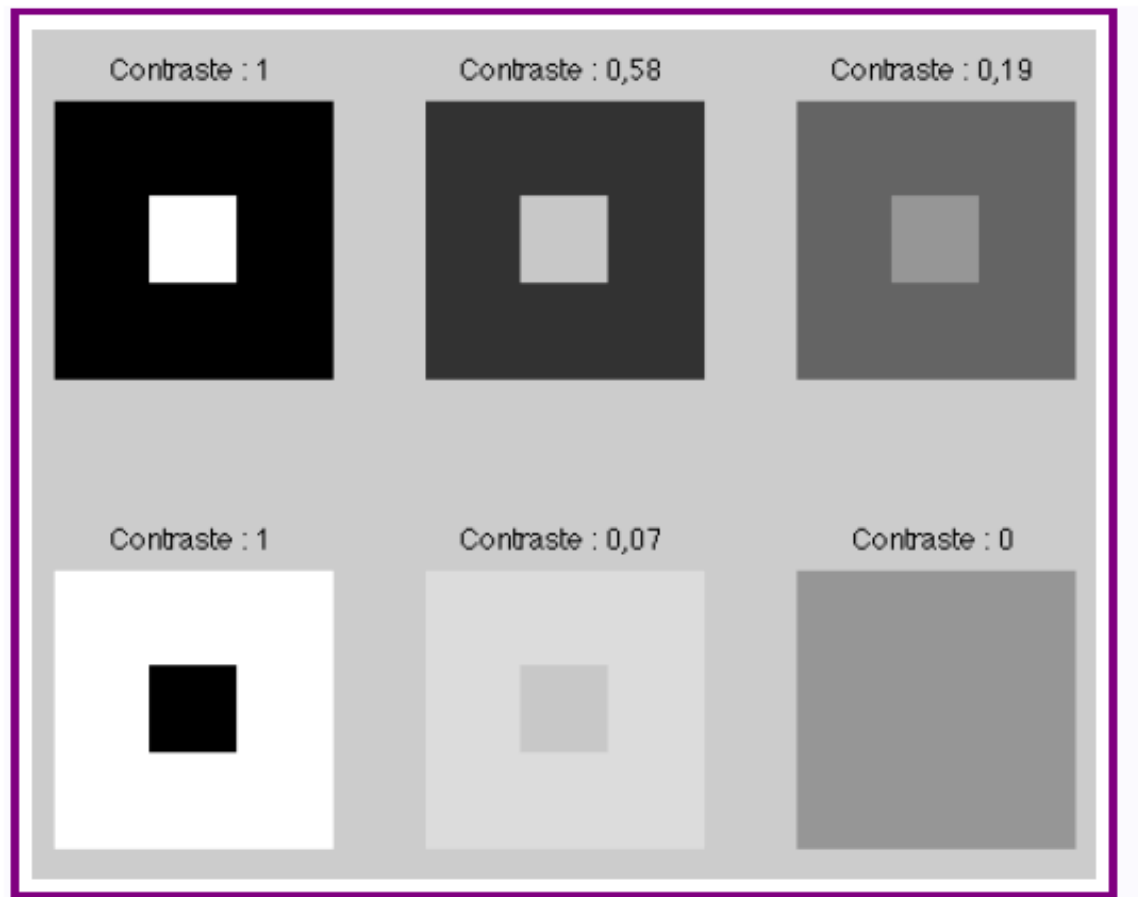
- Ecart-type des niveaux de gris (N=nombre de pixels dans l'image)

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (I(x, y) - \text{Moy})^2$$

### Remarque

- Deux images totalement différentes peuvent avoir le même contraste.

### Exemples de calcul de contraste d' une image



## 2.1 Amélioration et restauration des images

### Amélioration du contraste

- Transformation linéaire: **Expansion de la dynamique**
- Egalisation de l'histogramme
-

## 2.1 Amélioration et restauration des images

---

**Étirement d'histogramme** ou **Expansion de la dynamique**: consiste à normaliser le niveau de gris entre 0 et 255, de manière à ce que la valeur d'intensité la plus faible soit à zéro et que la plus grande soit à la valeur maximale.

De cette façon, si les valeurs de l'histogramme sont très proches les unes des autres, l'étirement va permettre de fournir une meilleure répartition afin de rendre les pixels clairs encore plus clairs et les pixels foncés proche du noir.

$$a \leq NG \leq b \quad \text{Étirement} \quad 0 \leq NG \leq 255$$

## 2.1 Amélioration et restauration des images

---

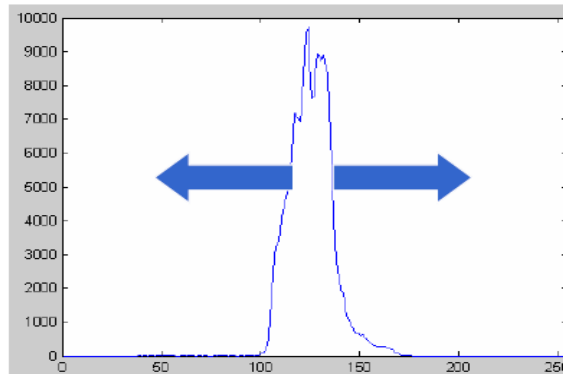
Cette méthode est utilisée pour améliorer le contraste d'une image. Elle consiste à utiliser au mieux l'échelle des niveaux de gris pour discerner des détails invisibles sur l'image originale.

- Dynamique d'une image = [valeur\_min, valeur\_max]
- Rehaussement du contraste par expansion de la dynamique consiste à appliquer la transformation linéaire suivante à chaque pixel de l'image:

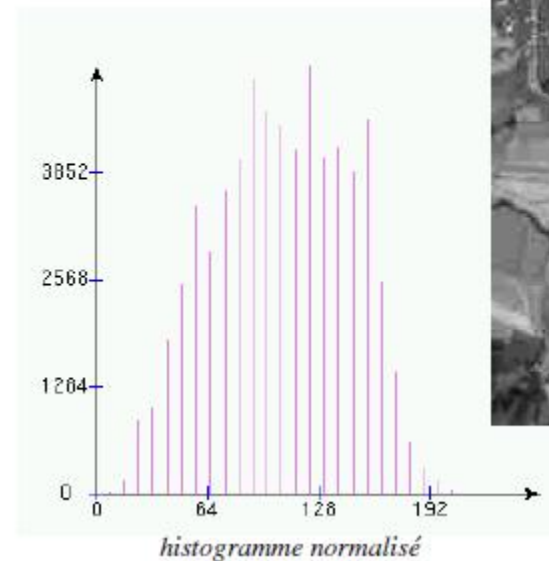
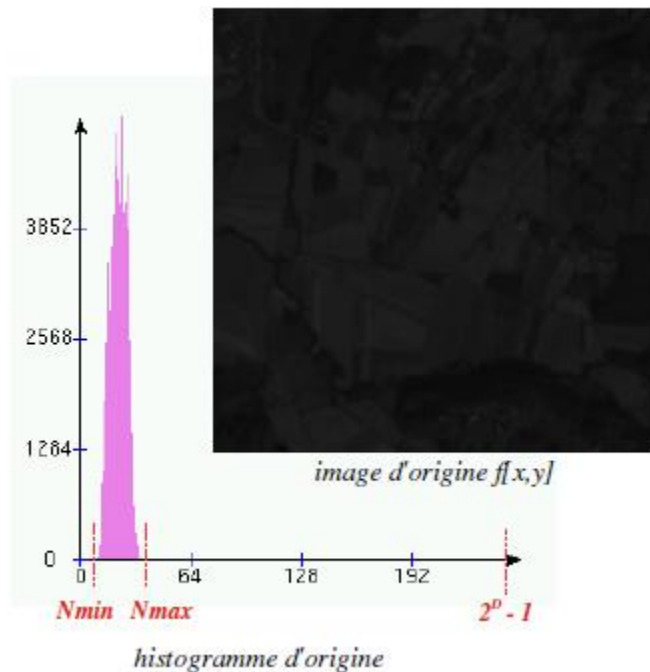
$$I'(x, y) = \frac{(I(x, y) - \text{Min}(I)) * 255}{\text{Max}(I) - \text{Min}(I)}$$

- Ceci est intéressant notamment pour des images sombres mais l'inconvénient est le bruit qui entachera d'avantage le résultat.

## 2.1 Amélioration et restauration des images



*l'histogramme de l'image dite mauvaise est très resserré alors que celui de l'image dite bonne est plus étalé.*



## 2.1 Amélioration et restauration des images

---

- Ce traitement se trouve être vraiment significatif pour les images dont l'histogramme est resserré comme le montre l'exemple précédent.
- L'étalement de cette dynamique permet de discerner des détails invisibles sur l'image originale.
- *Remarque* : Dans le cas où l'histogramme initial occupe toute la plage de la dynamique, aucun changement n'est visible.

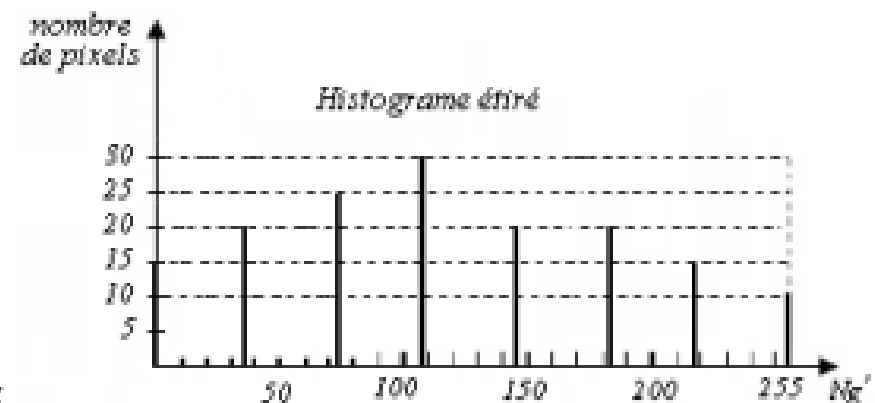
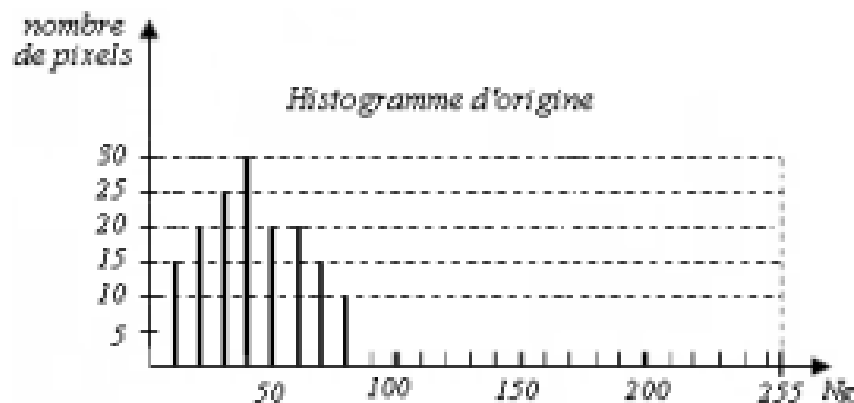


## 2.1 Amélioration et restauration des images

- Exemple

Soit une image dont les valeurs en niveaux de gris sont comprises entre 10 et 80.

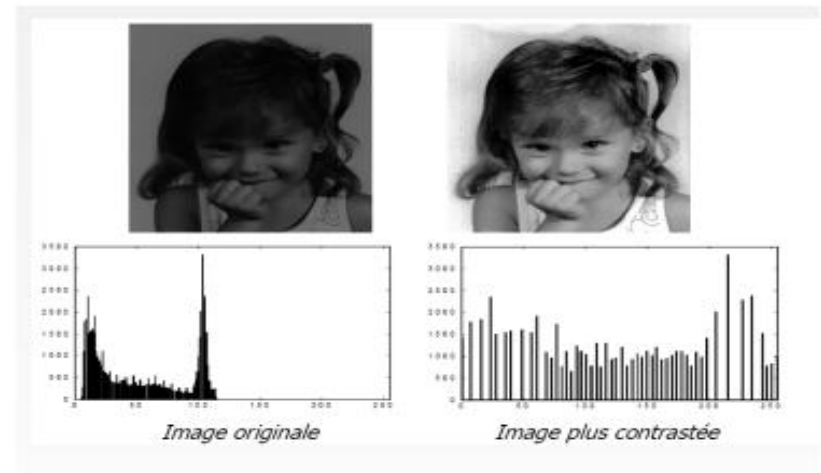
I	10	20	30	40	50	60	70	80
I'	0	36	72	109	145	182	218	255
Nb pixels	15	20	25	30	20	20	15	10



## 2.1 Amélioration et restauration des images

### 2- Egalisation d'histogramme

C'est une méthode d'ajustement du contraste d'une image numérique . L'égalisation d'histogramme a pour but de répartir uniformément les pixels dans chacun des niveaux : idéalement, on cherche à avoir le même nombre de pixels pour tous les niveaux de 0 a 255 ( Histogramme plat).



## 2.1 Amélioration et restauration des images

---

L'égalisation d'histogramme est donc un procédé par lequel on force tous les niveaux de gris de l'image à être équiprobables (même nombres de pixels).

- *Remarque : l'égalisation d'histogramme peut améliorer une image là où la correction de dynamique de l'histogramme est inefficace. Le résultat est une augmentation global du contraste dans l'image*

## 2.1 Amélioration et restauration des images

---

### *Etapas à suivre pour l'égalisation d'un histogramme d'une image F*

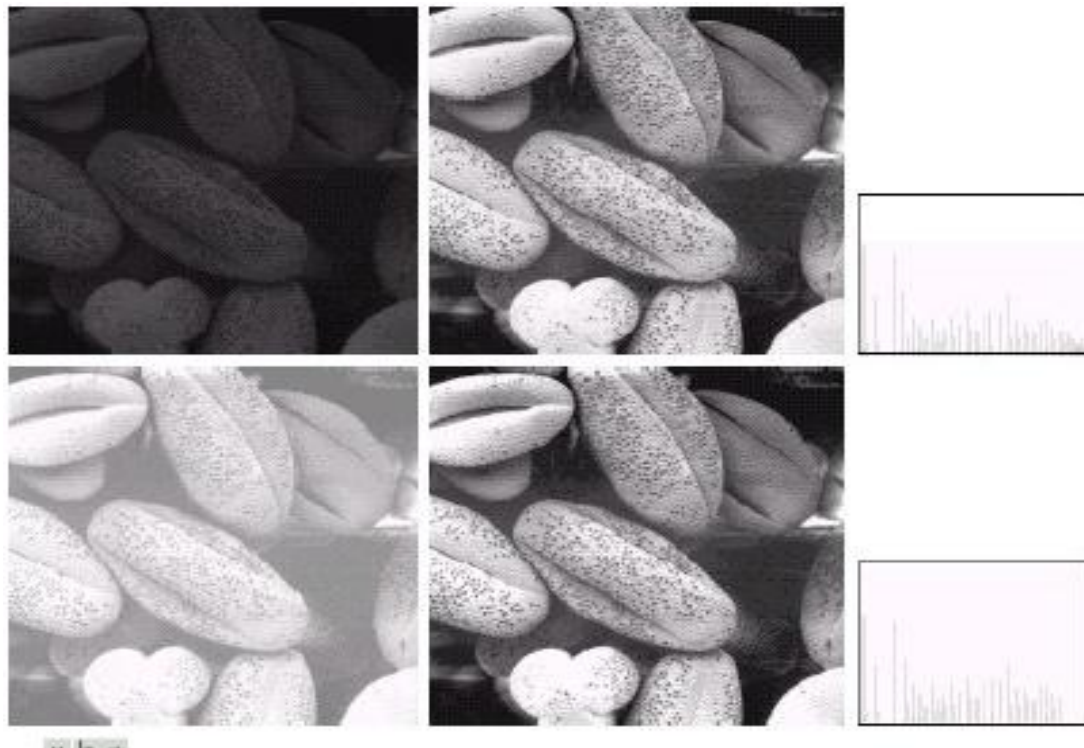
Soit  $F(x,y)$  l'image source

- Calculer son histogramme  $H$ ,  $H(i), i \in [0, 255]$
  - Déterminer son histogramme normalisé  $H_n$ ,  $H_n(i) = \frac{H(i)}{N \times M}$
  - Déterminer son histogramme normalisé et cumulé,  $C(i) = \sum_{k=0}^i H_n(k)$
  - Déterminer  $F'(x,y)$   $F'(x,y) = C[F(x,y)] \times 255$
- Par exemple, si 60% des pixels de l'image sont plus sombres que le niveau de gris 50 (ce qui signifie que l'image contient beaucoup de pixels sombres), on remplacera tous les pixels portant le niveau 50 par  $I_{50} = 0.6 \times 255 = 153$ .
  - Cela aura pour effet de rehausser le contraste dans les zones très sombres de l'image.

## 2.1 Amélioration et restauration des images

- Remarques

- Si on prend la même image avec des contrastes différents, l'égalisation d'histogramme donne le même résultat pour toutes les images.



## 2.1 Amélioration et restauration des images

- L'histogramme est invariant aux changements d'orientation, de taille( échelle) et de position d'un objet dans l'image mais il ne stocke aucune information sur les relations spatiales entre les objets d'une image.

## 2.1 Amélioration et restauration des images

---

### ■ Gradient d'une image

La détection de contours se ramène à la recherche des discontinuités locales de la fonction des niveaux de gris de l'image.

Les variations locales d'intensité constituent donc une source **primordiale** d'information en traitement d'images.

Elles sont mesurées par le gradient :

**C'est l'opérateur de base du traitement linéaire des images.**

- Ces opérateurs sont considérés comme des filtres qui vont être corrélés à l'image. Ces filtres peuvent se présenter sous la forme de:
  - **Fonctions analytiques d'une seule variable,**
  - **ou bien sous la forme de masques bi-dimensionnels carré de taille impaire.**

## 2.1 Amélioration et restauration des images

---

### ■ Gradient d'une image

- On peut utiliser pour la mise en évidence (détection de contours) des méthodes différentielles:

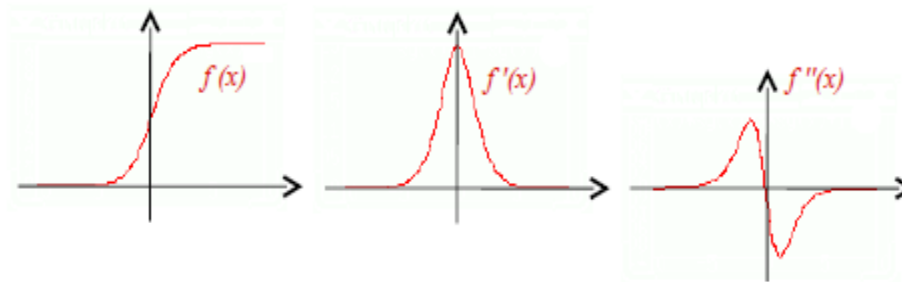
➤ **Le Gradient:** c'est la dérivée première de la fonction de niveau de gris, le contour correspond à la norme du gradient supérieure à un seuil donné.

➤ **Le Laplacien:** c'est la dérivée seconde de la fonction de niveau de gris, le contour correspond au passage par zéro du Laplacien.



## 2.1 Amélioration et restauration des images

- Les contours correspondent :
  - Aux maxima de la première dérivée
  - Aux passages par zéros de la deuxième dérivée



- Le Gradient est caractérisé par son module et sa direction.

## 2.1 Amélioration et restauration des images

### Le Gradient ( La première dérivée )

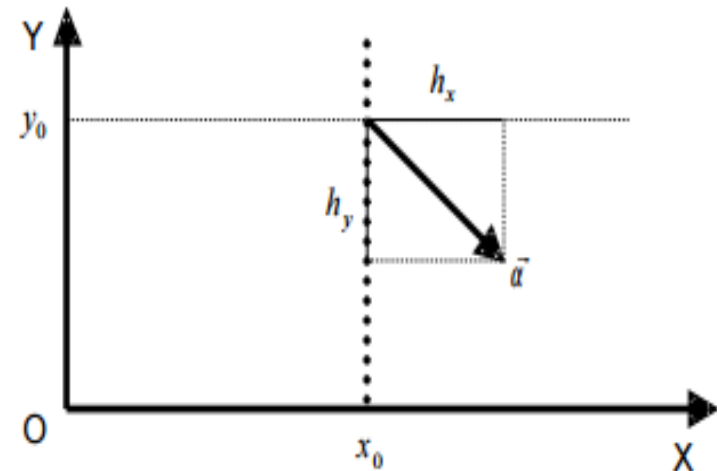
La fonction image  $f(x,y)$  étant définie dans un espace bidimensionnel, on peut définir des dérivées partielles par rapport aux variables de définition de  $f$  :

$$\frac{\partial f(x,y)}{\partial x} = \lim_{h_x \rightarrow 0} \frac{f(x+h_x, y) - f(x, y)}{h_x}$$

$$\frac{\partial f(x,y)}{\partial y} = \lim_{h_y \rightarrow 0} \frac{f(x, y+h_y) - f(x, y)}{h_y}$$

Le vecteur gradient est donné par:

$$\vec{\nabla} f \left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial f(x,y)}{\partial x} \\ \frac{\partial f(x,y)}{\partial y} \end{array} \right.$$



## 2.1 Amélioration et restauration des images

---

- La présence locale d'un module élevé traduit une forte variation du niveau de gris autour de ce point. La direction du vecteur gradient donne la direction de cette pente dans le sens croissant.
  - Un pixel de contour est un pixel pour lequel le vecteur gradient à une norme importante.

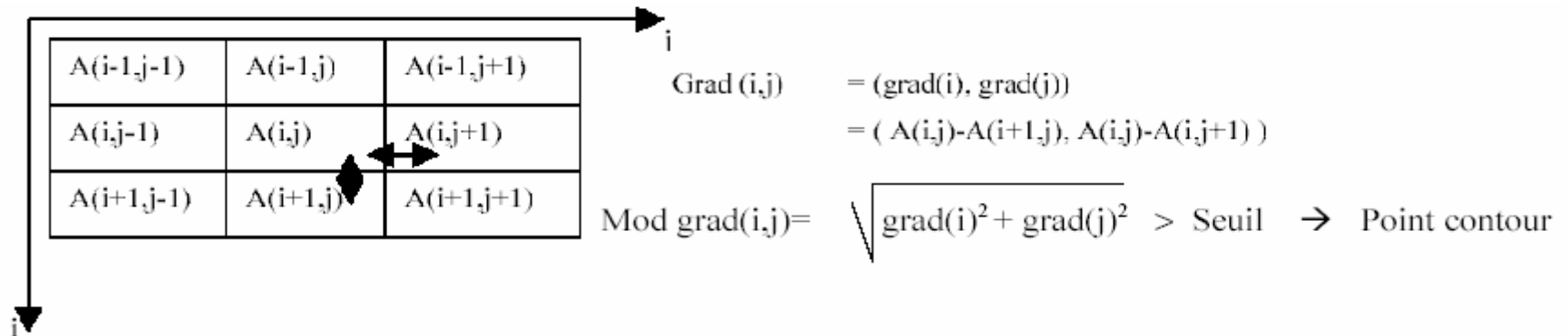
- Contour  $\equiv$  forte variation locale des niveaux de gris  $\equiv \|\vec{\nabla} f(x, y)\|$  élevée.
- $\vec{\nabla} f(x, y)$  est **perpendiculaire au contour** en  $P(x, y)$ .

## 2.1 Amélioration et restauration des images

Si  $G_x(x,y)$  est le gradient en x de  $I(x,y)$  et  $G_y(x,y)$  est le gradient en y de  $I(x,y)$ , alors la norme du gradient peut être obtenue facilement par la formule suivante:

$$Mod(G(x,y)) = \sqrt{G_x(x,y)^2 + G_y(x,y)^2}$$

### Exemple de calcul du gradient



200 200 0 0 0  
 200 200 0 0 0  
 200 200 0 0 0  
 200 200 0 0 0  
 200 200 0 0 0

Image source

0 200 0 0 0  
 0 200 0 0 0  
 0 200 0 0 0  
 0 200 0 0 0  
 0 200 0 0 0

Module du gradient

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

## 2.1 Amélioration et restauration des images

---

- **Calcul du gradient:** 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. Ils nécessitent donc l'emploi de filtres de lissage débruiteurs.

Généralement on utilise un seuillage pour décider si un pixel est effectivement un point contour :

si  $\|\vec{\nabla} f(x, y)\| > S$ , le pixel  $P(x, y)$  est un point contour candidat ;  
si  $\|\vec{\nabla} f(x, y)\| \leq S$ , le pixel  $P(x, y)$  n'est pas point contour candidat.

## 2.1 Amélioration et restauration des images

---

### La convolution

C'est l'opérateur de base du traitement linéaire des images.

- Elle permet de calculer l'approximation des dérivées horizontales et verticales.
- Pour calculer une convolution, on remplace la valeur de chaque pixel par la valeur du produit scalaire entre les valeurs du noyau de convolution et les valeurs du voisinage du pixel considéré (par rapport à l'origine (0,0) du noyau de convolution).

## 2.1 Amélioration et restauration des images

Soit  $I$  une image numérique.

Soit  $h$  une fonction de  $[x_1, x_2] \times [y_1, y_2]$  à valeurs réelles.

La *convolution* de  $I$  par  $h$  est définie par :

$$(I * h)[x, y] = \sum_{i=x_1}^{x_2} \sum_{j=y_1}^{y_2} h[i, j] \cdot I[x+i, y+j]$$

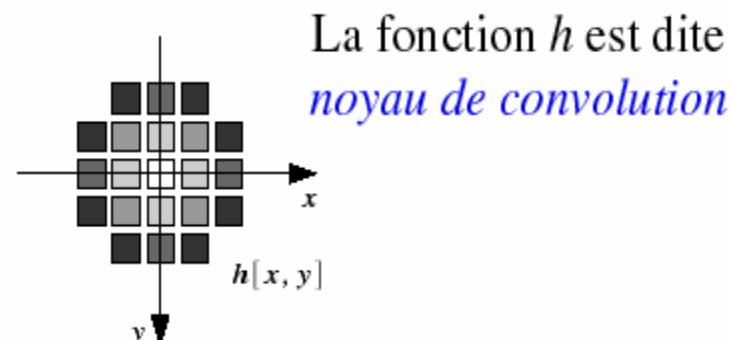
$X_1=Y_1=-K/2$     $X_2=Y_2=K/2$    avec  $K$  la taille d'une matrice carrée  $h$

### Propriétés de la convolution :

**COMMUTATIVITÉ**  $h * g = g * h$

**ASSOCIATIVITÉ**  $(h * g) * k = h * (g * k) = h * g * k$

**DISTRIBUTIVITÉ / +**  $h * (g + k) = (h * g) + (h * k)$



Les nouvelles valeurs du pixel sont calculées par *produit scalaire* entre le noyau de convolution et le *voisinage* correspondant du pixel.

## 2.1 Amélioration et restauration des images

- H est appelé **filtre**, **masque**, **noyau** ou **fenêtre** de convolution.
- Le filtrage de I consiste à déplacer H sur chaque pixel et à remplacer la valeur de ce pixel d'analyse par la combinaison des valeurs de ses voisins donnée par la formule de convolution.

### Exemple de convolution

a <sub>00</sub>	a <sub>01</sub>	a <sub>02</sub>	a <sub>03</sub>	a <sub>04</sub>	a <sub>05</sub>	a <sub>06</sub>	a <sub>07</sub>
a <sub>10</sub>	a <sub>11</sub>	a <sub>12</sub>	a <sub>13</sub>	a <sub>14</sub>	a <sub>15</sub>	a <sub>16</sub>	a <sub>17</sub>
a <sub>20</sub>	a <sub>21</sub>	a <sub>22</sub>	a <sub>23</sub>	a <sub>24</sub>	a <sub>25</sub>	a <sub>26</sub>	a <sub>27</sub>
a <sub>30</sub>	a <sub>31</sub>	a <sub>32</sub>	a <sub>33</sub>	a <sub>34</sub>	a <sub>35</sub>	a <sub>36</sub>	a <sub>37</sub>
a <sub>40</sub>	a <sub>41</sub>	a <sub>42</sub>	a <sub>43</sub>	a <sub>44</sub>	a <sub>45</sub>	a <sub>46</sub>	a <sub>47</sub>
a <sub>50</sub>	a <sub>51</sub>	a <sub>52</sub>	a <sub>53</sub>	a <sub>54</sub>	a <sub>55</sub>	a <sub>56</sub>	a <sub>57</sub>
a <sub>60</sub>	a <sub>61</sub>	a <sub>62</sub>	a <sub>63</sub>	a <sub>64</sub>	a <sub>65</sub>	a <sub>66</sub>	a <sub>67</sub>
a <sub>70</sub>	a <sub>71</sub>	a <sub>72</sub>	a <sub>73</sub>	a <sub>74</sub>	a <sub>75</sub>	a <sub>76</sub>	a <sub>77</sub>

I

M <sub>00</sub>	M <sub>01</sub>	M <sub>02</sub>
M <sub>10</sub>	M <sub>11</sub>	M <sub>12</sub>
M <sub>20</sub>	M <sub>21</sub>	M <sub>22</sub>

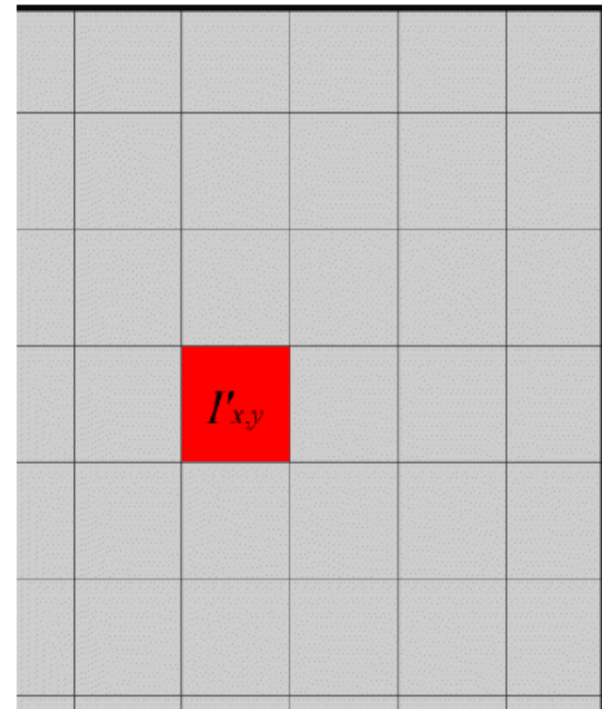
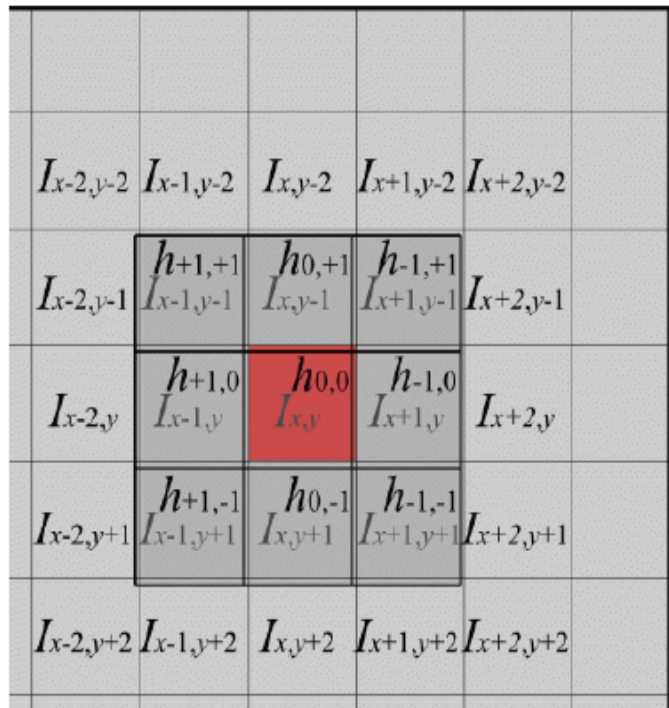
h

$$a_{33} = a_{22}M_{00} + a_{23}M_{01} + a_{24}M_{02} + a_{32}M_{10} + a_{33}M_{11} + a_{34}M_{12} + a_{42}M_{20} + a_{43}M_{21} + a_{44}M_{22}$$



## 2.1 Amélioration et restauration des images

- Exemple



$$\begin{aligned}
 I'_{x,y} = & I_{x-1,y-1} \cdot h_{+1,+1} + I_{x-1,y} \cdot h_{+1,0} + I_{x-1,y+1} \cdot h_{+1,-1} \\
 & + I_{x,y-1} \cdot h_{0,+1} + I_{x,y} \cdot h_{0,0} + I_{x,y+1} \cdot h_{0,-1} \\
 & + I_{x+1,y-1} \cdot h_{-1,+1} + I_{x+1,y} \cdot h_{-1,0} + I_{x+1,y+1} \cdot h_{-1,-1}
 \end{aligned}$$



## 2.1 Amélioration et restauration des images

---

### Opérations sur les images

- Au cours de la phase de traitement et d'analyse, l'image subit plusieurs transformations. Elle peuvent être classées:
  - ✓ Transformation Ponctuelles
  - ✓ Transformation de voisinage
  - ✓ Transformation Spectrale
  - ✓ Transformation Morphologique

## 2.1 Amélioration et restauration des images

---

### Opérations sur les images

#### Transformation Ponctuelles

- Les Opérations Arithmétiques :
  - **Addition** :  $P(x,y) = P_1(x,y) + P_2(x,y)$
  - **Soustraction** :  $P(x,y) = P_1(x,y) - P_2(x,y)$
  - **Multiplication, division par une constante...**
- Les Opérations logiques :
  - **ET** :  $P(x,y) = P_1(x,y) \text{ and } P_2(x,y)$
  - **OU** :  $P(x,y) = P_1(x,y) \text{ or } P_2(x,y)$
  - **NOT** :  $P(x,y) = \text{not } (P_1(x,y))$

## 2.1 Amélioration et restauration des images

### Opérations sur les images

- Exemple de Transformation Ponctuelles



$F(x,y)$



$G(x,y)$



$0.5*F(x,y) + 0.5*G(x,y)$

## 2.1 Amélioration et restauration des images

---

### Addition d'Images

Si  $f$  et  $g$  sont deux images, on peut définir l'addition  $R$  pixel à pixel de ces deux images par :

$$R(x,y) = \text{Min} ( f(x,y) + g(x,y) ; 2^N - 1 )$$

$N$  : Nombre de bits du codage

L'addition d'images permet :

- d'augmenter la luminance en additionnant une image avec elle-même,
- de diminuer le bruit.



## 2.1 Amélioration et restauration des images

---

### Soustraction d'images

- La soustraction d'images est utilisée dans certaines applications pour mettre en évidence certains détails caractéristiques.
- On peut définir la soustraction  $S$  pixel à pixel de deux images  $f$  et  $g$  par :

$$S(x,y) = \text{Max} ( f(x,y) - g(x,y) ; 0 )$$

- La soustraction d'images permet
  - la détection de défauts,
  - la détection de mouvements.
- La multiplication d'images par un facteur peut permettre d'améliorer le contraste ou la luminosité.

## 2.1 Amélioration et restauration des images

---

### Multiplication d'images

- La multiplication **S** d'une image **f** par une valeur est définie par

$$S(x,y) = \text{Max} ( f(x,y) * \text{val} ; 2^N - 1 )$$

- La multiplication d'images peut améliorer le contraste ou la luminosité.



## 2.2 Filtre de Lissage

---

- **Le lissage local** : il s'agit de supprimer le bruit ou les petites variations présents dans une image. L'intensité d'un pixel est transformée en fonction des intensités sur un petit voisinage du pixel.
- **L'amélioration d'images** consiste à modifier les caractéristiques visuelles de l'image (contraste, ...) pour faciliter son interprétation par l'œil humain.
- **La restauration d'images** a pour but de supprimer les dégradations subies par une image à l'aide de connaissances a priori sur ces dégradations.

## 2.2 Filtre de Lissage

---

### Pourquoi filtrer une image ?

- Pour réduire le bruit dans l'image,
- Pour détecter les contours d'une image.

Deux types de filtres:

- Les filtres passe-bas ou de lissage,
- Les filtres passe-haut ou de contours:

## 2.2 Filtre de Lissage

---

Le filtrage consiste à appliquer une transformation (appelée filtre) à tout ou une partie d'une image numérique en appliquant un opérateur .

**1- Les filtres passe-bas ou de lissage:** consistent à atténuer les composantes de l'image ayant une fréquence haute (pixels foncés). ***Les coefficients du masque sont positifs et leur somme est égale à 1.***

- **Principe** : moyenne pondérée des valeurs du voisinage.
- **Effet** : lissage de l'image (variations atténuées)
- **Avantage** : atténuation du bruit
- **Inconvénient** : atténuation des détails, flou

## 2.2 Filtre de Lissage

---

2- Les filtres passe-haut ou de contours: à l'inverse des filtres passe-bas, ils atténuent les composantes de basse fréquence de l'image et permettent notamment d'accentuer les détails. *Les coefficients du masque peuvent être de signe quelconque mais leur somme est égale à 0.*

- Principe : dérivation de la fonction image
- Effet : accentuation des détails de l'image
- Avantage : mise en évidence des contours/détails
- Inconvénient : accentuation du bruit

## 2.2 Filtre de Lissage

---

1- Il existe 2 catégories de filtres de lissage selon que l'opérateur appliqué est linéaire ou non.

### 1-1 Les filtres linaires

Ils utilisent une combinaison linéaire des valeurs du voisinage pour déterminer le niveau de gris d'un pixel en utilisant des tailles 3x3, 5x5, ...

$$I_{\text{filtrée}} = I_{\text{bruitée}} * h$$

- l'effet de flou est d'autant plus marqué que la taille est grande.
- **Filtre moyenne (mean filtering)**: remplacent le pixel courant par la valeur moyenne des pixels sur une fenêtre.

## 2.2 Filtre de Lissage

### Lissage par moyennage

Exemple: Le filtre de taille  $d = 3$

$$h = \frac{1}{9} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

Considérons par exemple un pixel  $(x, y)$  de l'image de niveau  $I(x, y)$ . On va remplacer ce pixel par une combinaison linéaire de tous les pixels immédiatement voisins (y compris lui-même) .

$$g(x, y) = \sum_{i=-1}^{+1} \sum_{j=-1}^{+1} h_1(i, j) \cdot I(x+i, y+j)$$

$$g(x, y) = 1/9 [ I(x-1, y-1) + I(x-1, y) + I(x-1, y+1) + I(x, y-1) + I(x, y) + I(x, y+1) + I(x+1, y-1) + I(x+1, y) + I(x+1, y+1) ]$$

## 2.2 Filtre de Lissage

---

- D'une manière générale, si on a un filtre de taille  $d$ , tous les coefficients du filtre ont comme valeur  $w_i = 1/d^2$ .
- Plus  $d$  est grand, plus le lissage sera important, et plus l'image filtrée perd les détails de l'image originale.
- De manière générale, le filtre moyenneur permet d'éliminer les hautes fréquences correspondant au bruit, son inconvénient il peut éliminer les hautes fréquences correspondant aux détails et contours d'une image produisant une image avec moins de bruit mais floue.

## 2.2 Filtre de Lissage

---

### Lissage gaussien

- **Filtre de Gauss:** Il effectue une convolution de l'image avec une gaussienne.

$$\begin{aligned} G_{\sigma}(x, y) &= \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}} \\ &= \left( \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \right) \left( \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp^{-\frac{y^2}{2\sigma^2}} \right) \end{aligned}$$

- La largeur du filtre est donnée par son écart-type  $\sigma$



## 2.2 Filtre de Lissage

---

- Il est à noter que

- Si  $\sigma$  est plus petit , le lissage n'a presque pas d'effet,
- Plus  $\sigma$  est grand, plus on réduit le bruit, mais plus l'image filtrée est floue,
- Si  $\sigma$  est choisi trop grand, tous les détails de l'image sont perdus .

On doit trouver un compromis entre la quantité de bruit à enlever et la qualité de l'image en sortie.

- Ce filtre lisse bien le bruit
- Dégrade moins les détails et les contours que le filtre moyennneur.

## Exemples



Image originale



Bruit gaussien (variance 20)



Moyenne  $3 \times 3$



Moyenne  $7 \times 7$



Filtre gaussien de variance 0,75



Filtre gaussien de variance 4,08

## 2.2 Filtre de Lissage

---

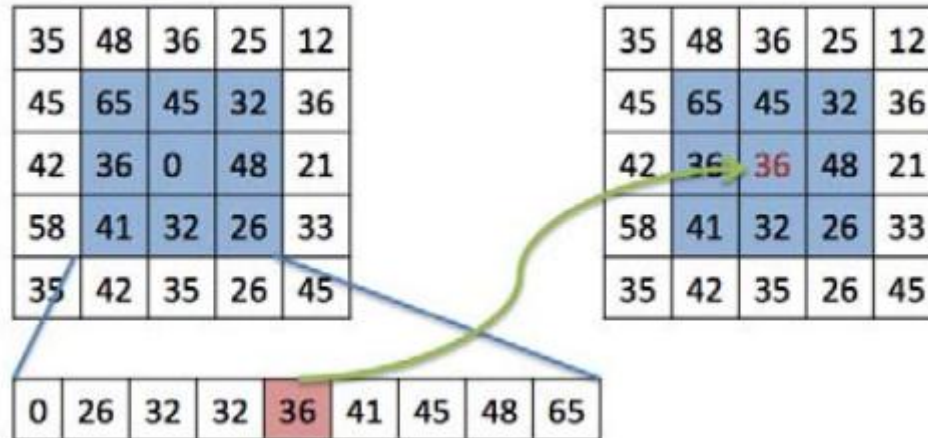
### 1-2 Les filtres non linaires

- Filtre Médian,
- Filtres morphologiques

## 2.2 Filtre de Lissage

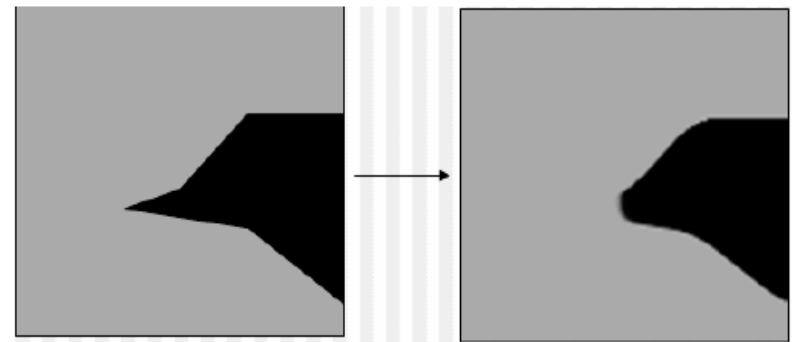
### ■ Les filtres non linaires

-1- **Filtres médian**: classer les pixels voisins par ordre croissant des valeurs de niveaux de gris, puis affecter la valeur médiane au pixel central.



## 2.2 Filtre de Lissage

- Avantages du filtre médian par rapport aux filtres moyennneur et Gaussien
  - Filtre mieux le bruit impulsif (type poivre et sel).
  - Ne crée pas de nouveau niveau ;
  - Préserve mieux les contours sans altérer le fond.
- Limites et inconvénients
  - Supprime les détails fins qui ne sont pas du bruit.
  - Crée l'effet flou.
  - Couteux en temps de calcul (tri).
  - A tendance à déplacer les frontières



## 2.2 Filtre de Lissage

### Exemple



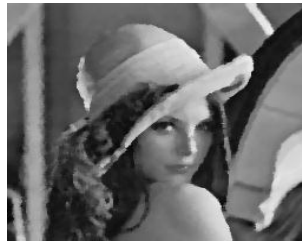
Image originale



Image avec un bruit poivre sel affectant 25% des pixels.



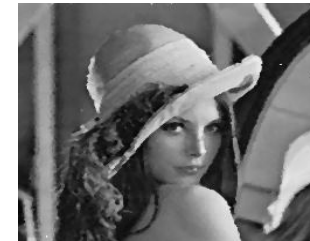
Lissage linéaire 5x5



Filtre de Lissage médian 5x5



Filtre médian 3x3



2ème application du

filtre

médian  $3 \times 3$

## 2- Filtres morphologiques

- Les opérateurs morphologiques privilégient la notion de forme plutôt que l'information sur le niveau de gris .
- Ils sont généralement utilisés pour corriger les imperfections sur les images binaires obtenues :
  - après seuillage,
  - en détection de contour
  - ou en segmentation.

On peut les appliquer aussi bien aux images binaires qu'aux images en niveaux de gris ou en couleur.

## 2- Filtres morphologiques

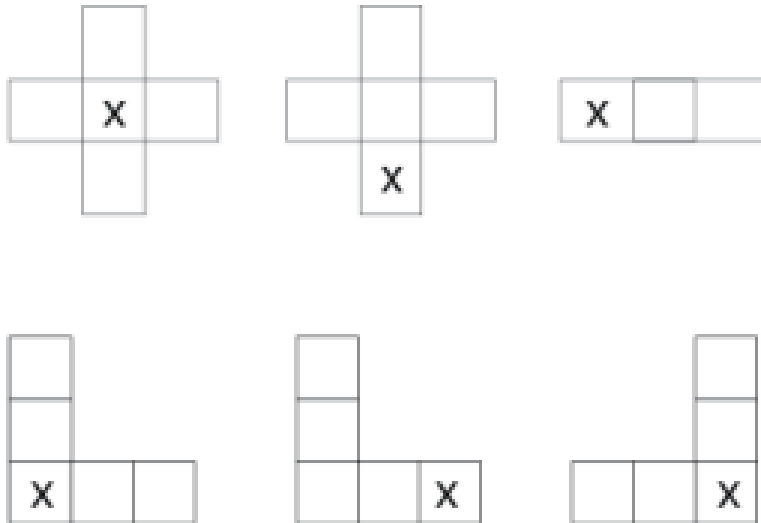
- Ce filtrage non-linéaire fait appel à deux opérateurs de base **l'érosion** et **la dilatation**.
- Ces opérateurs morphologiques utilisent une forme de référence( masque) avec laquelle le signal d'image est comparé localement. Cette forme de référence est appelée **l'élément structurant**(Structuring Element).



## 2- Filtres morphologiques

Ces opérateurs morphologiques utilisent une forme de référence avec laquelle le signal d'image est comparé localement. Cette forme de référence est appelée **l'élément structurant**.

### Exemples



## 2- Filtres morphologiques

---

Filtres morphologiques: basés sur deux opérations:

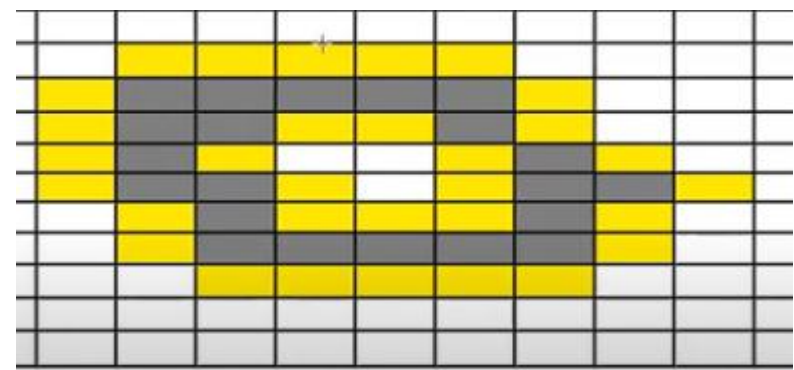
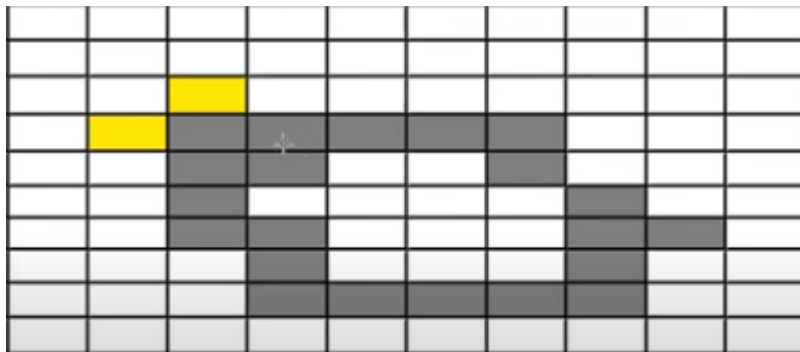
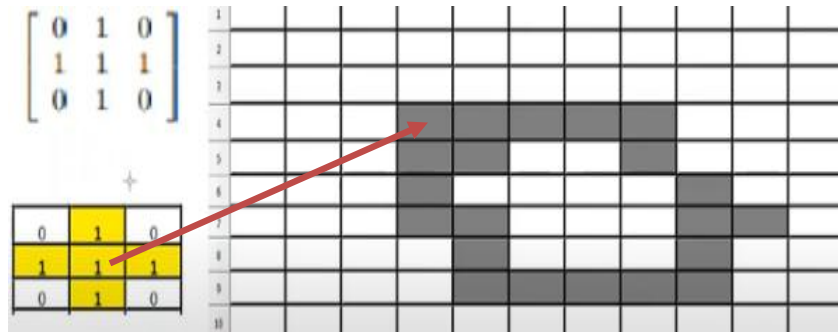
- **Dilatation**: effectue un « ou » logique entre les voisins d'un pixel. Il s'agit d'effectuer un balayage de l'image par un élément structurant (fenêtre) avec utilisation du OU logique. On place le centre de la fenêtre sur le pixel courant et on effectue un OU logique sur les pixels environnants. Si le résultat est 1, le pixel est mis à 1 sinon le résultat est 0, le pixel est conservé. (augmente l'épaisseur d'un contour).
- La dilatation permet:
  - d'élargir l'épaisseur des objets
  - de fermer les trous et remplir les vides

# Filtres morphologiques

- Exemple de dilatation



# Exemple de dilatation



## 2- Filtres morphologiques

- **Erosion:** effectue un « et » logique entre les voisins d'un pixel. On place le centre de la fenêtre sur le pixel courant. On effectue un ET logique sur les pixels environnants. Si le résultat est 1, le pixel est conservé; si le résultat est 0, le pixel est mis à 0. (diminue le contour de l'ordre d'un pixel).

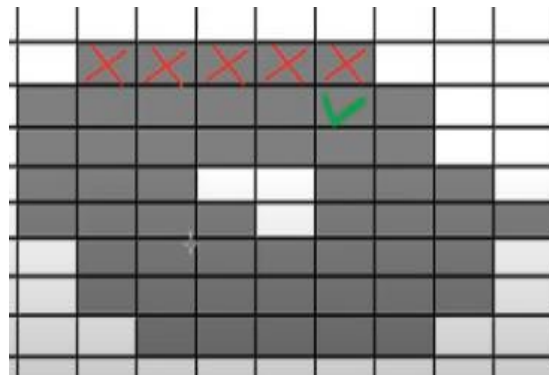
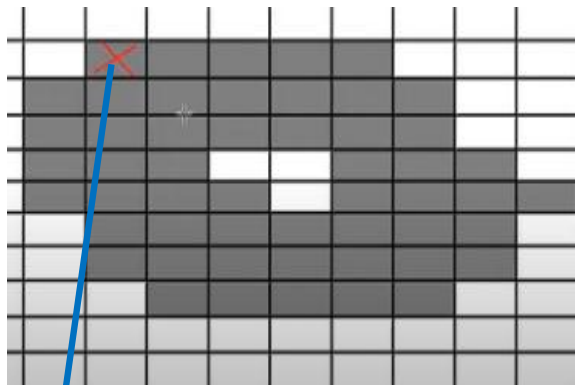
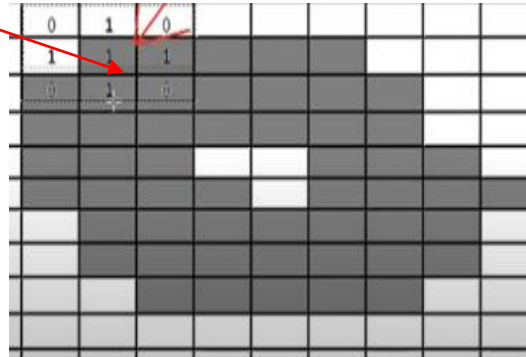
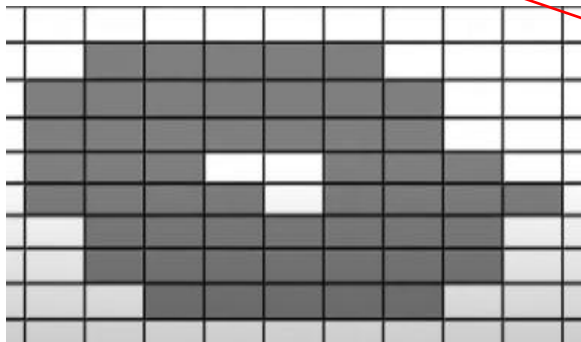
L'érosion permet de

- réduire l'épaisseur des objets
- d'élargir les trous et les vides
- d'éliminer les petits détails



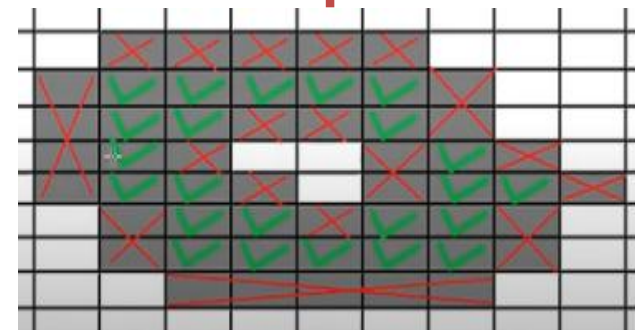
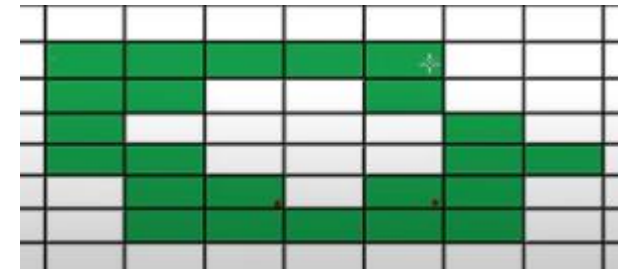
# Exemple d'érosion

0	1	0
1	1	1
0	1	0



Case à supprimer

Résultat Final



## 2- Filtres morphologiques

---

**Ouverture et Fermeture:** Combinaison de deux opérateurs de base pour bénéficier des avantages et compenser les défauts:

- **Ouverture (opening)** : érosion suivie d'une dilatation :

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B$$

- **Fermeture (closing)** : dilatation suivie d'une érosion (bouche les trous dans une image).

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B$$

# Filtres de contours

---

## ■ Opérateurs de Prewitt et Sobel

Le calcul de gradient est réalisé grâce à deux masques, le premier effectuant un gradient horizontal, le second un gradient vertical.

Les masques sont donnés ci-dessous pour les contours horizontaux puis verticaux.

C=1 opérateur de Prewitt,  
C=2 opérateur de Sobel.

G <sub>x</sub>			G <sub>y</sub>		
-1	0	1	-1	-c	-1
-c	0	c	0	0	0
-1	0	1	1	c	1



## 2.2 Filtres de contours

- **Le filtre de Sobel:** a été inventé par Irwin Sobel a Stanford en 1964.
- Il calcule le gradient de l'intensité de chaque pixel en utilisant la convolution avec l'image pour calculer l'approximation des dérivées horizontales et verticales.

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

Gx

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

Gy

## 2.2 Filtres de contours

---

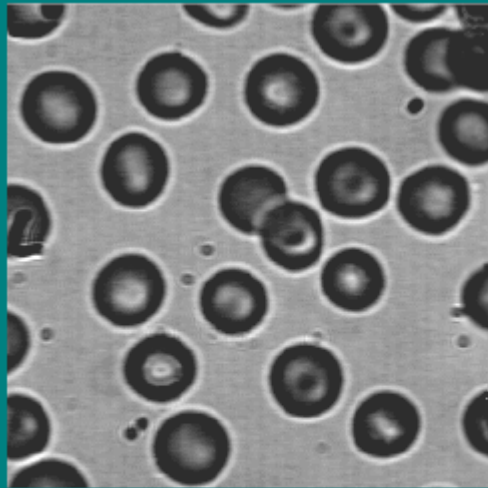


Image originale

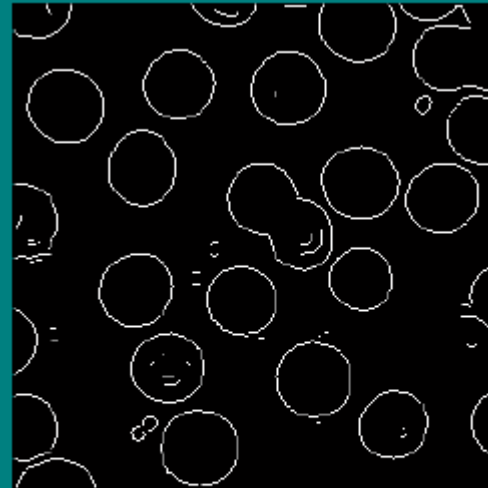
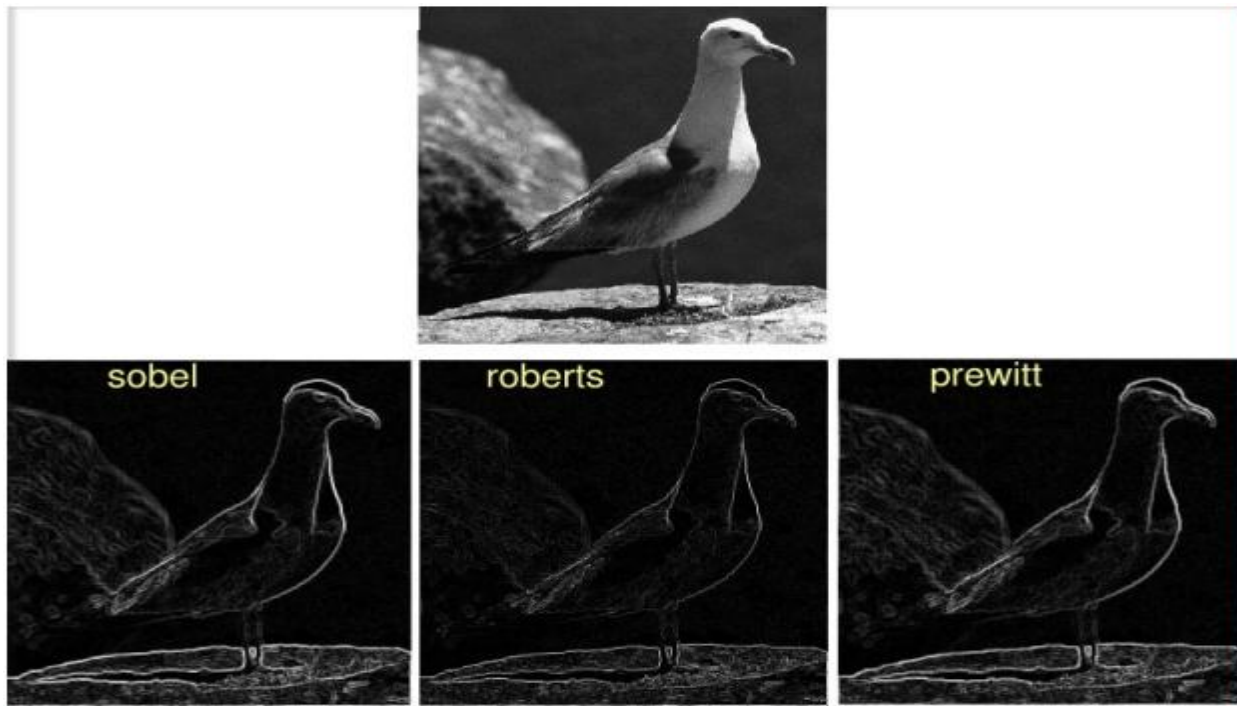


Image des contours  
(opérateur Sobel + seuillage)

## 2.2 Filtres de contours

- Opérateurs de Prewitt et Sobel

- Le principal avantage de ces masques est leur facilité de mise en œuvre ainsi que la rapidité de leur traitement.
- Ils combinent un lissage et le calcul du gradient
- Leur inconvénient est leur grande sensibilité au bruit.
- De plus les contours obtenus sont souvent assez larges,



## 2.2 Filtres de contours

---

- **Filtre de Canny:** Une amélioration du filtre de Sobel (précédé par un lissage gaussien et suivi par un seuillage ). Il permet d'éliminer les faux contours en utilisant la direction du gradient en plus de son intensité pour éliminer les faux points de contour.
- **Filtre de Deriche:** variante du filtre de Canny tout aussi efficace.

## 2.2 Filtres de contours

---

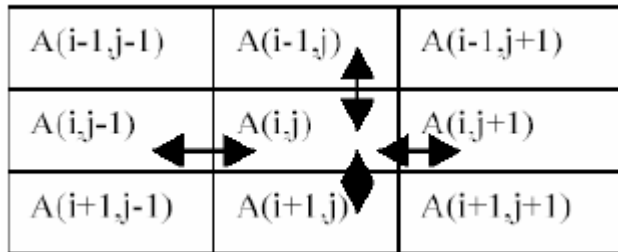
Une autre approche pour trouver les contours de l'image est d'utiliser la seconde dérivée de l'image. Pour cela, on utilise le Laplacien comme Opérateur.

### La deuxième dérivée (le Laplacien)

- Le Laplacien est une grandeur signée, traduisant de façon sommaire la concavité.
- Les points de contours correspondent au passage par zéro.

$$L(x, y) = \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I}{\partial y^2}$$

## 2.2 Filtres de contours



- L'approximation discrète du Laplacien est donnée par la formule suivante:

$$\Delta A(i, j) \approx A(i+1, j) + A(i-1, j) + A(i, j+1) + A(i, j-1) - 4 A(i, j)$$

On peut faire le calcul grâce au masque de convolution suivant:

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

- **Limite:** son calcul est encore plus affecté par le bruit que le gradient.

# Opérations sur les images

## Binarisation ( Seuillage)

Consiste à mettre à zéro tous les pixels ayant un niveau de gris inférieur à une certaine valeur (*seuil*) et à la valeur maximale, les pixels ayant une valeur supérieure.

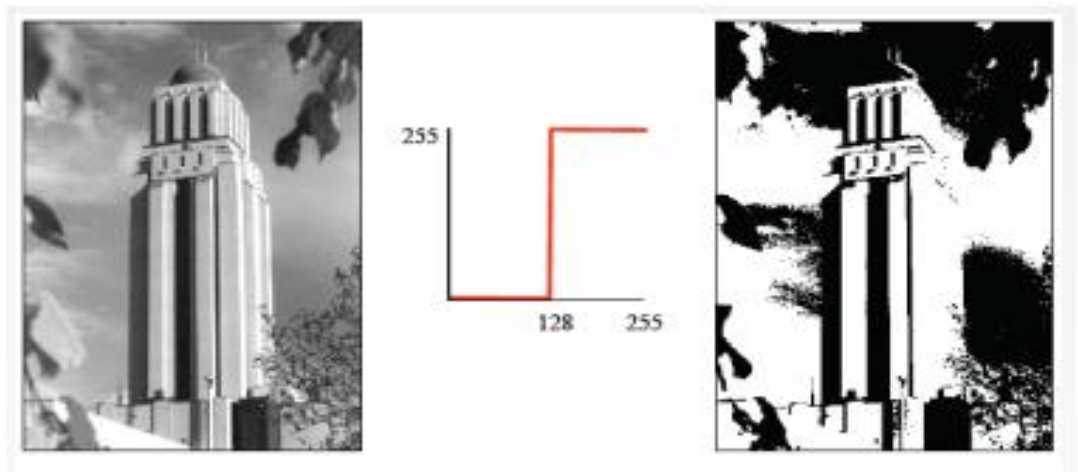
Autrement dit, le seuillage est le traitement permettant de sélectionner les contours les plus significatifs dans l'image représentant le module du gradient.

**Résultat:** image binarisée

**Difficulté:** choix du seuil

$I'(i,j) = 255$  si  $I(i,j) > \text{seuil}$

$I'(i,j) = 0$  sinon



# Opérations sur les images

---

- La binarisation (seuillage) consiste donc à transformer une image ayant plusieurs niveaux de gris en une image en noir et blanc (deux niveaux seulement). On peut dire que c'est un moyen pour isoler des objets.



# Opérations sur les images

---

- Comment trouver le seuil ?

- seuillage fixe,
- L'histogramme d'une image comportant un objet sur un fond (assez uniforme) comporte deux pics: il suffit de placer le seuil entre les deux pics
- Plusieurs objets sur un fond: choix du seuils en examinant l'histogramme.
- Seuillage dynamique: un seuil global à toute l'image n'est pas toujours adapté donc l'image est découpée en blocs puis pour chaque bloc on calcule un seuil global.

# Opérations sur les images

## Exemples de choix de seuil

