

# Introduction au traitement d'images

Enseignement intégré

IT220 | Informatique 2A | 2023-2024

## Chapitre 4 : Traitements

**Rémi Giraud**

*remi.giraud@enseirb-matmeca.fr*

<https://remi-giraud.enseirb-matmeca.fr/>

# Plan du cours

- **Introduction**
- **Formation / Acquisition**
- **Image numérique**
  - Format/Affichage/Synthèse
  - Espaces couleur caractéristiques : compression, esquisse, illusion
- **Traitements**
  - Filtrage linéaire / non linéaire : débruitage, anonymisation
  - Détection de contours : réhaussement de contraste
- **Transformée de Fourier**
  - Application : recouvrement fréquentiel
- **Compression d'images**
  - Application : algorithme JPEG
- **Transformation spatiales**

## Traitement ponctuel

- Changement de contraste, égalisation d'histogramme

## Traitement sur voisinage

- Filtrage, convolution 2D, débruitage

## Détection de contours



## Notations

opérateur (de traitement)

Pixel à la position (m,n)

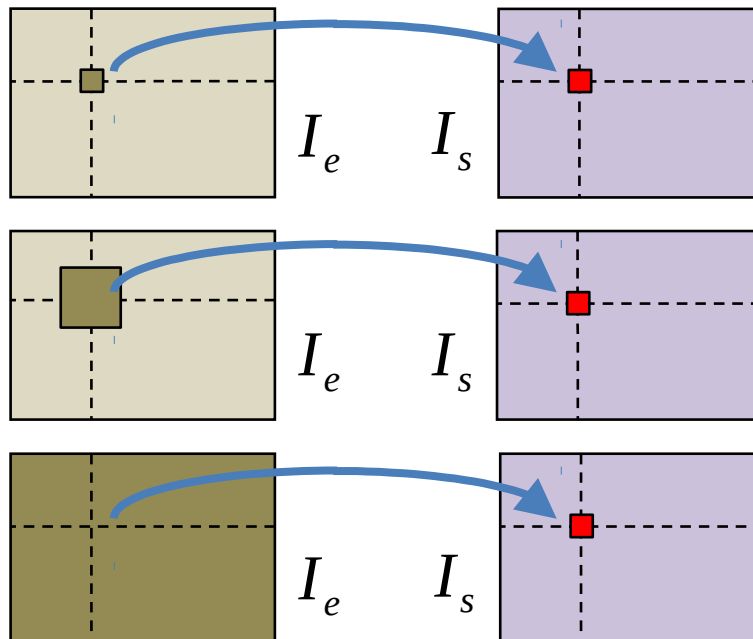
$$I_e \xrightarrow{T} I_s = T(I_e)$$

$$I_e(m, n)$$

image « d'entrée »

image « de sortie »

## Voisinage d'un opérateur



opérateur point à point (changement de dynamique, combinaisons arithmétiques ou logiques, ...)

opérateur local (filtrage, opérateurs morphologiques, détection de contours, transformations géométriques, ...)

opérateur global (transformée de Fourier, en ondelettes, ...)



# Quelques exemples de problème

## Problème d'exposition



## Problème d'exposition

- Transposition d'intensité

$$I_e(m, n) \xrightarrow{T} I_s(m, n) = I_e(m, n) + \delta$$

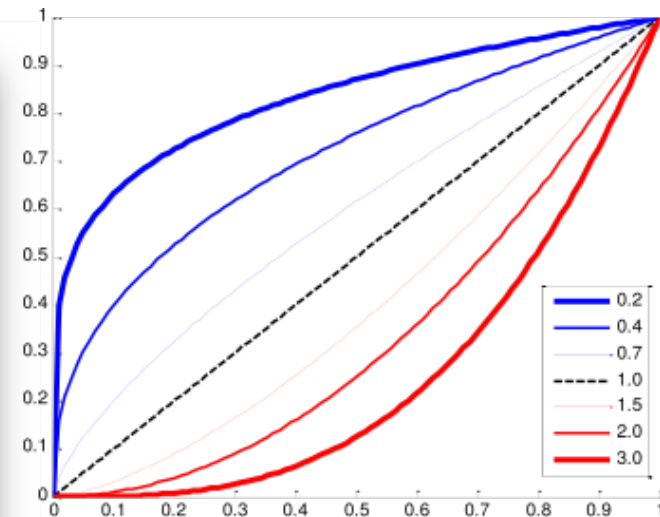


# Quelques exemples de problème

## Loi Gamma

- Le meilleur rendu de l'image ne correspond pas forcément à une représentation linéaire de la luminosité.

$$I_s(m, n) = I_e(m, n)^\gamma$$



## Comment extraire les informations d'une image ?

- Bilan des caractéristiques de l'image

- **Dimensions** spatiales
- **Codage** : « vraies couleurs »  
couleurs indexées
- **Format** numérique
- **Intervalles** d'intensité
- **Répartition** des intensités

```
h, w, c = img.shape
```

```
whos (dans la console)
```

```
[np.min(I(:)) np.max(I(:))]
```

```
np.histogram(I)
```

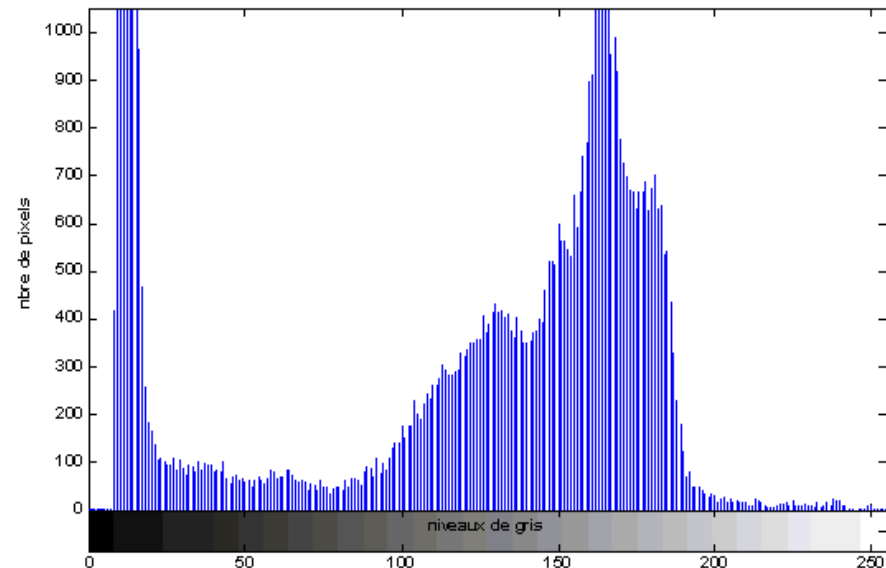
- Identification de la fonction d'affichage

- Déterminer le **contexte**
  - Informationnel
  - De fidélité
  - De comparaison
- Choix : palette, ratio L/H, intervalles d'intensité, etc.

## Définition

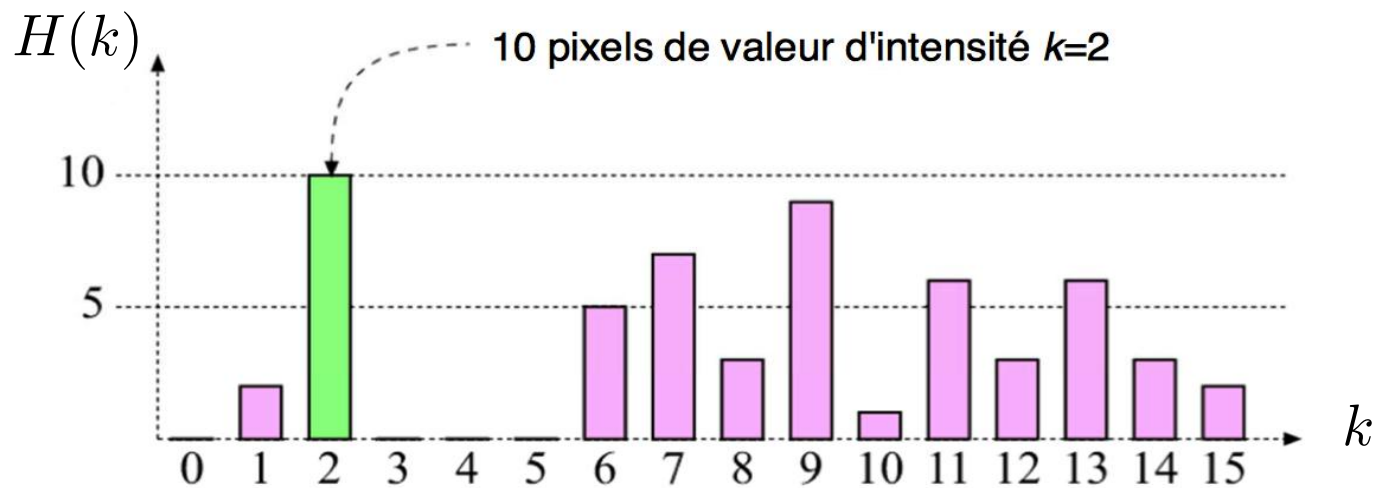
Graphique permettant de représenter la **distribution des intensités** des pixels d'une image (nombre de pixels pour chaque intensité)

**Informations** : Distribution statistique, bornes de la répartition, ...



## Définition

Histogramme  $H(k) = \#\{(i, j) \in M \times N : I(i, j) = k\}$

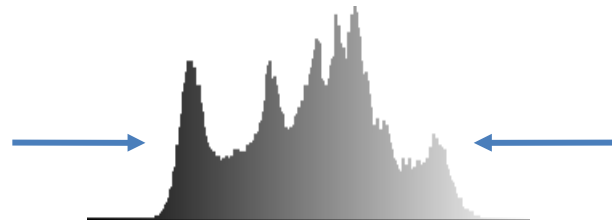


$H(k)$	0	2	10	0	0	0	5	7	3	9	1	6	3	6	3	2
$k$	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15

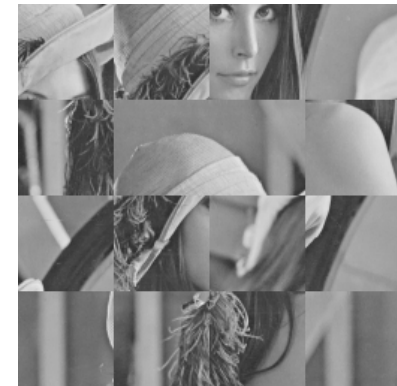
## Précautions

- Choisir un nombre pertinent d'intervalles
- H ne reflète pas l'information spatiale.
- 2 images différentes peuvent avoir le même histogramme

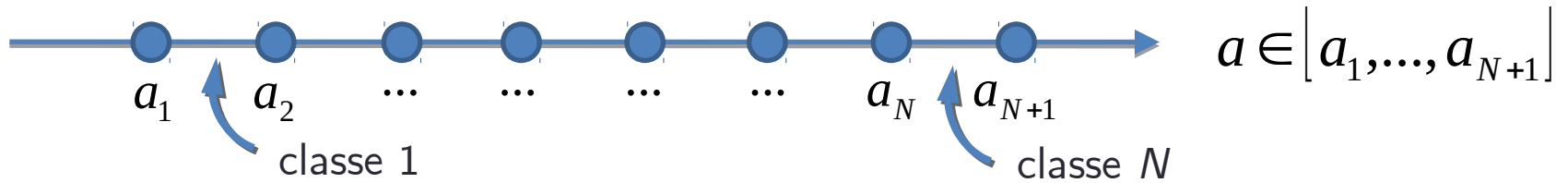
$$H(I) = H(I') \not\rightarrow I = I'$$



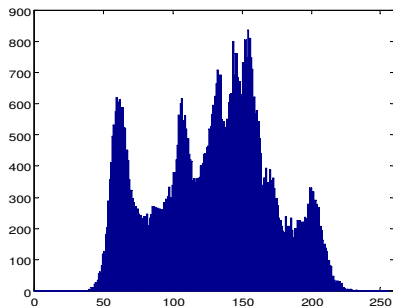
même  
histogramme



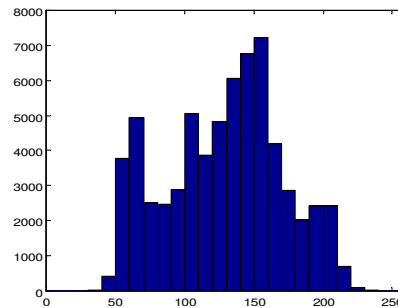
## Définitions des intervalles



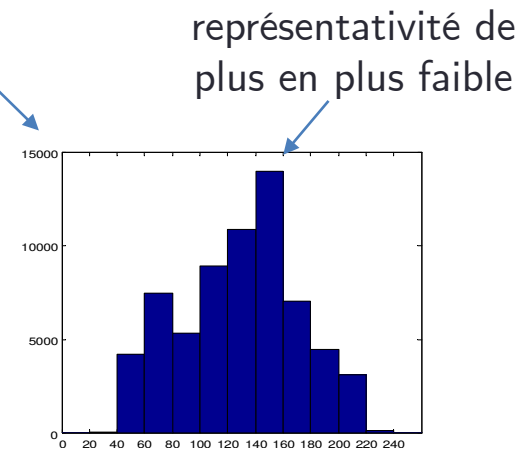
$$H(k) = \begin{cases} \#\{(i, j) \in M \times N : I(i, j) < a_{i+1}\} & i = 1 \\ \#\{(i, j) \in M \times N : a_i \leq I(i, j) < a_{i+1}\} & 1 < i < N \\ \#\{(i, j) \in M \times N : a_i \leq I(i, j)\} & i = N \end{cases}$$



Histogramme de « 1 en 1 »



Histogramme de « 10 en 10 »



Histogramme de « 20 en 20 »



## Définitions des intervalles

- L'histogramme d'une image nous informe sur son contraste :
  - Image sombre : valeurs proches de 0
  - Image claire : valeurs proches de 255
  - Contraste faible : valeurs tassées
  - Contraste élevé : valeur réparties

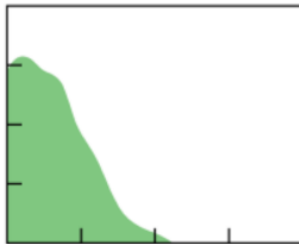


image  
sombre

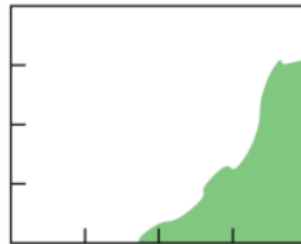


image  
claire

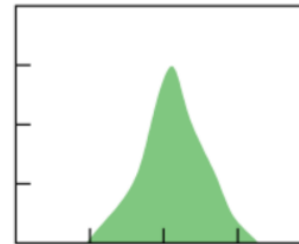


image  
peu contrastée

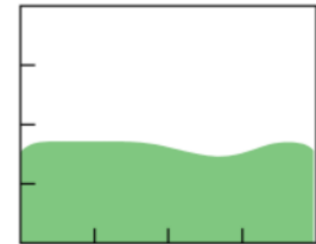
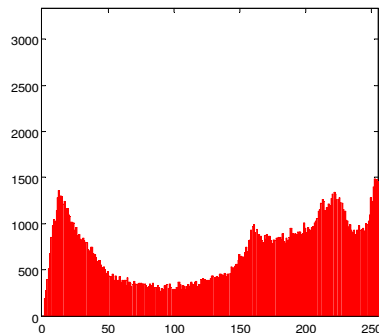
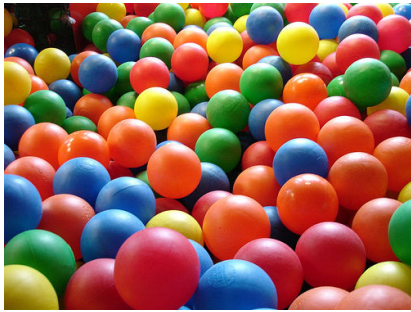


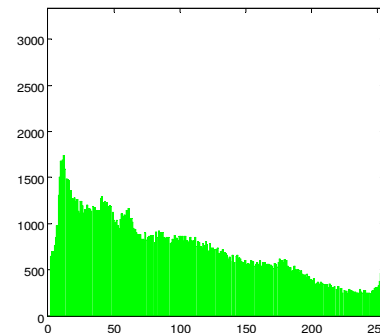
image  
très contrastée

## Histogramme d'une image couleur

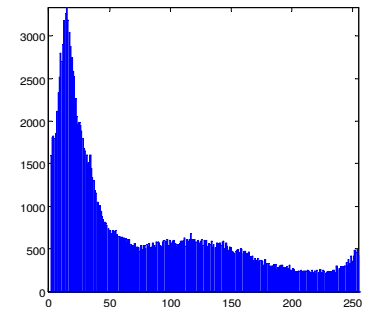
- Histogrammes séparés pour chaque composante



Histogramme de la  
composante rouge

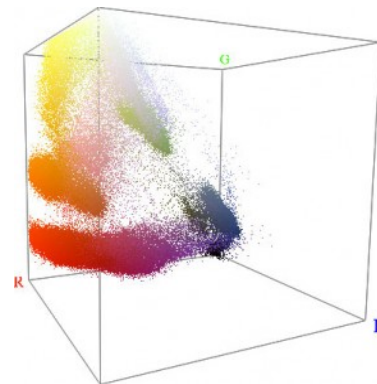


Histogramme de la  
composante verte



Histogramme de la  
composante bleue

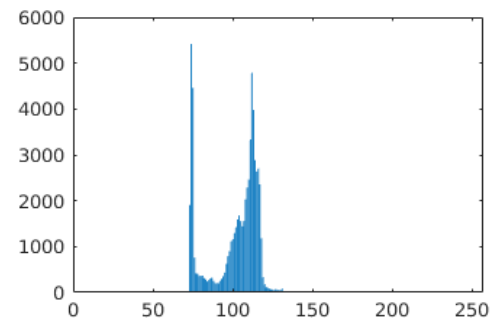
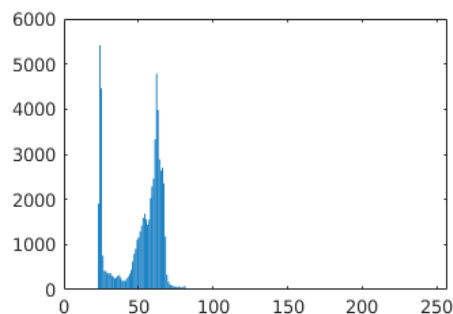
- Visualisation 3D



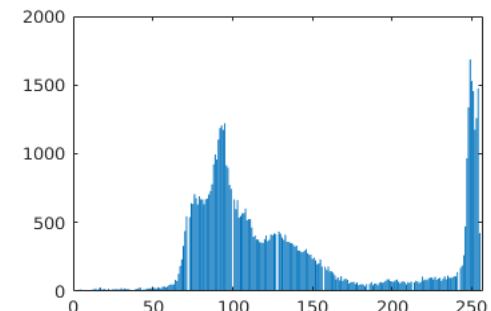
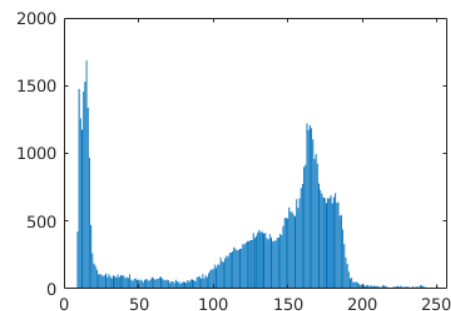
## Transformations linéaires

- Transposition / Gain linéaire

$$\{I_s(m,n)\} = \{I_e(m,n)\} + 50$$



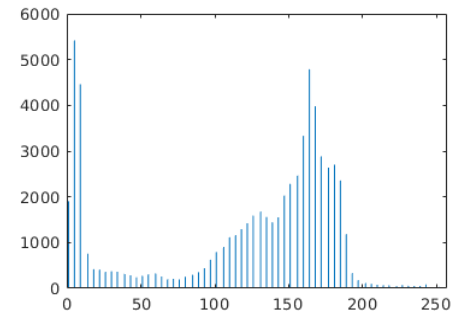
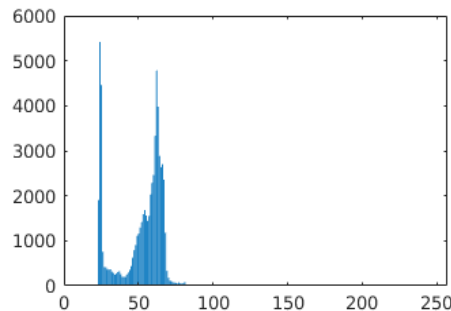
- Négatif  $T(I_e) = I_{e_{\max}} + I_{e_{\min}} - I_e$



## Normalisation / Étirement d'histogramme

- Modifier l'intervalle de variation  $[\min, \max] \rightarrow [\min', \max']$

$$[\min, \max] \rightarrow [0, 255] \quad I'(i, j) = \frac{255}{\max - \min} (I(i, j) - \min)$$

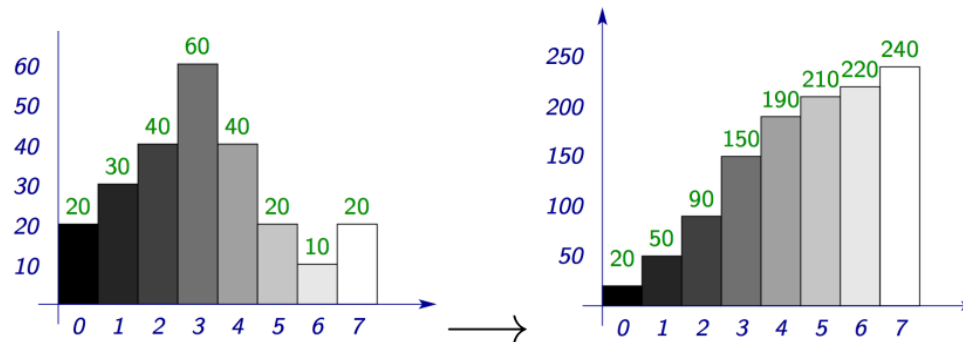


- *(effet produit par imshow)*
- Quelles sont les limites de cette méthode ?

## Équilibrage d'histogramme

Pour une intensité  $k$  d'une image  $I$  de taille  $MN$  à  $K$  intensités

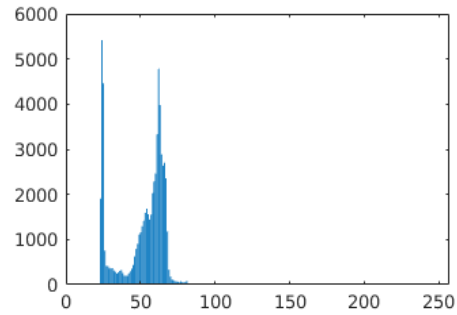
- Histogramme **normalisé** :  $H_n(k) = \frac{H(k)}{MN}$  ;  $\sum_{k=0}^{K-1} H_n(k) = 1$ , avec  $H_n(k) \geq 0$   
 $\leftrightarrow$  loi de probabilité. Probabilité qu'un pixel ait le niveau de gris  $k$
- Histogramme **cumulé** :  $H_c(k) = \sum_{l=0}^k H(l)$
- Histogramme **cumulé normalisé** :  $H_{cn}(k) = \sum_{l=0}^k H_n(l)$



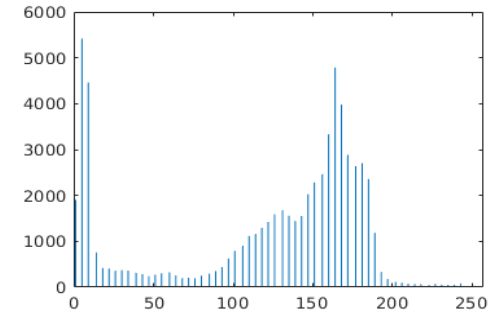
$\rightarrow$  Nouvelle intensité  $k'$  pour un pixel  $(i,j)$ ,  $I(i,j) = k$

$$k' = I_{\max} H_{cn}(k) = I_{\max} \sum_{l=0}^k H_n(l) = I_{\max} \sum_{l=0}^k \frac{H(l)}{MN}$$

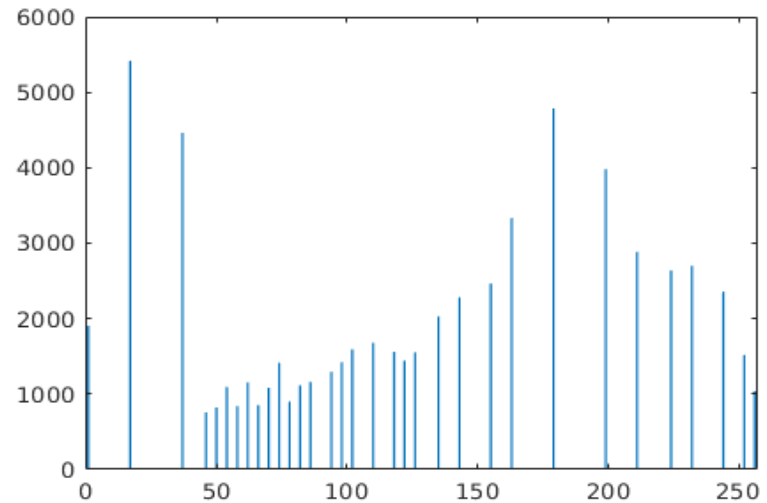
## Équilibrage d'histogramme



## Normalisation



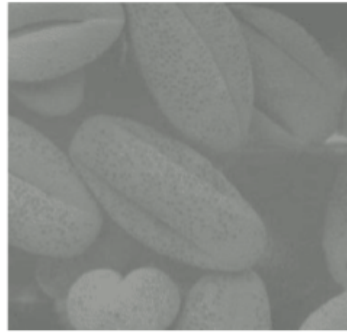
## Équilibrage



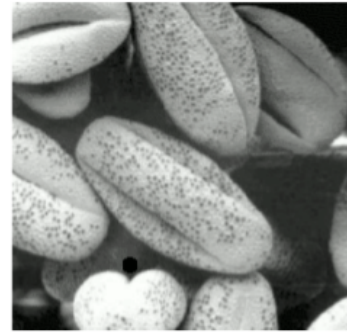
**Quiz :** Retrouver à qui correspondent ces histogrammes



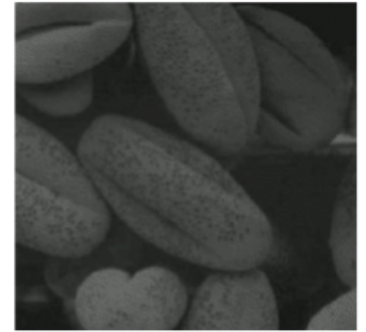
(1)



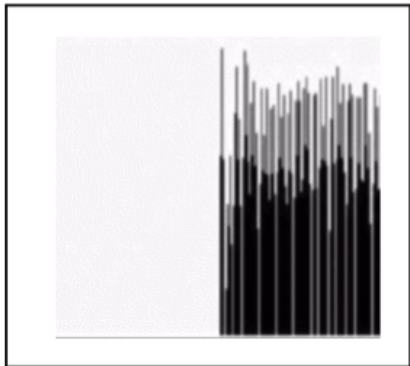
(2)



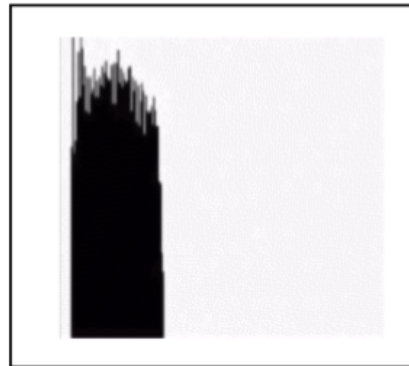
(3)



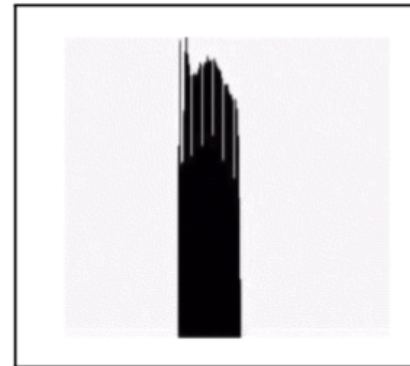
(4)



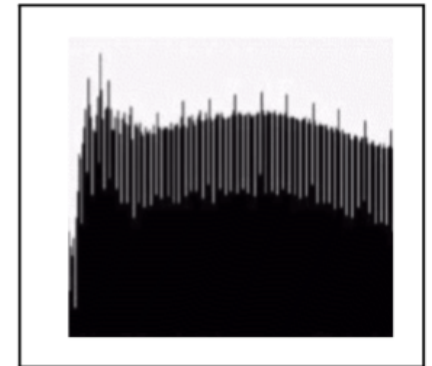
(a)



(b)



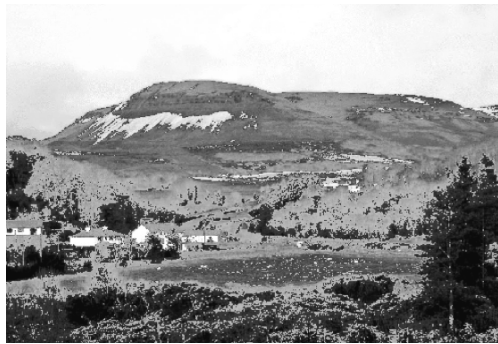
(c)



(d)

## Objectifs

- Ramener l'image à quelques niveaux de gris dans une bande
- Mettre en avant des régions/détails mais n'améliore pas l'image



- Extraire de l'information (segmentation d'objets, chroma-keying, ...)



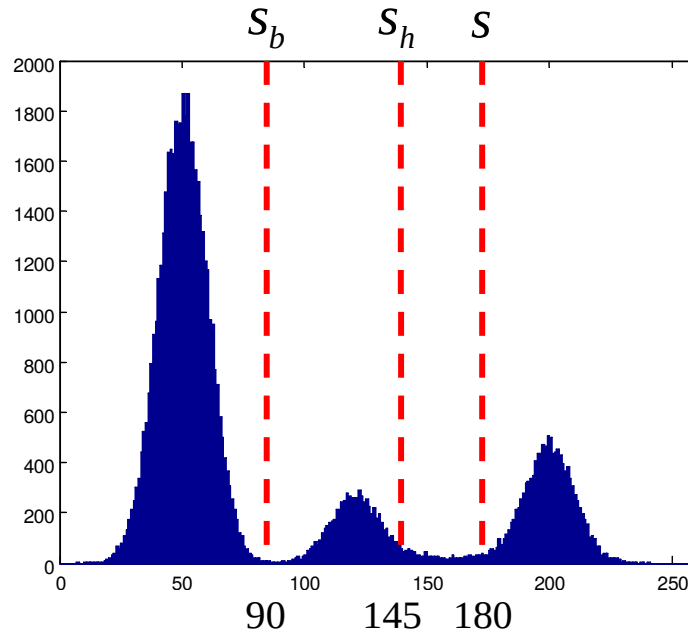
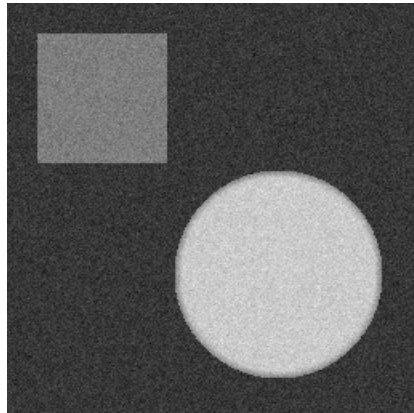
## Binarisation

$$I_{[i_{\min}, i_{\max}]}(p) = \begin{cases} 1(\text{ou } 255), & \text{si } i_{\min} \leq I(p) \leq i_{\max} \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}$$

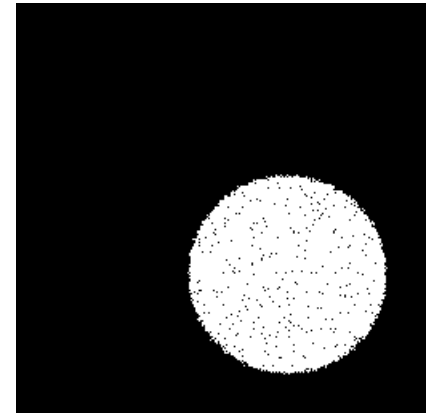


# Seuillage (*Thresholding*)

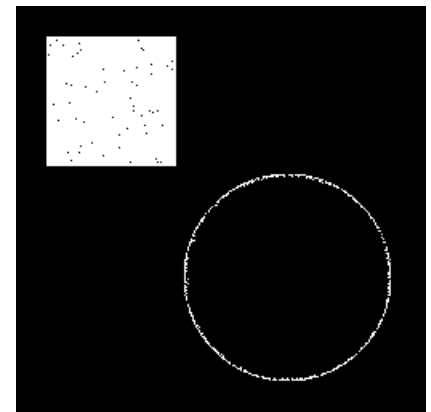
## En utilisant l'histogramme



$$I_s = \begin{cases} 1 & \text{si } I_e \geq s \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$



Seuillage à simple seuil



Seuillage à double seuil<sub>2</sub>

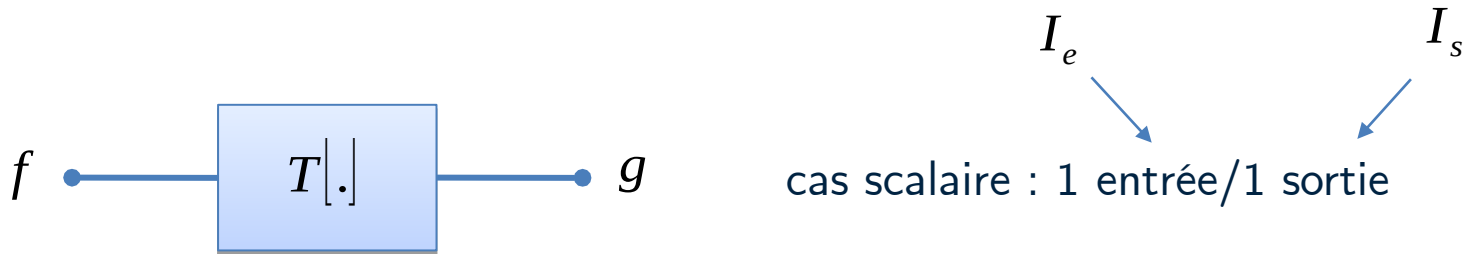
$$I_s = \begin{cases} 1 & \text{si } s_b \leq I_e \leq s_h \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

# TRAITEMENT SUR VOISINAGE

---

## FILTRAGE LINÉAIRE

## Système linéaire



L'entrée et la sortie d'un système linéaire  $T$  sont reliées par un produit de convolution

$$g(t) = (f * h)(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t - \tau) h(\tau) d\tau$$

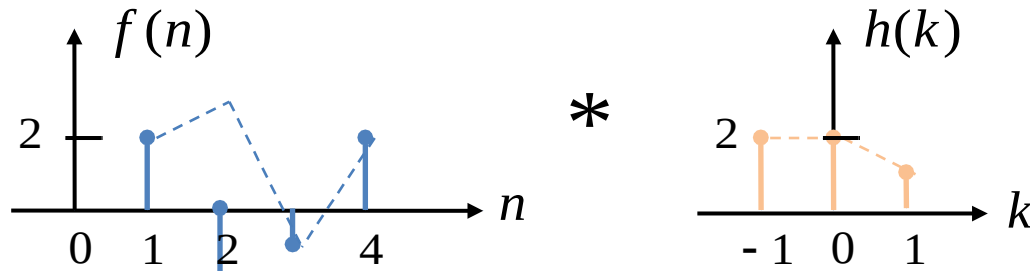
## Filtre linéaire RIF

Application d'un filtre linéaire discret à réponse impulsionnelle finie

$$g(n) = \sum_{k=-K}^K f(n-k)h(k) \longleftrightarrow I_s = I_e * H$$

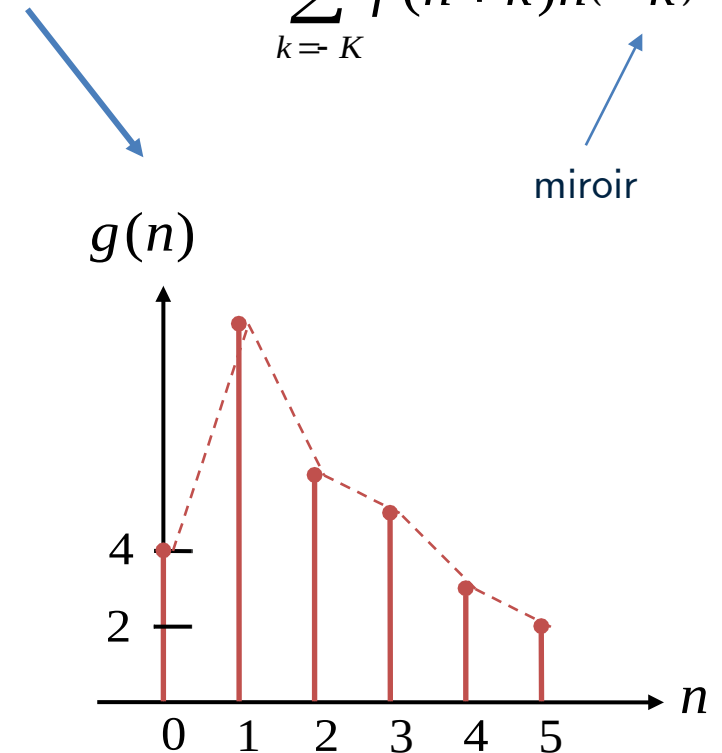
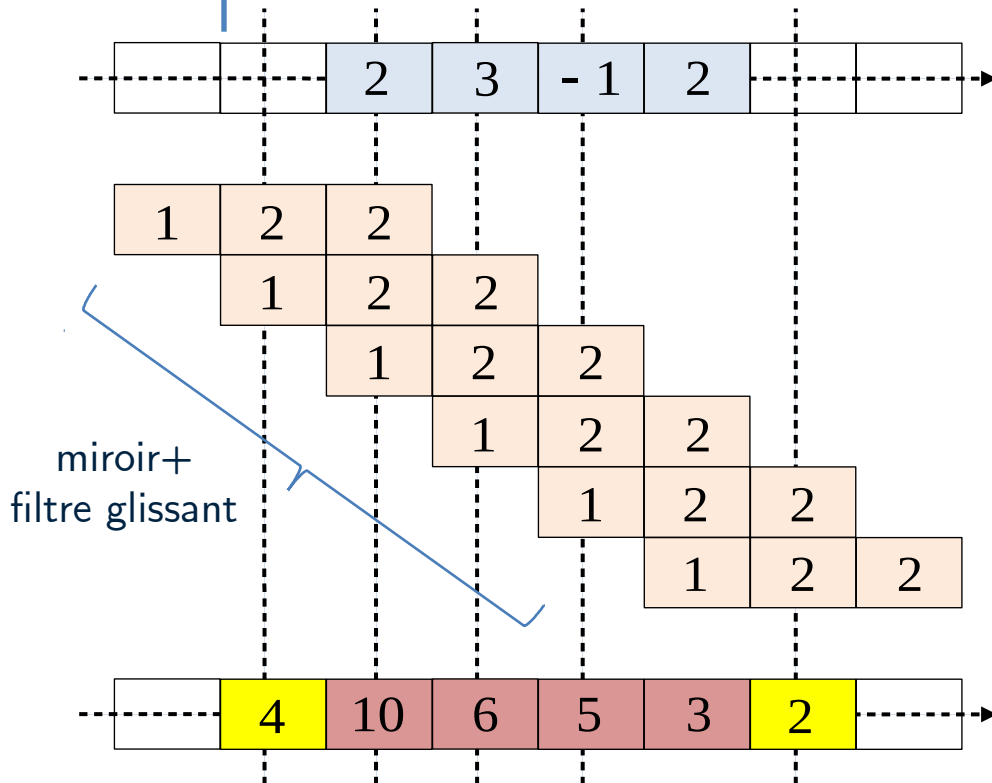
défini sur  $2K+1$  échantillons

## Convolution discrète 1D

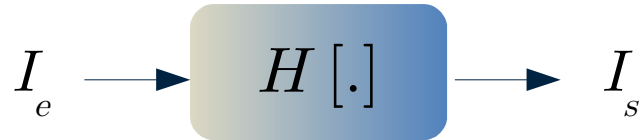


$$g(n) = \sum_{k=-K}^K f(n-k)h(k)$$

$$= \sum_{k=-K}^K f(n+k)h(-k)$$

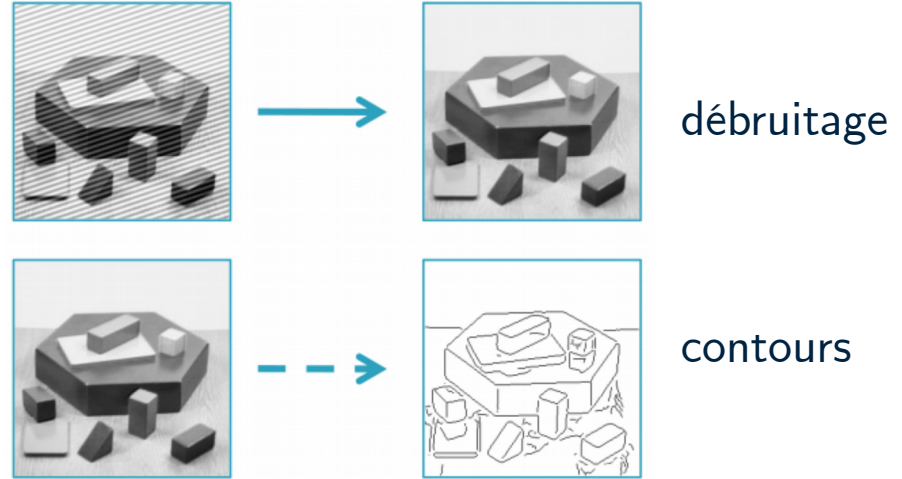


## Systeme linéaire



Entrée et sortie reliées par un produit de convolution

$$I_s = I_e * H$$



## Filtre linéaire RIF

défini sur  $(2K+1) \times (2L+1)$  échantillons

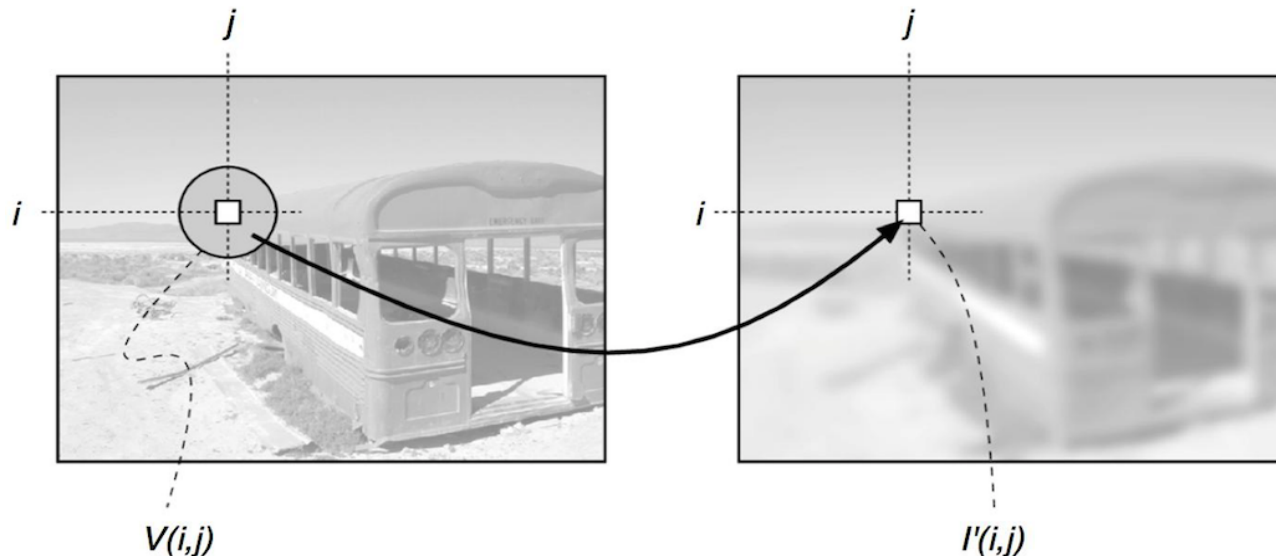
$$g(m, n) = \sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L f(m-k, n-l)h(k, l)$$

## Qu'est-ce qu'un filtre 2D ?

Opérateur local ou « de voisinage » qui permet de :

- Débruiter,
- Détecter les contours,
- Transformer géométriquement l'image, ...

**Principe :** Combiner la valeur du pixel  $I(i, j)$  avec son voisinage  $V(i, j)$  défini autour de  $(i, j)$ . Par ex. : moyenne sur  $V(i, j)$

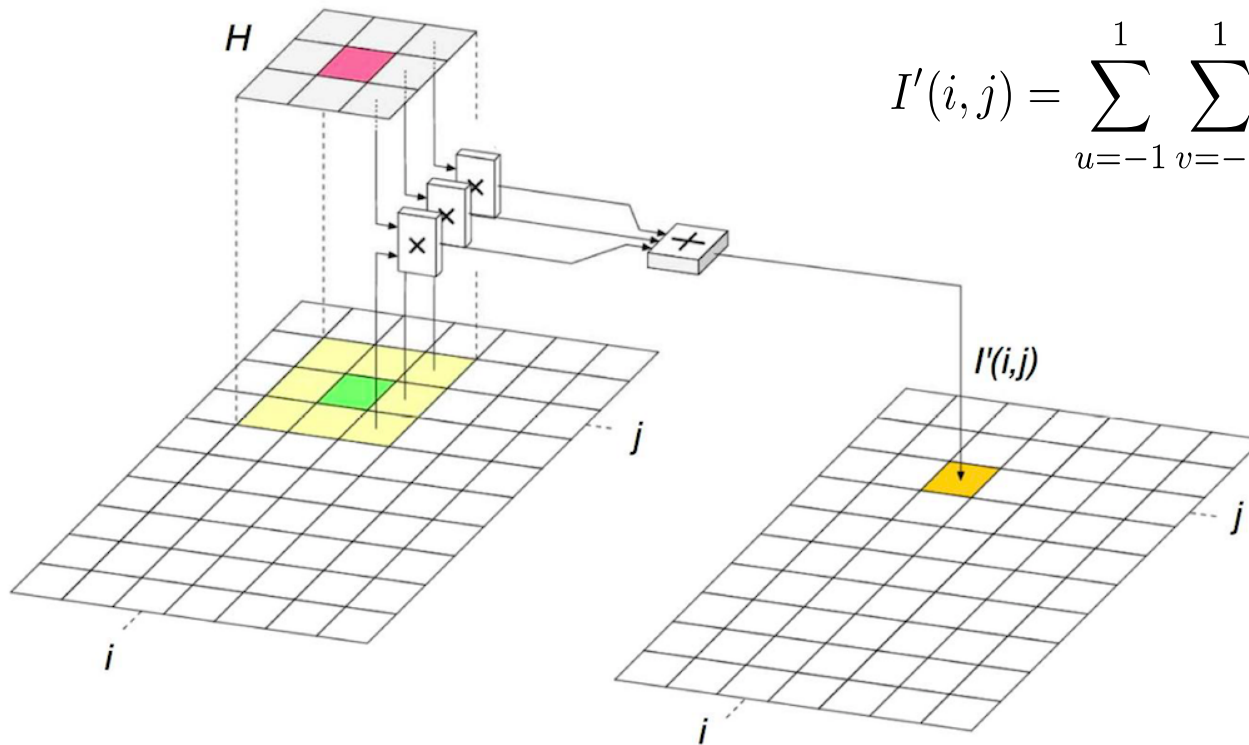


## Produit de convolution 2D

$$I'(i, j) = \sum_{(u,v) \in H} I(i - u, j - v) \cdot H(u, v) \quad \text{avec } H \text{ centré sur } (i, j)$$

Par exemple pour un filtre 3x3 :

$$I'(i, j) = \sum_{u=-1}^1 \sum_{v=-1}^1 I(i - u, j - v) \cdot H(u, v)$$





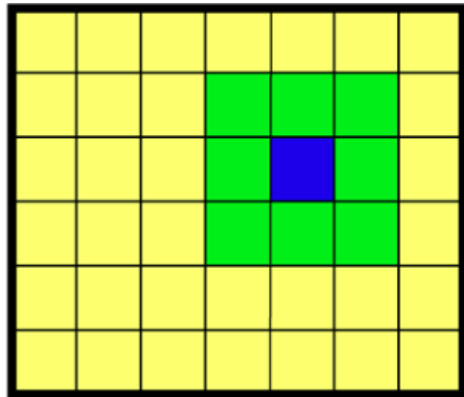
## Exemple : filtre moyennneur

$$I'(i, j) = \frac{1}{|V(i, j)|} \sum_{(u, v) \in V(i, j)} I(i - u, j - v)$$

Différents paramètres :

- Taille : 3x3, 5x5, ...
- Pondération : coefficient spatiaux, souvent **isotrope**

Exemple :  $V(i, j) \rightarrow 3 \times 3$   $I'(i, j) = \frac{1}{9} \sum_{u=-1}^1 \sum_{v=-1}^1 I(i - u, j - v)$

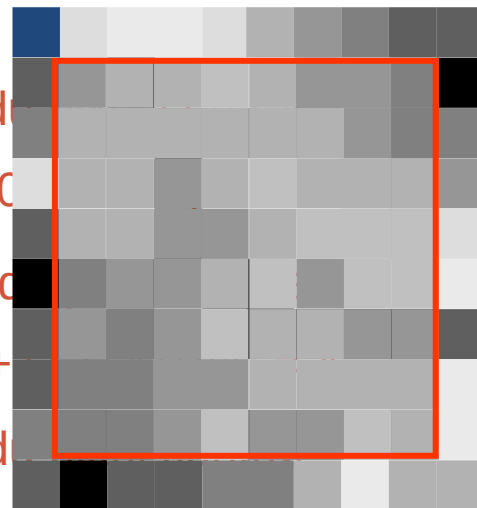
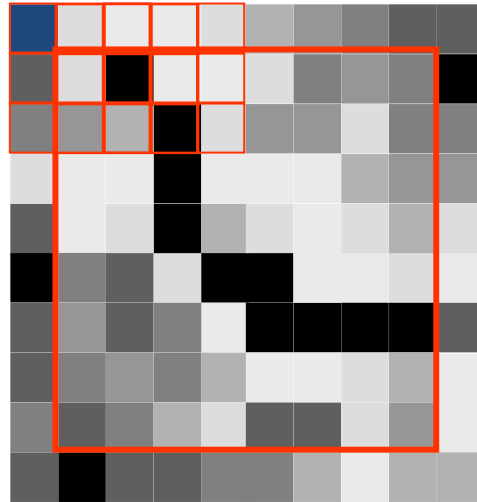


$$H(u, v) = \begin{bmatrix} 1/9 & 1/9 & 1/9 \\ 1/9 & \mathbf{1/9} & 1/9 \\ 1/9 & 1/9 & 1/9 \end{bmatrix} = \frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & \mathbf{1} & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

## Exemple : filtre moyenneur

$h$

1/9	1/9	1/9
1/9	1/9	1/9
1/9	1/9	1/9



Novelle valeur d

$$= (0+5+7+1+5+0$$

Novelle valeur d

$$= (5+7+6+5+0+$$

Novelle valeur d

$$= (7+6+5+0+7+6+4+0+5)/9 = 4$$

A

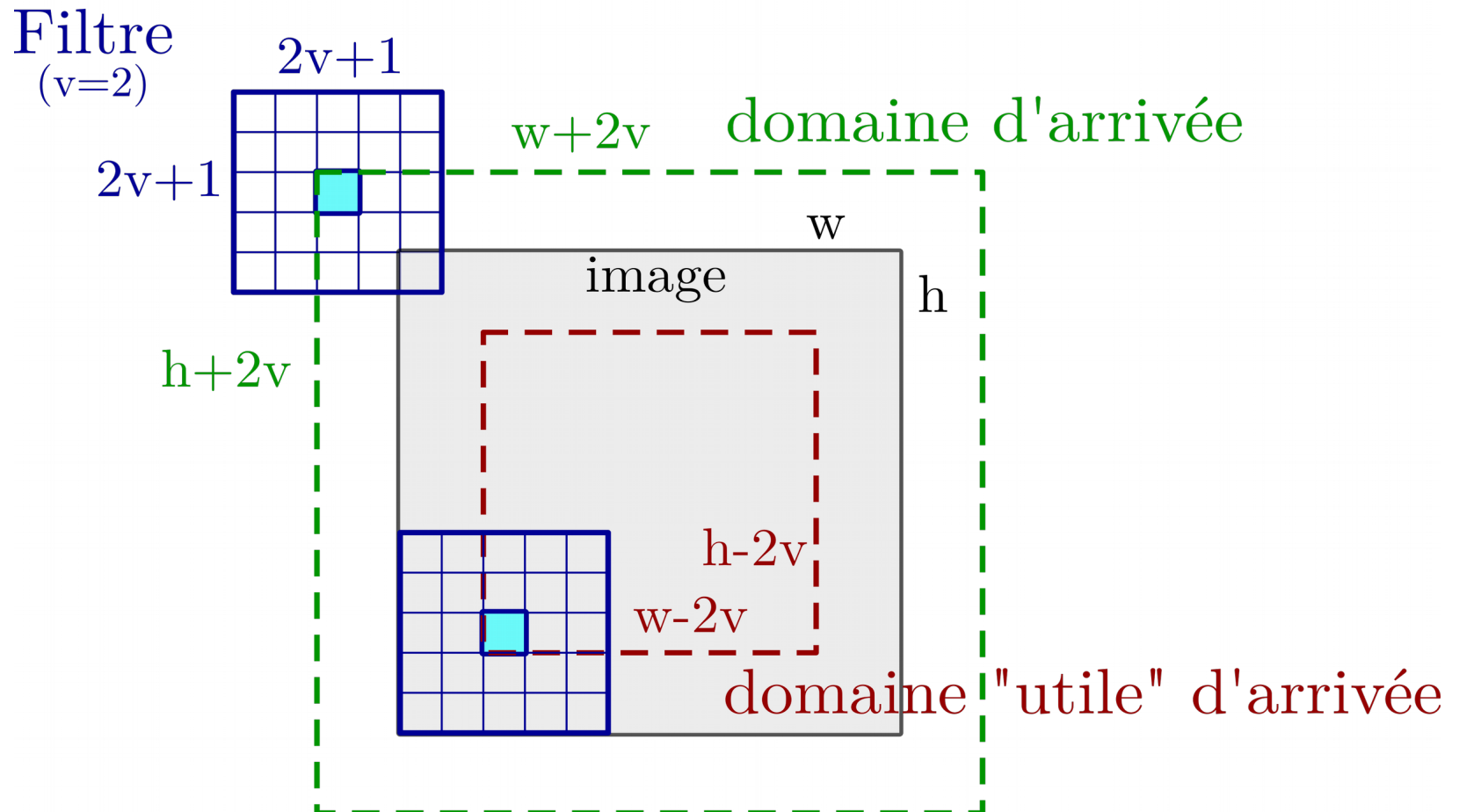
0	5	7	6	5	4	3	2	1	1
1	5	0	7	6	5	2	3	2	0
2	3	4	0	5	3	3	5	2	2
5	7	6	0	6	6	6	4	3	3
1	7	5	0	4	5	6	5	4	5
0	2	1	5	0	0	7	6	5	6
1	3	1	2	7	0	0	0	0	1
1	2	3	2	4	6	7	5	4	7
2	1	2	3	5	1	1	5	2	6
1	0	1	1	2	2	3	6	4	4

C

0	5	7	6	5	4	3	2	1	1
1	3	4	4	5	4	3	3	2	0
2	4	4	4	4	4	4	3	2	2
5	4	4	3	4	5	4	4	4	3
1	4	4	3	3	4	5	5	5	5
0	2	3	3	4	5	3	5	5	6
1	3	2	3	5	4	4	3	3	1
1	2	2	3	3	4	4	4	4	7
2	2	2	3	5	3	3	5	4	6
1	0	1	1	2	2	3	6	4	4

## Gestion des effets de bords

- Différents domaines/tailles possibles en sortie de convolution



## Gestion des effets de bords

- Différentes stratégies pour étendre l'image aux bords

zero-padding



extension



miroir



périodique



## Filtres moyennes

- Filtre moyennneur rectangle uniforme

normalisation

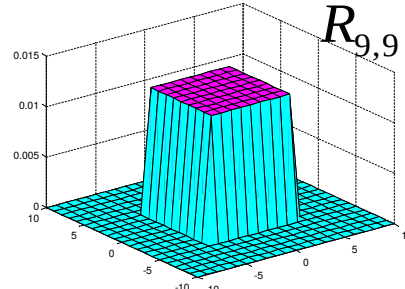
$$\left\{ \begin{array}{l} R_{2K+1} = \frac{1}{(2K+1)} \left[ \overbrace{1 \ \dots \ \dots \ 1}^{2K+1} \right] \\ R_{2K+1, 2L+1} = R_{2K+1} * R_{2L+1}^T \end{array} \right.$$

$$R_3 = R_{3,1} = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$R_{1,3} = R_{3,1}^T = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$R_{3,3} = \frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

plus petit filtre rectangle 2D

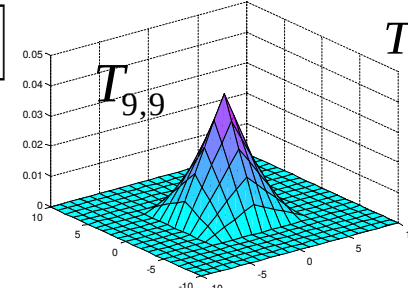


- Filtre moyennneur triangle

$$\left\{ \begin{array}{l} T_{2K+1} = \frac{1}{(K+1)^2} \begin{bmatrix} 1 & 2 & \dots & K+1 & \dots & 2 & 1 \end{bmatrix} \\ T_{2K+1, 2L+1} = T_{2K+1} * T_{2L+1}^T \end{array} \right.$$

$$T_{3,3} = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

plus petit filtre triangle 2D

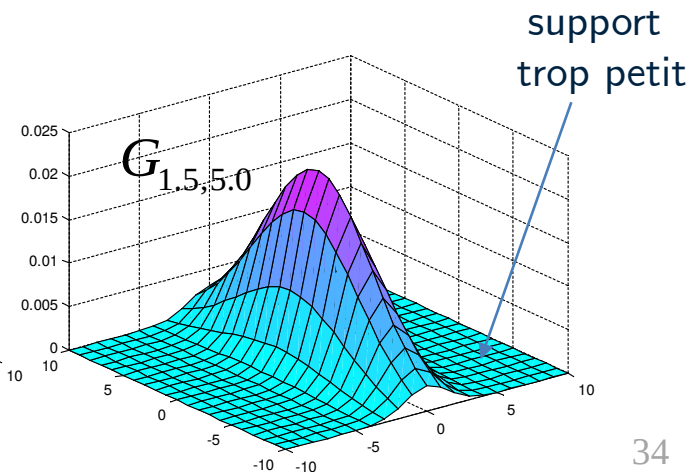
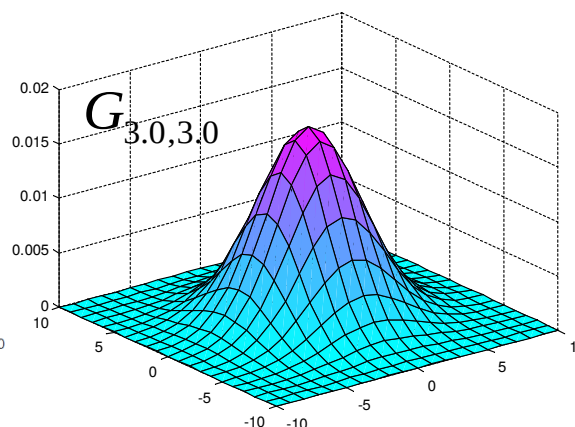
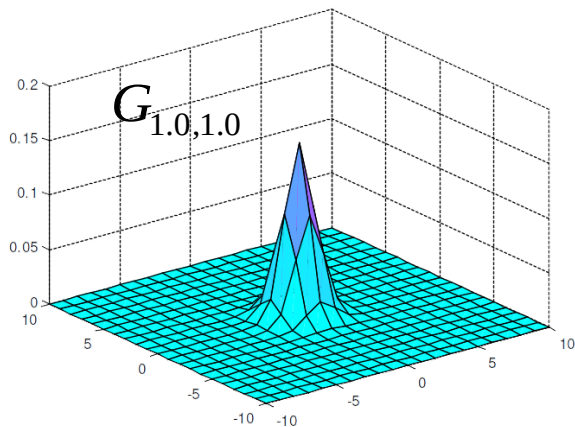


## Filtres moyenneurs

- **Gaussien** : **Pondère spatialement** la contribution des pixels voisins

$$H(u, v) = \exp \left( - \left( \frac{u^2}{2\sigma_u^2} + \frac{v^2}{2\sigma_v^2} \right) \right)$$

- $(u, v)$  exprime la distance par rapport au centre de la Gaussienne :
- Le paramètre  $\sigma$  détermine la largeur de la Gaussienne (écart-type) :
  - contrôle un filtrage +/- fort
  - permet de connaître la taille du support nécessaire



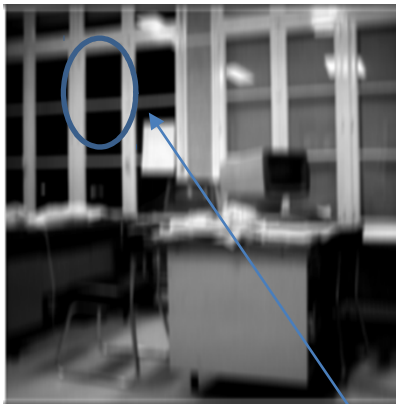
## Filtres moyennes



$R_{11,1}$



$R_{1,11}$



flou vertical

$G_{3.0,3.0}$



flou isotrope



$G_{1.5,1.5}$



étalement

Atténuation du bruit par  
moyennage spatial

**Définition** : Phénomène parasite (erreurs, dégradations, . . . )

- La distribution peut être (en partie) connue

**Origine** : capture, lumière, acquisition, lentille, mouvement, ...

**Modèle** : Le plus courant additif  $I = I_0 + B$

$I$  : image observée (capturée),  $I_0$  : image non corrompu,  $B$  : le bruit

**Débruitage** : Calculer  $I_0$  depuis  $I$  avec une hypothèse sur  $B$

- Connaissance du bruit  $\leftrightarrow$  utiliser le bon filtre
- Différents types de bruit : Gaussien, aléatoire, périodique



## Bruit blanc Gaussien additif

- Affecte chaque pixel par un gain additif
- Souvent « blanc » (moyenne nul)
- Suit une loi normale de paramètre sigma  $\sigma$

$\sigma = 10$



$\sigma = 30$



## Bruit impulsionnel aléatoire (« poivre et sel »)

- Affecte un nombre variable de pixels
- Valeur extrême 0 ou 255
- Permet de tester les algorithmes de débruitage, restauration



## Bruit périodique

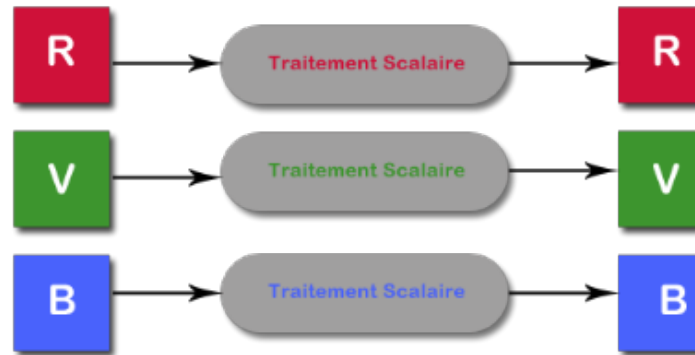
- Affecte toute l'image
- Débruitage dans l'espace fréquentiel plus adapté...





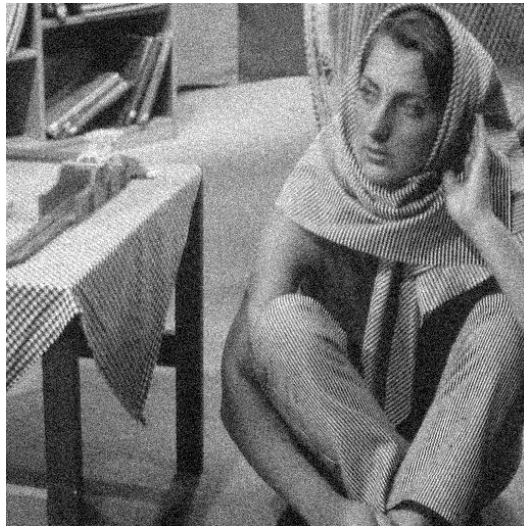
## Cas d'une image couleur

- Combinaison de chaque canal filtré indépendamment



## Filtrage moyenneur (linéaire)

- Implémenter les filtres linéaires suivants :
  - **Filtrage moyenneur** carré (`scipy.signal.convolve2d`)
  - **Filtrage Gaussien** (`np.meshgrid`, `signal.convolve2d`)
- Tester sur les images : *barbara\_awgn\_noise.png*, et *cameraman\_sp\_noise.png*



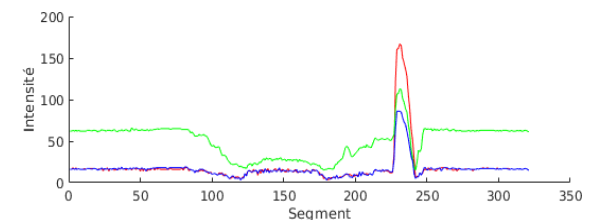
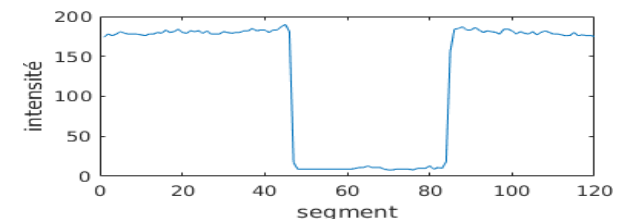
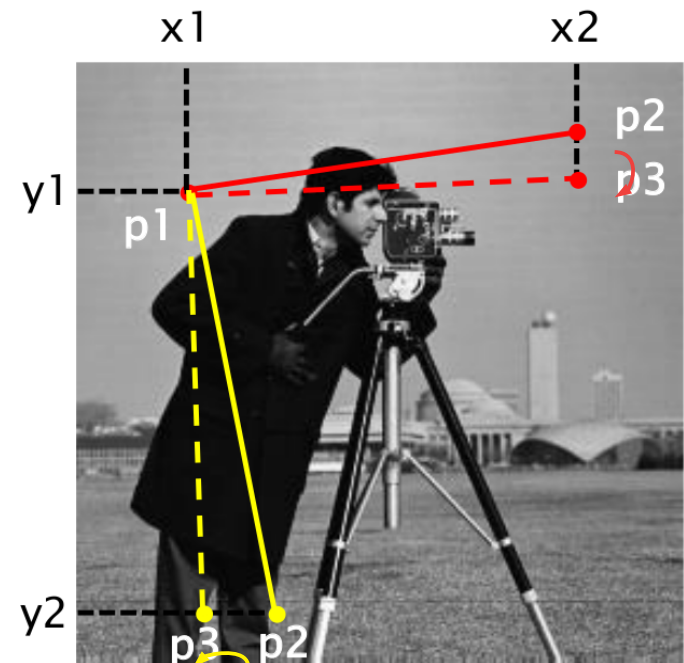
- Pour quelles images les filtres s'avèrent-ils satisfaisants ? Pourquoi ?

## Extraction de lignes

- Affichage d'une image (par exemple *cameraman.tif*)
- Définir un segment horizontal ou vertical par 2 clics (`plt.ginput`)
- Aligner les points en préférant le plus large segment  

$$\text{if}(\text{abs}(x1-x2) > \text{abs}(y1-y2))$$
- Extraire le profil 1D correspondant :  

$$I[y1, x1:x2] \text{ ou } I[y1:y2, x1]$$
- Afficher le profil 1D
- Superposer les profils R, G, B d'une image couleur



## Filtrage moyenneur (linéaire)

- Flouter l'image *street.png* avec un filtre moyenneur carré
- Afficher l'image et identifier la position du centre d'un visage
- Créer un masque binaire avec des 1 autour de ce centre
- Combiner les deux images grâce au masque pour obtenir une image où seuls les visages sont floutés.
- Adapter le pipeline pour l'image en couleur et plusieurs positions.



# TRAITEMENT SUR VOISINAGE

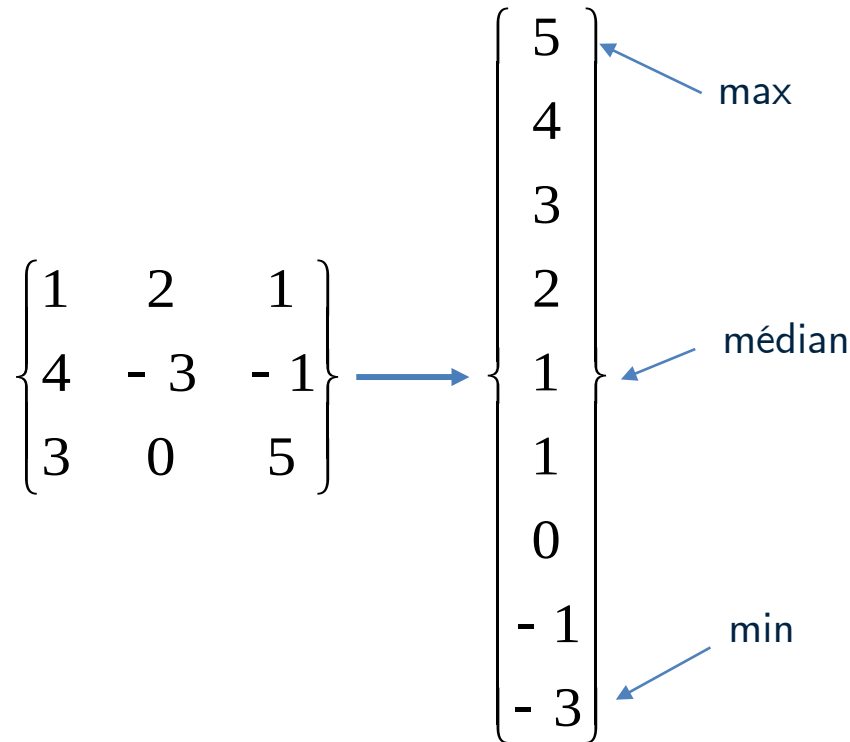
---

FILTRAGE NON LINÉAIRE

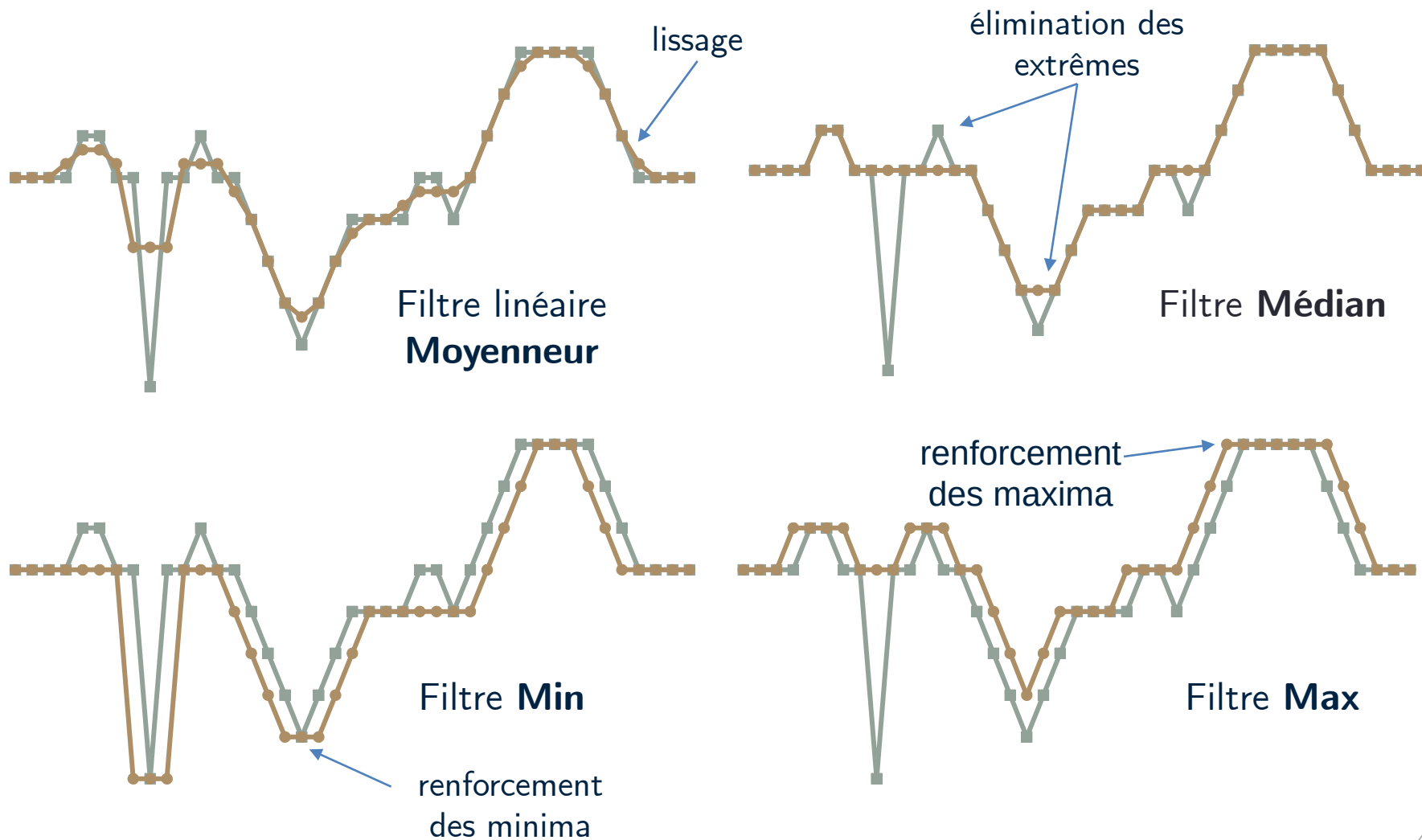


## Principe

- Trier les intensités d'un voisinage et affecter l'intensité d'un rang donné



## Exemples 1D : filtres de largeur 3



## Exemple 2D : Comparaison passe-bas / médian

- Meilleure efficacité sur certains types de bruit et d'images

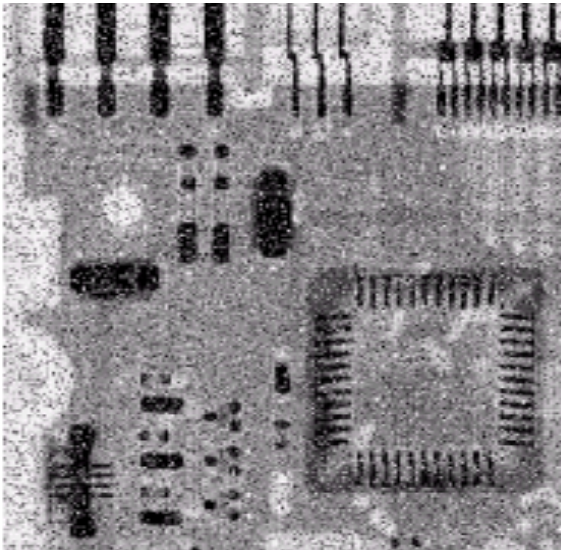
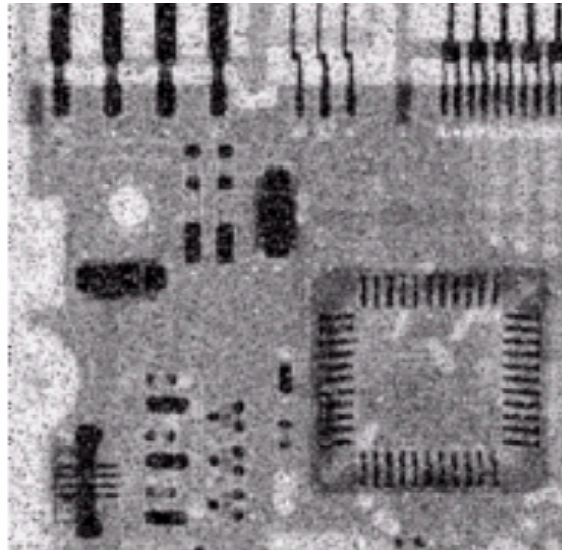
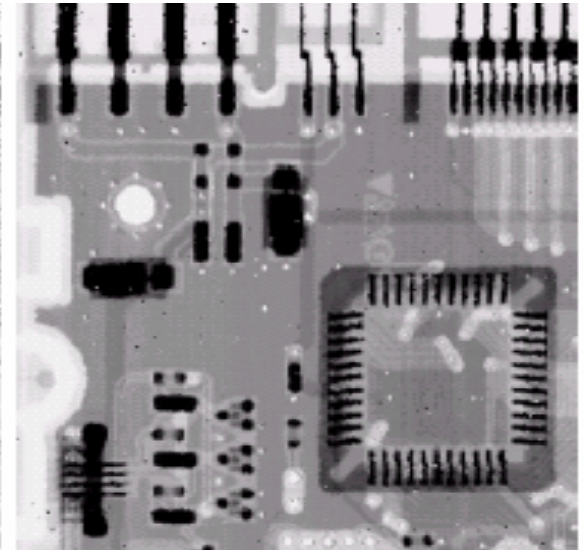


Image bruitée



Filtrage Moyenneur



Filtrage Médian

# Filtrage d'ordre

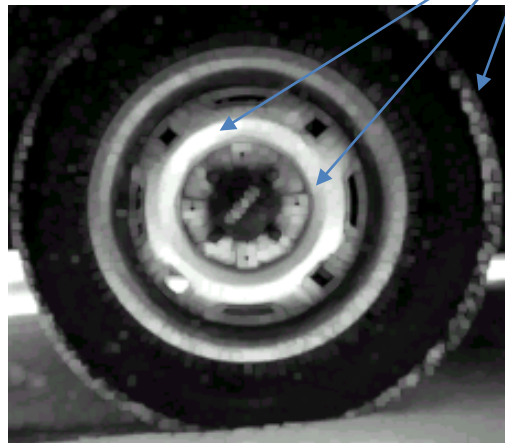
## Min / Max

étalement des  
« noirs »

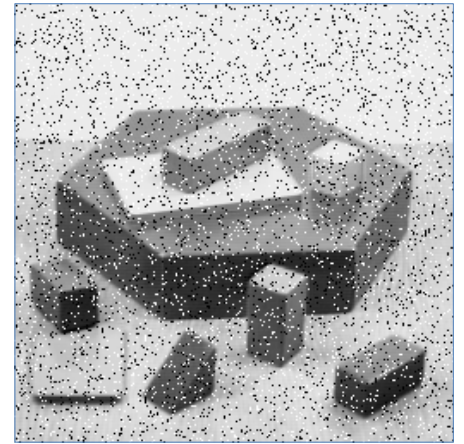


Filtrage Min

étalement des  
« blancs »

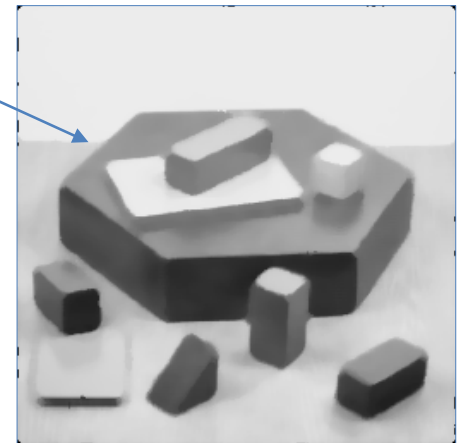


Filtrage Max



Bruit « poivre et sel »

contours  
préservés



Filtrage Médian

## Filtrage médian (non linéaire)

- Implémenter le filtrage médian (valeur médiane dans un voisinage)

```

Algo :   #Parcourir tous les pixels de l'image
         for i in range(v, h-v):
           for j in range(v, w-v):
             #Déterminer un voisinage 2D (de taille (2v+1)*(2v+1))
             #...
             #Calculer la valeur médiane sur l'ensemble des pixels
             #...
    
```



- Comparer votre résultat avec celui de `scipy.ndimage.median_filter`

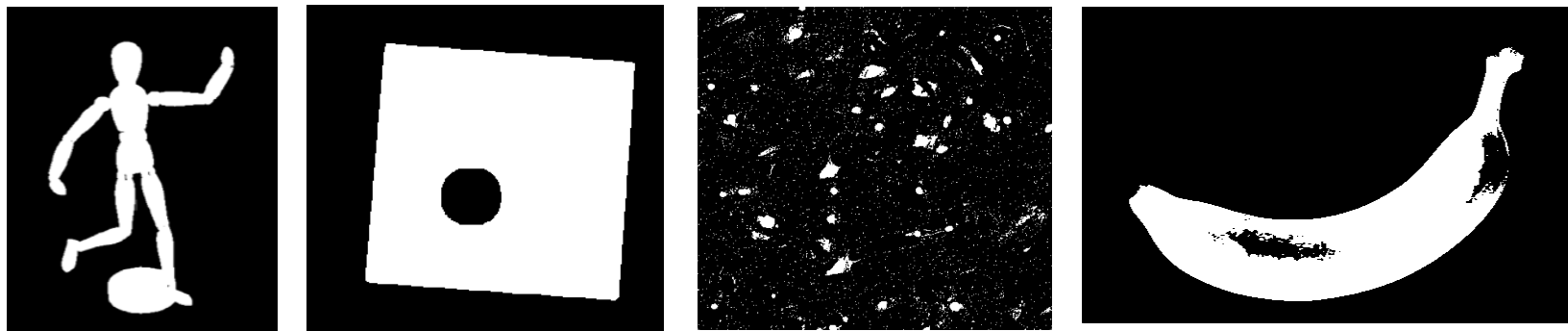
# OPÉRATEURS DE MORPHOLOGIE MATHÉMATIQUE

---

# Opérateurs de morphologie mathématique

Liés à la notion d'objets sur des images binaires :

- Pixels **objets** identifiés par l'intensité 1 (blanc)
- Pixels **de fond** identifiés par l'intensité 0 (noir)



Exemples d'images binaires

**Principe** : image binaire (entrée) → image binaire (sortie)

- Image de sortie obtenue par convolution, puis seuillage binaire
- Ces opérateurs peuvent permettre de :
  - Supprimer du bruit
  - Grossir/Diminuer la taille d'un objet
  - Décoller/Recoller les composantes (connexes) d'un objet

## Érosion

- Un pixel d'une image  $I$  est un pixel objet si la région centrée sur ce pixel ne contient que des pixels objet → "rétrécit" l'objet

- Équivalent à convoluer, par ex. par un filtre de type 4 voisins :  $h = 1/5$

$$I_c = I * h$$

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

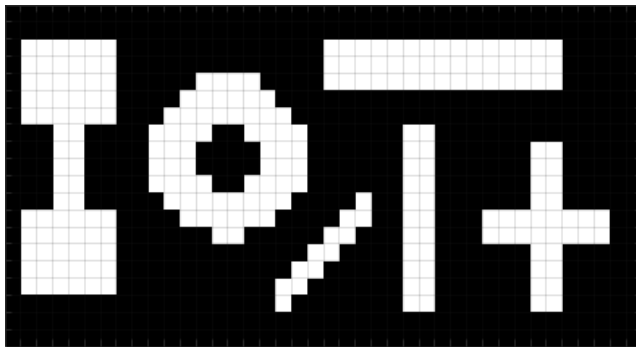


Image initiale  $I$

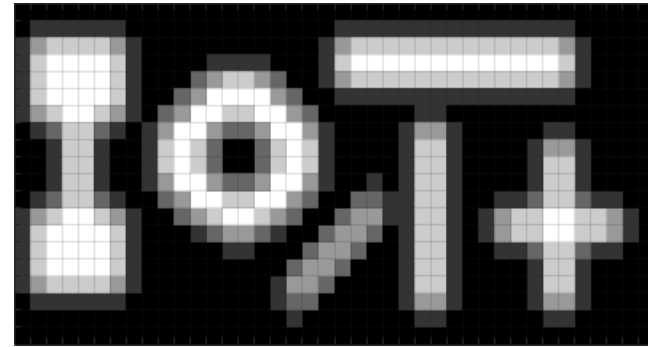


Image convoluée  $I_c$

- Puis seuiller de manière binaire :

$$I_e(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{si } I_c(i, j) = 1 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

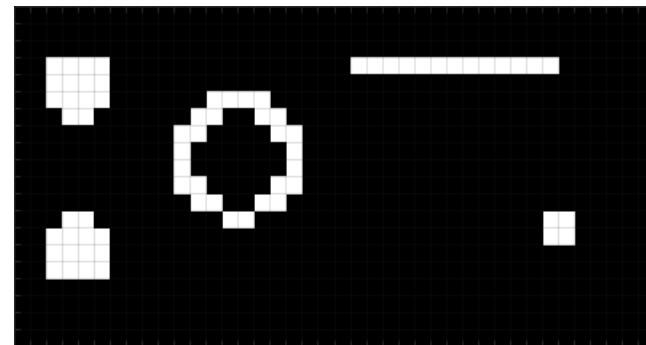


Image érodée  $I_e$



## Dilatation

- Un pixel est un pixel objet si la région centrée sur ce pixel contient au moins un pixel objet → "épaissit" l'objet

- Équivalent à convoluer, par ex. par un filtre de type 4 voisins :  $h = 1/5$

$$I_c = I * h$$

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

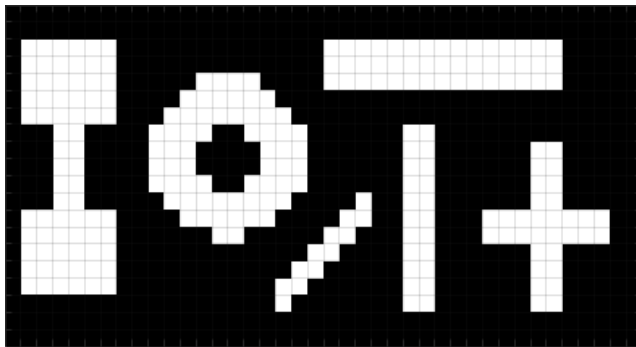


Image initiale  $I$

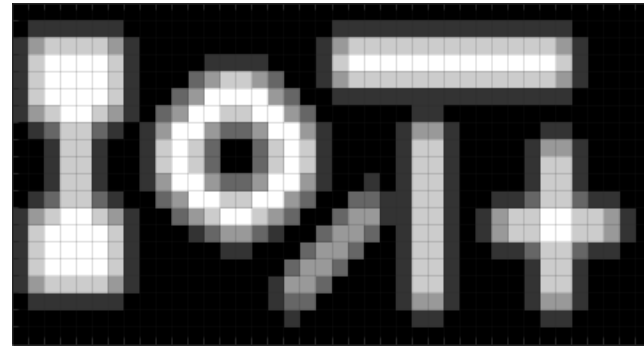


Image convoluée  $I_c$

- Puis seuiller de manière binaire :

$$I_d(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{si } I_c(i, j) > 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

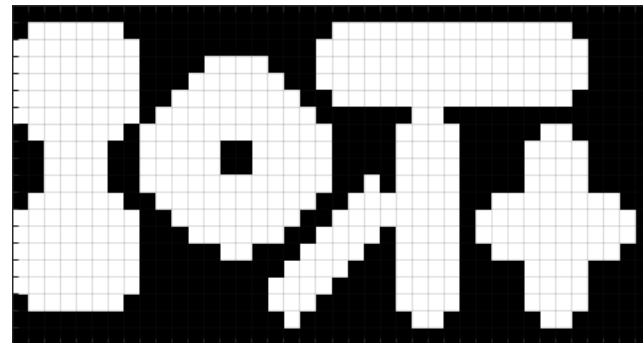


Image dilatée  $I_d$

## Fermeture

- Fusionne les structures proches, les trous sont comblés. Permet de recoller les composantes d'un objet.
- Effectuer une **Dilatation** puis une **Érosion**.

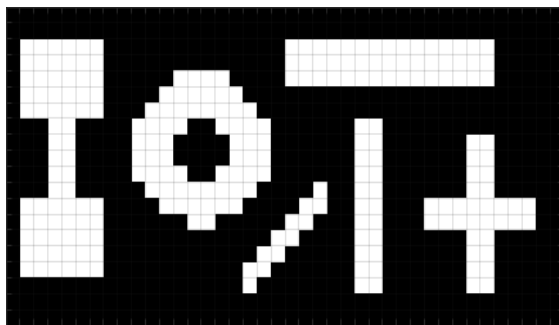


Image initiale

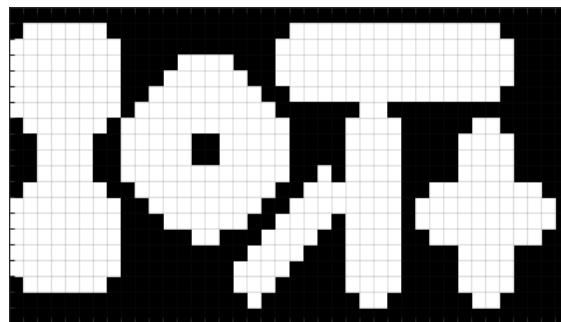


Image dilatée

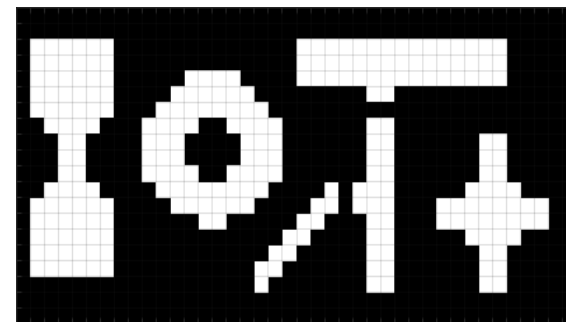


Image dilatée puis érodée

- Possibilité **d'itérer** chaque étape



Image initiale



Image dilatée (x20)



Image dilatée (x20) puis érodée (x20)

## Ouverture

- Supprime les petites structures. Permet de déconnecter des objets indépendants.
- Effectuer une **Érosion** puis une **Dilatation**.

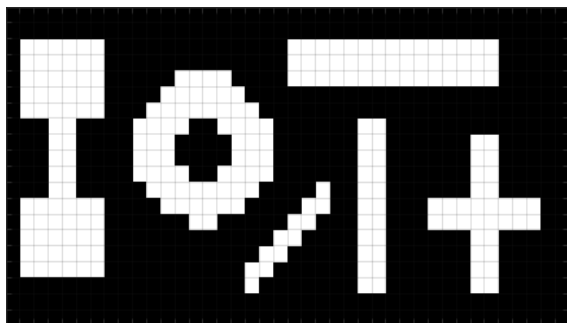


Image initiale

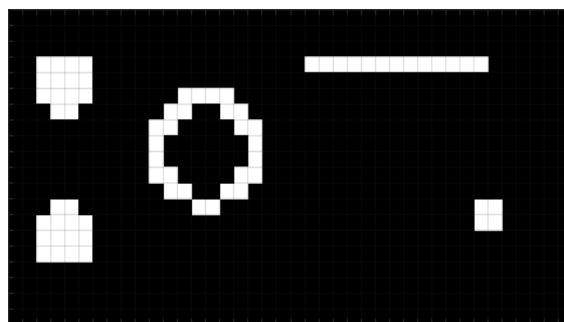


Image érodée

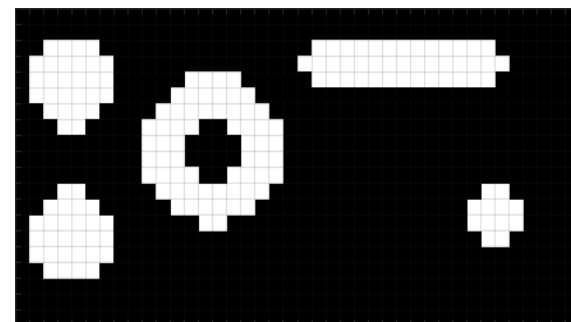


Image érodée puis dilatée

- Possibilité **d'itérer** chaque étape

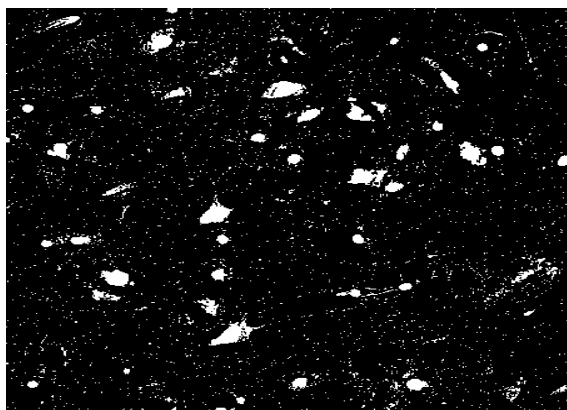


Image initiale



Image érodée (x2)



Image érodée (x2) puis dilatée (x2)

## Composantes connexes

- Ensemble de pixels connectés
  - Au sens d'un critère (par ex. d'intensité 1) et d'un voisinage (4, 8, etc).
  - Possibilité d'atteindre tous les pixels de la composante sans en sortir.
- Étiquetage en **composantes connexes** : parcours d'une image binaire en assignant un nombre entier (étiquette/label) à chaque composante connexe de l'image.  
(`skimage.measure.label`)

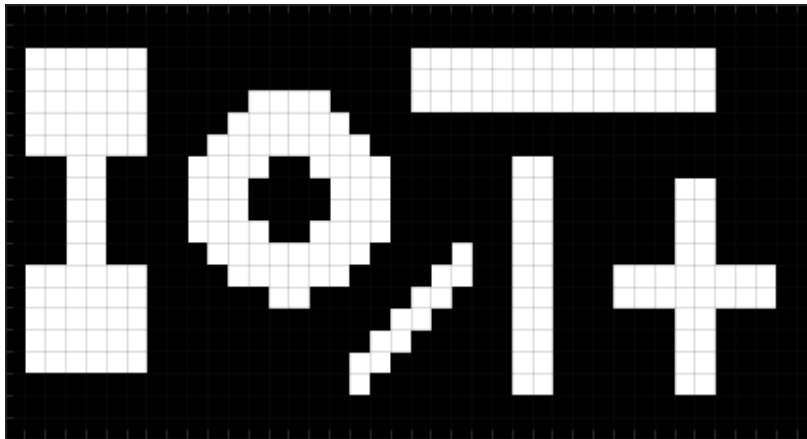
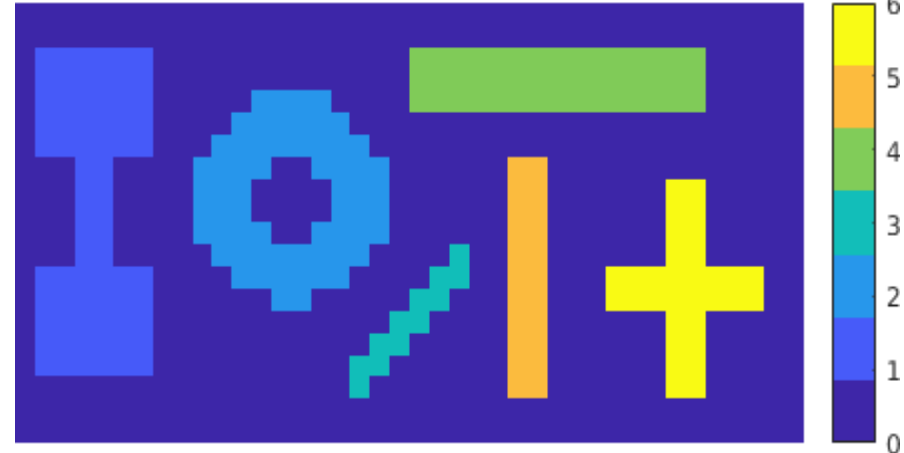


Image initiale



Étiquetage en composantes connexes

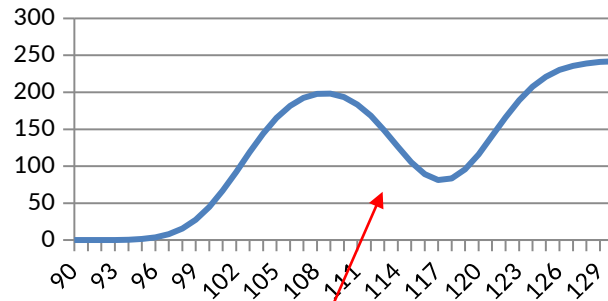
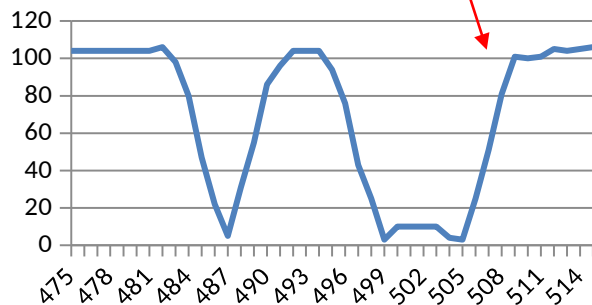
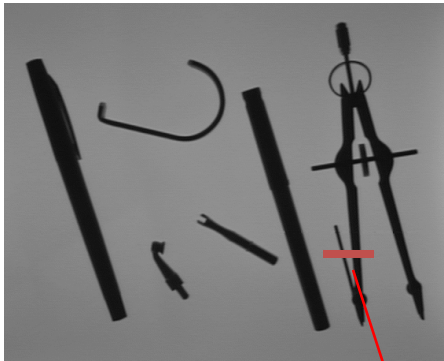
# DÉTECTION DE CONTOURS

---

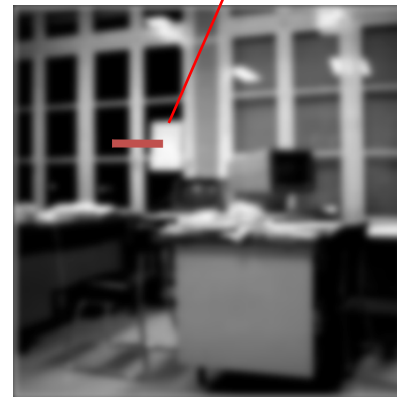
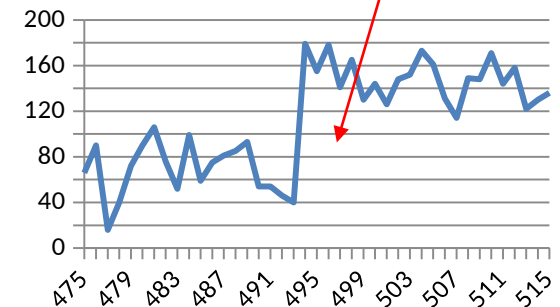
## Définition

- Bord ou limite d'une région (objets, intensités)
- Séparation ou frontière entre régions
- Variation plus ou moins rapide d'un front d'intensité

Contours nets



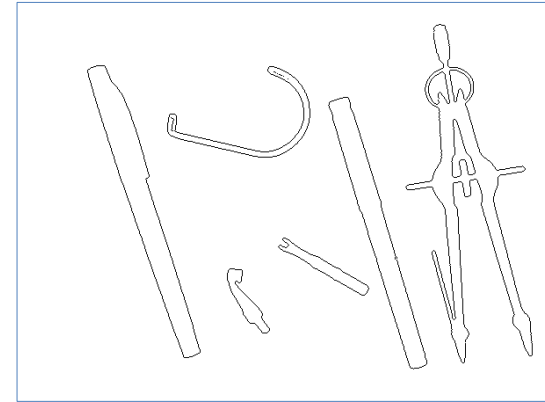
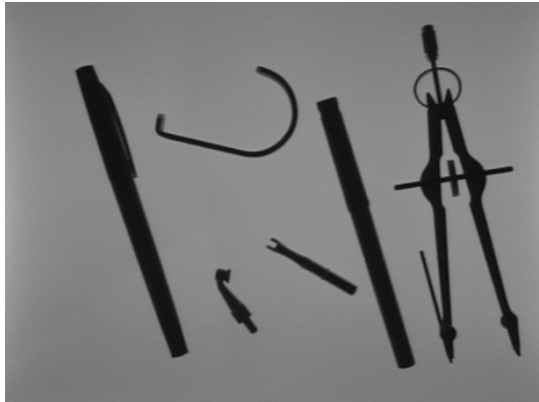
Contours bruités



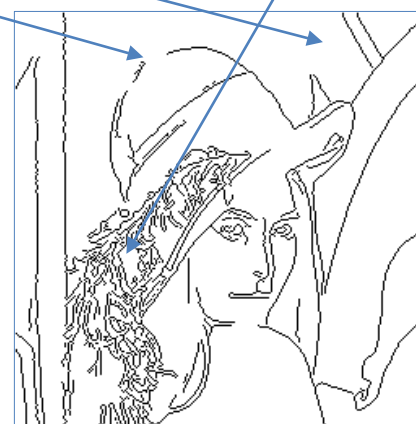
Contours flous

## Définition

- Cas simple : contours nets et quasi **fermés**, rares contours superflus



- Cas complexe : contours **ouverts**, non définis, discontinus

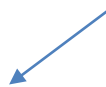


## Filtres de Sobel

- Deux filtres **dérivateurs**  $S_x$  et  $S_y$  dans les deux dimensions

moyennage (lissage) dans la direction orthogonale  
à la direction de dérivation

Filtres de Sobel

$$\left\{ \begin{array}{l} S_x = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} * \frac{1}{4} \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix} = \frac{1}{8} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad \text{dérivateur horizontal} \\ S_y = S_x^T \quad \text{dérivateur vertical} \end{array} \right.$$


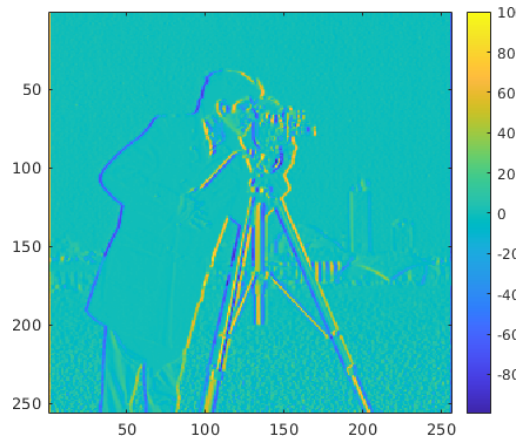


## Filtres de Sobel

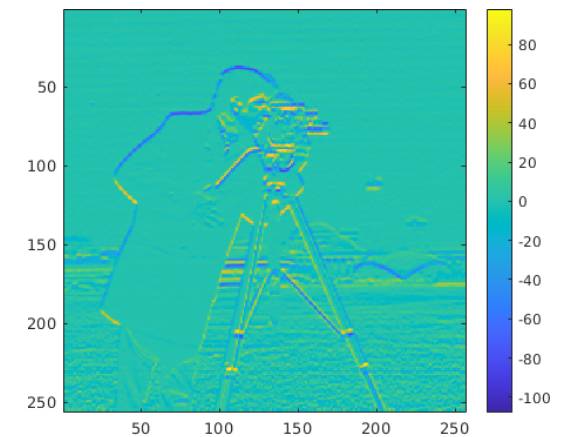
- **Combinaison** des deux détections puis **seuillage** pour obtenir une **carte binaire** de détection de contours



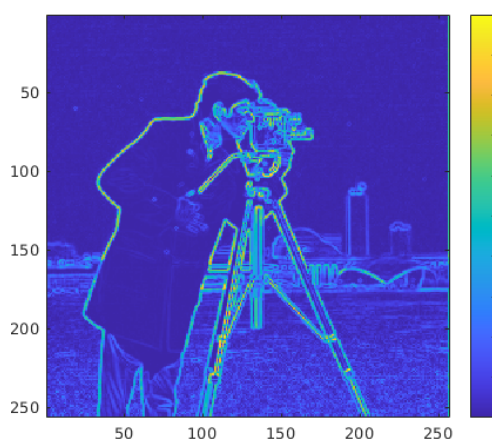
Image initiale



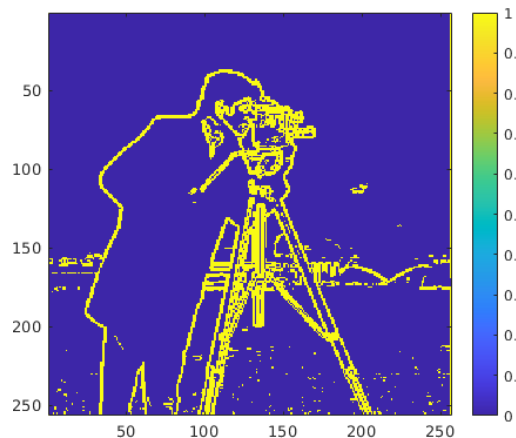
Carte de détection en X



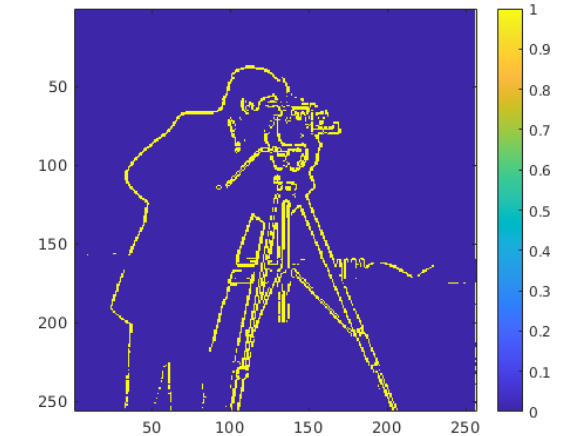
Carte de détection en Y



Carte globale normalisée



Carte seuillée (seuil=0.25)



Carte seuillée (seuil=0.4)

## Filtres de Sobel

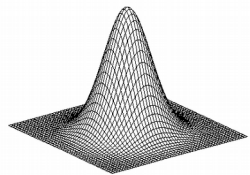
- Créer les deux filtres de Sobel :

$$\begin{array}{l}
 \text{Filtres de Sobel} \\
 \left\{ \begin{array}{l}
 S_x = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} * \frac{1}{4} \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix} = \frac{1}{8} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad \text{dérivateur horizontal} \\
 S_y = S_x^T \quad \text{dérivateur vertical}
 \end{array} \right.
 \end{array}$$

- Convolver l'image *cameraman.tif* avec ces deux filtres et observer les deux réponses.
- Calculer la norme 2 de ces deux cartes pour obtenir une unique carte d'intensité de contours.
- Normaliser cette carte entre 0 et 1.
- Seuiller cette carte pour obtenir une détection binaire des contours.

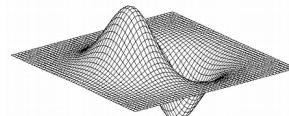
## Approche de Canny

**Principe :** Les dérivées (d'ordre n) peuvent être approchées par la convolution avec les dérivées (d'ordre n) d'une gaussienne

**Ordre 1**  $\nabla I \approx I * \nabla G$  avec  $G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} e^{-\left(\frac{x^2}{2\sigma_x^2} + \frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right)}$  

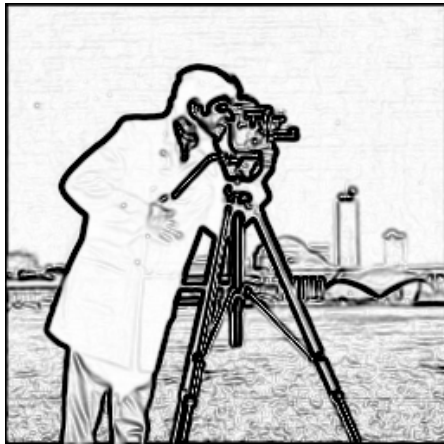
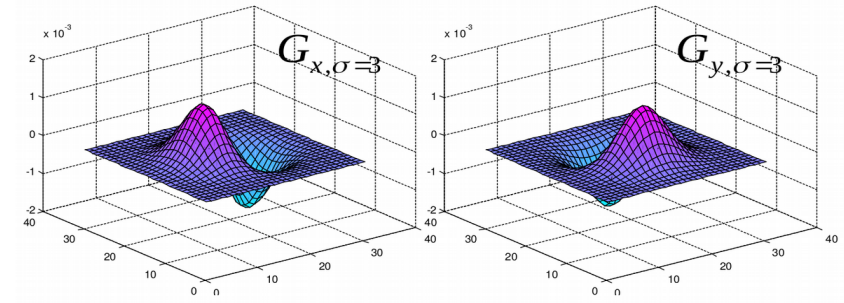
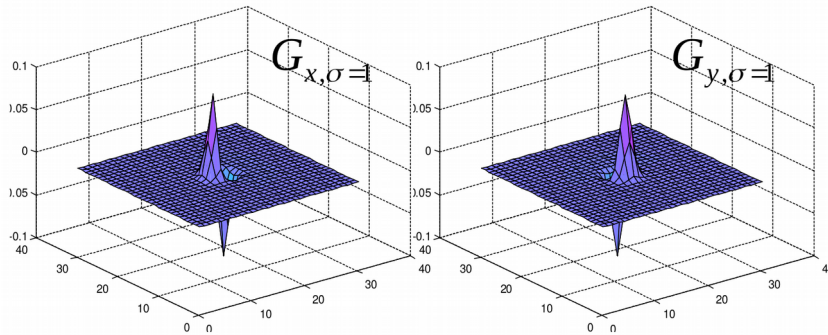
lissage et dérivation

paramètres d'échelle contrôlant la force du lissage et de la dérivation

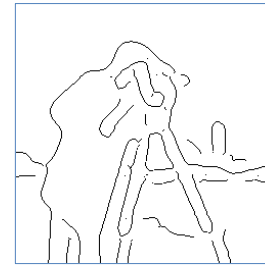
$$\nabla G = \begin{bmatrix} G_x(x, y) = -\frac{x}{2\pi\sigma_x^3\sigma_y} e^{-\left(\frac{x^2}{2\sigma_x^2} + \frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right)} \\ G_y(x, y) = -\frac{y}{2\pi\sigma_x\sigma_y^3} e^{-\left(\frac{x^2}{2\sigma_x^2} + \frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right)} \end{bmatrix} \longrightarrow \text{Filtres 2D RIF par échantillonnage et troncature}$$


## Approche de Canny

- Compromis entre **sur** et **sous-détection**



Norme du gradient  
à petite échelle



Norme du gradient  
à grande échelle



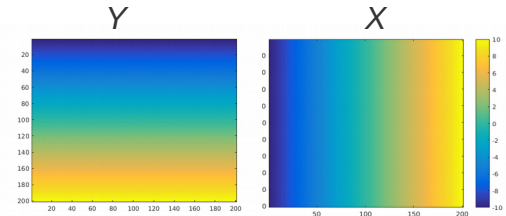
## Approche de Canny

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

- Créer un filtre issu d'une dérivée de Gaussienne 2D :

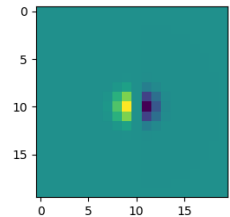
Utiliser meshgrid pour créer un pavage d'indices :

```
P = range(-10,10)
X, Y = np.meshgrid(P,P)
```



On retrouve l'expression des dérivées en x et y de g pour leur fournir les cartes du meshgrid et obtenir deux filtres détecteurs de contours Gx Gy :

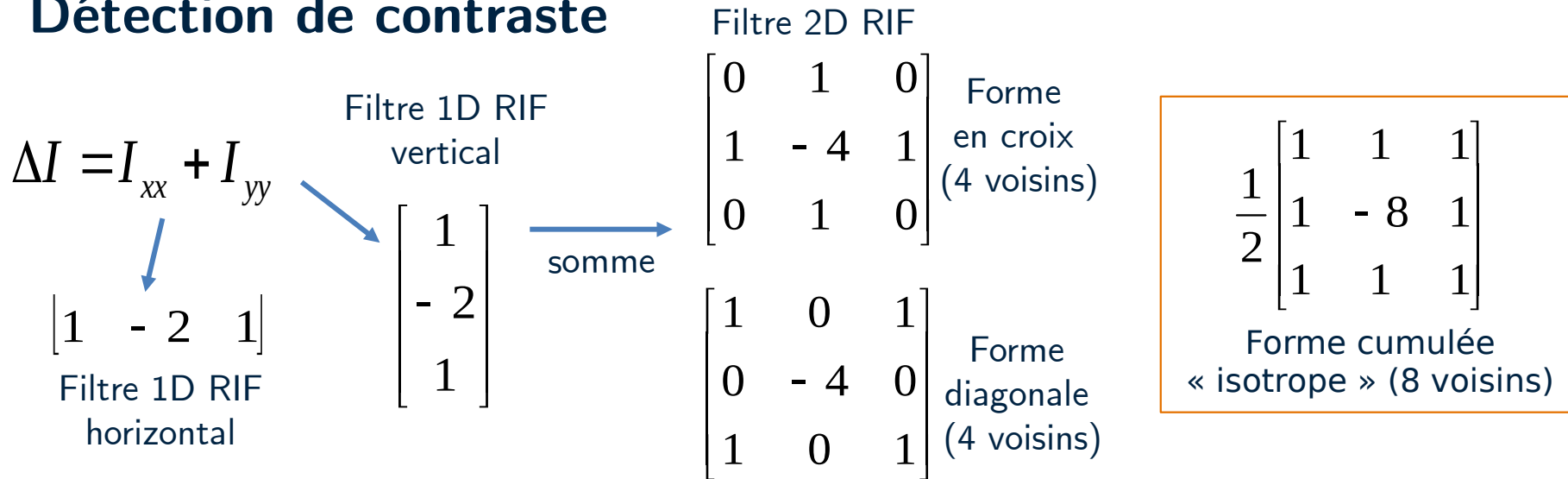
```
sig = 1
Gx = -X/(2*np.pi*sig**4)*np.exp(-(X**2+Y**2)/(2*sig**2))
```



- Convoluer les filtres avec l'image pour obtenir les deux réponses et calculer leur norme pour obtenir une carte de détection de contours.
- Normaliser la carte entre 0 et 1.
- Utiliser cette carte dans l'application Pencil Sketch. Comparer avec le résultat de edge.



## Détection de contraste



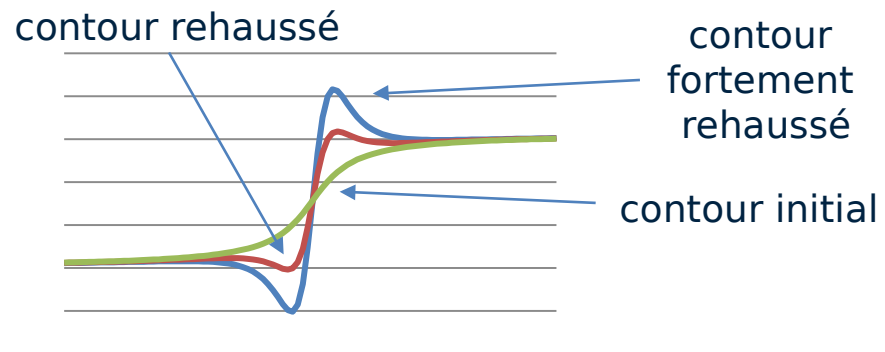
## Rehaussement de contraste

- Équivalent au mode « Netteté » sur les smartphones.

$I_s = I_s - \beta \Delta I$

paramètre de contrôle  $\rightarrow \beta$

convolution de I avec la forme cumulée  $\rightarrow \Delta I$





## Rehaussement de contraste

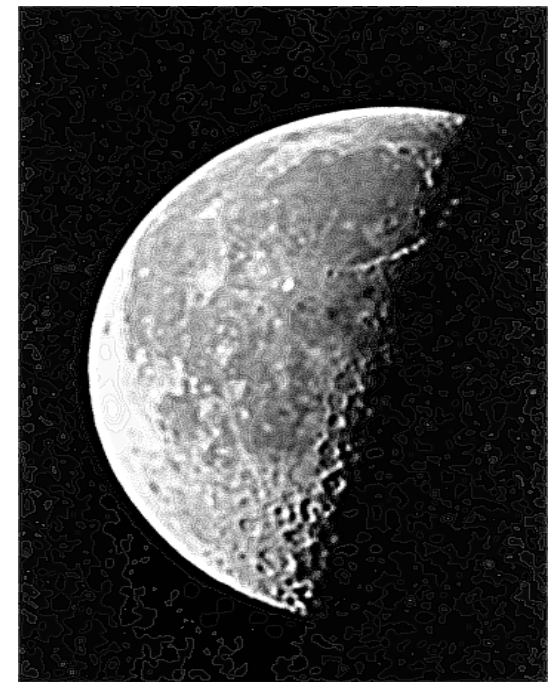
- Implémenter le rehaussement en utilisant la version isotrope du filtre.
- Tester sur les images *moon.png*, *cat.jpg*.



Image initiale



Rehaussement moyen



Rehaussement fort

# ANNEXES



## Principe :

Moyenne pondérée des voisins selon leur **proximité spatiale et couleur** :

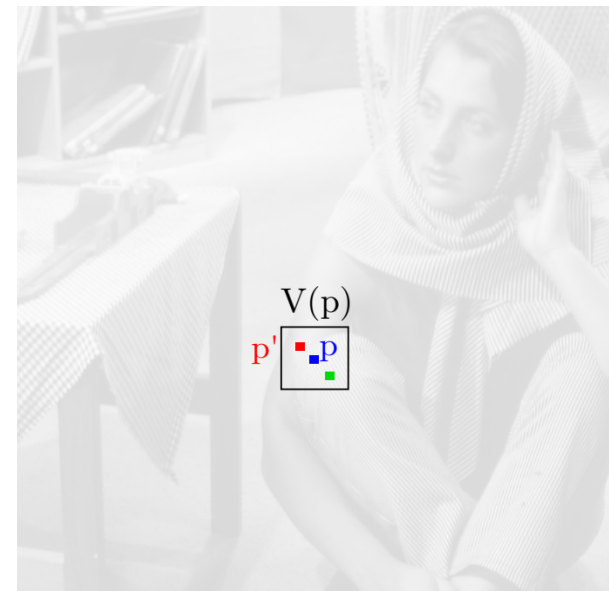
- **Spatial** : la distance des voisins influence la moyenne (= filtre Gaussien).  
Plus un pixel est proche spatialement, plus il contribue.
- **Couleur** : la différence en intensité des voisins influence la moyenne.  
Plus un pixel est de même intensité/couleur, plus il contribue.  
→ **Préservation des contours**

$$I_F(p) = \frac{\sum_{p' \in V(p)} \omega(p, p') I(p')}{\sum_{p' \in V(p)} \omega(p, p')}$$

$$\omega(p, p') = \exp \left( - \frac{\|I(p) - I(p')\|_2}{2\sigma_c^2} - \frac{(p - p')^2}{2\sigma_s^2} \right)$$

Pondération  
couleur

Pondération  
spatiale



## Résultats

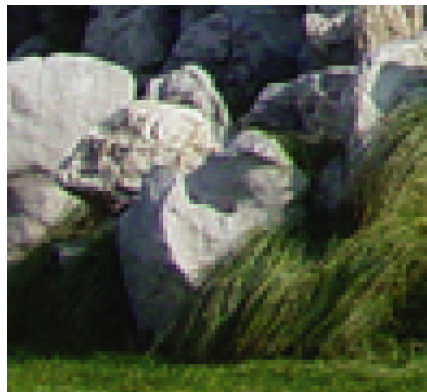
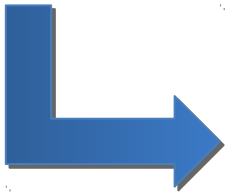


Image initiale

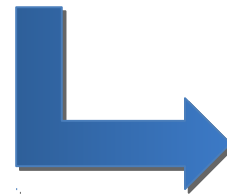


Image filtrée

## Résultats



Image initiale



Image filtrée