

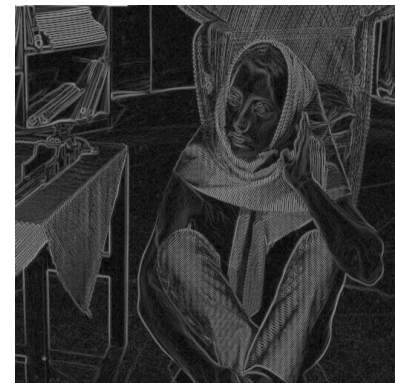
Introduction au traitement d'images

Enseignement intégré
TSIG3 | Télécommunications 2025-2026

Rémi Giraud

remi.giraud@enseirb-matmeca.fr

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



- **Image numérique**
 - Format/affichage
 - Visualisation
 - Synthèse
- **Espaces couleurs**
 - Espace YcbCr
 - Applications : compression, esquisse, incrustation (TP)
- **Traitements**
 - Filtrage linéaire & non linéaire
 - Applications : anonymisation, débruitage
 - Opérateurs de morphologie mathématique
 - Espace fréquentiel, transformée de Fourier
 - Applications : recouvrement fréquentiel
 - Détection de contours
 - Applications : réhaussement de contraste

Traitement d'images

- Culture du traitement d'images et des applications
- Comprendre le système de vision humain et ce qu'est une image couleur
- Savoir afficher de manière pertinente n'importe quel contenu 2D
- Savoir identifier des dégradations et des solutions adéquates
- Outils : changement d'espace, filtrage, Fourier, compression, ...

Programmation Python

- Prise en main de Spyder
- Rappels de syntaxe Python (import, indentation, boucles, fonctions, ...)
- Bibliothèques *numpy*, *matplotlib*, *scikit-image*
- Manipulation de tableaux (*np.array*, *0:L-1*, *axis=X*, opérations vectorielles)

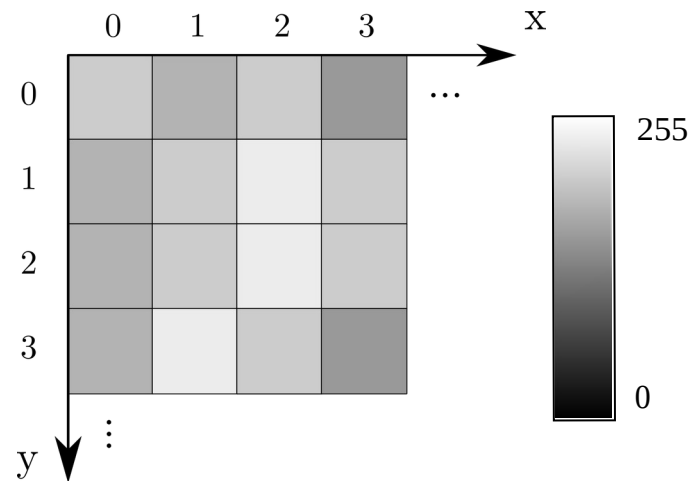
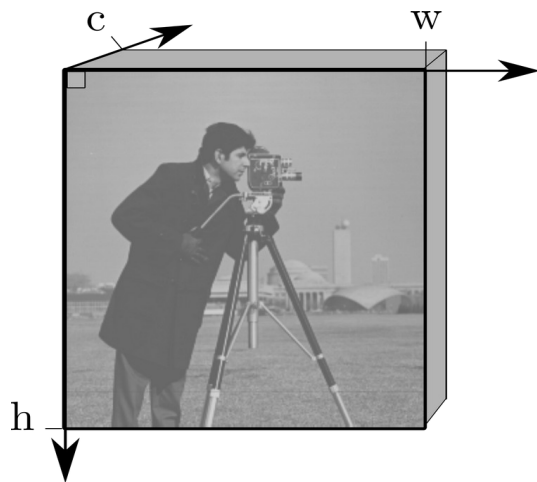
Qu'est-ce qu'une image numérique ? (1/2)

- Image synthétisée ou obtenue par un dispositif de numérisation
- Processus de **discrétisation** du monde réel
- **Résolution** d'une image : nombre de pixels sur une longueur donnée



Qu'est-ce qu'une image numérique ? (2/2)

- Une image 2D I est un tableau à deux dimensions associée à :
 - Une taille : $h \times w$
 - Un nombre de canaux : c (ex. pour une image couleur $c=3$)
- Chaque élément de ce tableau est un pixel, associé à :
 - Une position (i,j) avec $i \in [0, h-1]$ et $j \in [0, w-1]$
 - Une couleur ou intensité $I(i,j)$ (format usuel $[0, 255]$)



Pour une image couleur

- 3 composantes/canaux
 - Rouge (R), Vert (V), Bleu (B)



R=212 G=16 B=40	R=205 G=65 B=112	R=103 G=120 B=176	R=62 G=127 B=193
R=201 G=26 B=43	R=197 G=69 B=94	R=154 G=106 B=148	R=98 G=117 B=186
R=192 G=101 B=106	R=138 G=59 B=80	R=127 G=96 B=137	R=97 G=129 B=188
R=255 G=250 B=250	R=230 G=192 B=213	R=140 G=118 B=156	R=73 G=97 B=145
R=250 G=248 B=251	R=255 G=248 B=255	R=255 G=246 B=255	R=182 G=176 B=210

Intensité vectorielle

212	205	103	62
201	197	154	98
192	138	127	97
255	230	140	73
250	255	255	182

R



16	65	120	127
26	69	106	117
101	59	96	129
250	192	118	97
248	248	246	176

V



40	112	176	193
43	94	148	186
106	80	137	188
250	213	156	145
251	255	255	210

B

Comment afficher une image couleur ?

- Trois canaux d'intensité associés à une couleur primaire :



Comment afficher une image couleur ?

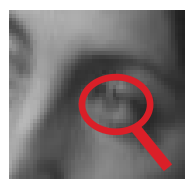
- En **niveaux de gris** : Tripllication du seul canal L



- Note : pour passer facilement d'une image couleur à une image à un seul canal qu'on peut afficher en « niveaux de gris », on peut calculer la luminance **L** : $(R+V+B)/3$

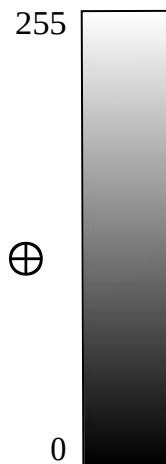
Comment afficher une image avec un seul canal ?

- En fausses couleurs ou couleurs indéchées :
 - Une palette (table de correspondance couleur) associe une couleur à chaque intensité scalaire



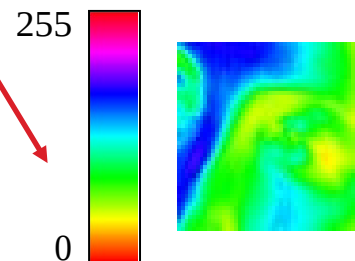
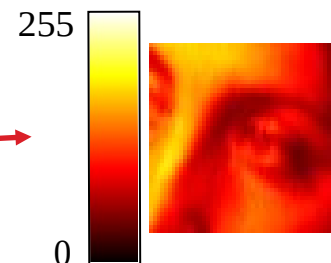
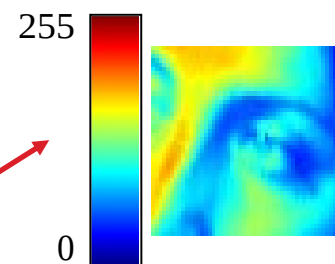
60	64	62	62	55	51
59	73	98	90	66	54
72	105	167	170	120	74
88	91	188	202	184	150
103	77	191	205	203	190
75	131	208	209	207	202

Intensité scalaire



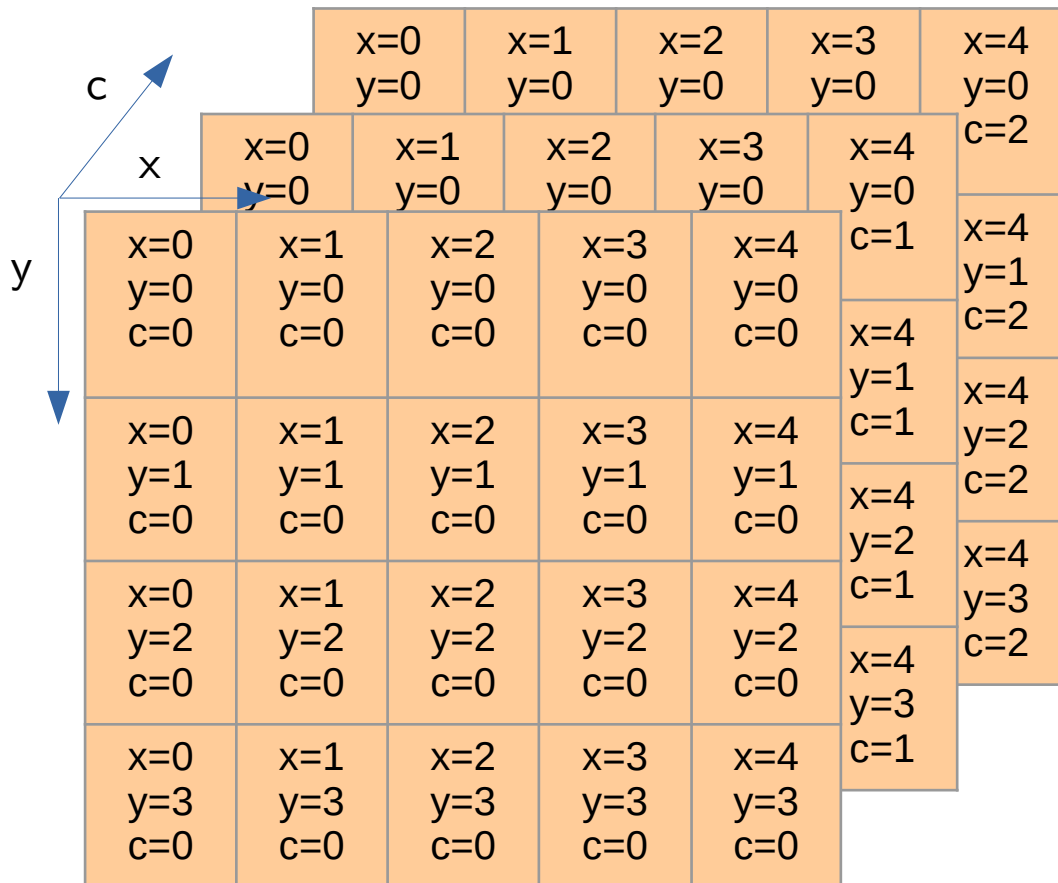
Palette
(niveaux de gris)

Autres palettes



Conventions

- Accès à une image RGB = Accès à un tableau tridimensionnel



~~img[x,y,canal]~~

img[ligne,colonne,canal]
=
img[y,x,canal]

Exécuter le script

Variables déclarées
(prendre l'habitude de vérifier
leur taille)



Dataset d'images : <https://remi-giraud.enseirb-matmeca.fr/teaching/>

Bibliothèques : *matplotlib* : chargement, affichage
numpy : calcul
scikit-image : espace couleur, redimensionnement
scipy : convolution

Image en « vraies couleurs »

```
>> import matplotlib.pyplot as plt
>> img = plt.imread('../img/bdx.jpg')
>> whos (dans la console)
```



Variable	Type	Data/Info
img	ndarray	383x510x3: 585990 elems, type `uint8`, 585990 bytes

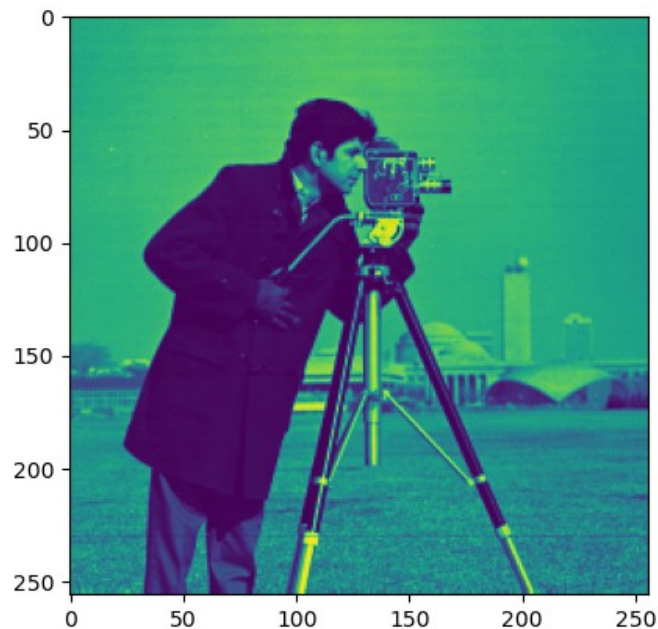
(Diagram showing arrows from the dimensions in the ndarray output to labels: 'hauteur' points to 383, 'largeur' points to 510, and '« vraies » couleurs' points to 3.)

```
>> plt.figure(1)
>> plt.imshow(img)
>> plt.show()
```

Image en « fausses couleurs »

```
>> img = plt.imread('./img/cameraman.tif')  
>> plt.figure(1)  
>> plt.imshow(img)  
>> plt.show()
```

Et dans l'explorateur de fichiers, l'image ressemble à cela ?

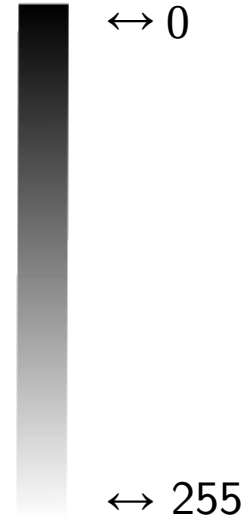


Palette couleur

```
>> from matplotlib import cm  
>> map = cm.gray(range(256))
```

```
[[0.          0.          0.          1.          ]  
 [0.00392157 0.00392157 0.00392157 1.          ]  
 [0.00784314 0.00784314 0.00784314 1.          ]  
 ...  
 [0.99215686 0.99215686 0.99215686 1.          ]  
 [0.99607843 0.99607843 0.99607843 1.          ]  
 [1.          1.          1.          1.          ]]
```

R, G, B



Autres palettes

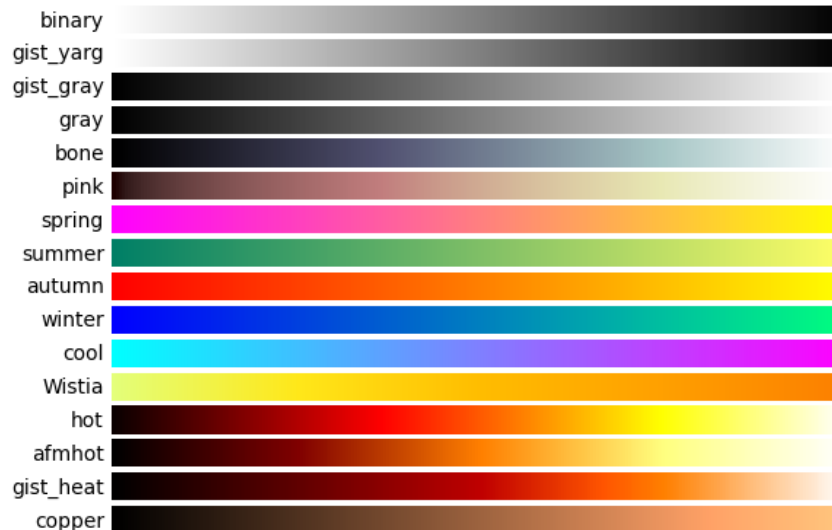
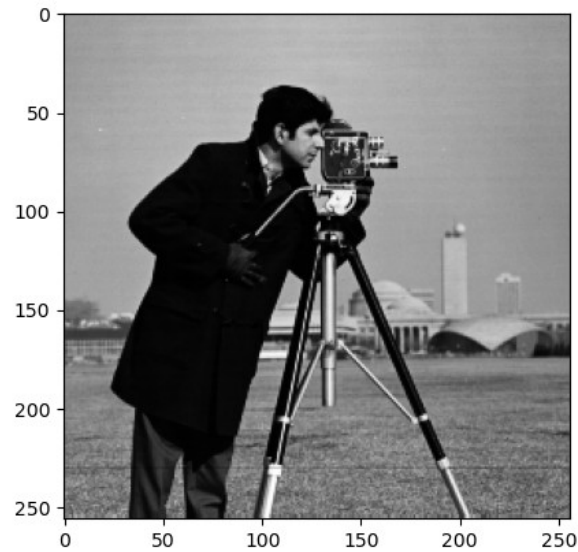
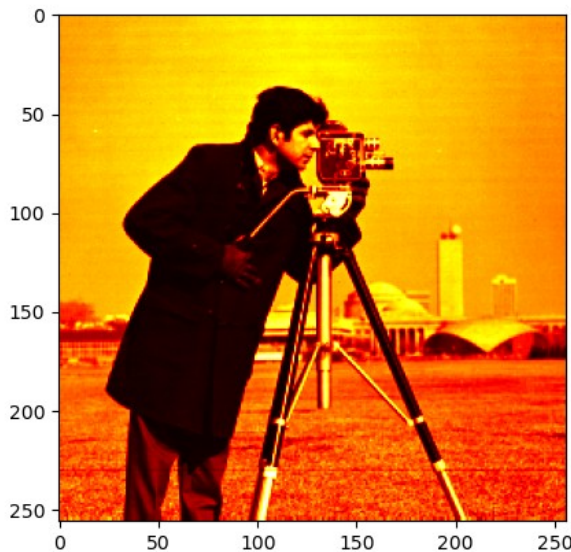


Image en « fausses couleurs »

```
>> from matplotlib import cm
>> from matplotlib.colors import ListedColormap

>> img = plt.imread('../img/cameraman.tif')
>> map = cm.hot(range(256))
>> plt.figure(1)
>> plt.imshow(img, cmap=ListedColormap(map))
>> map = cm.gray(range(256))
>> plt.figure(2)
>> plt.imshow(img, cmap=ListedColormap(map))
```



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)
```

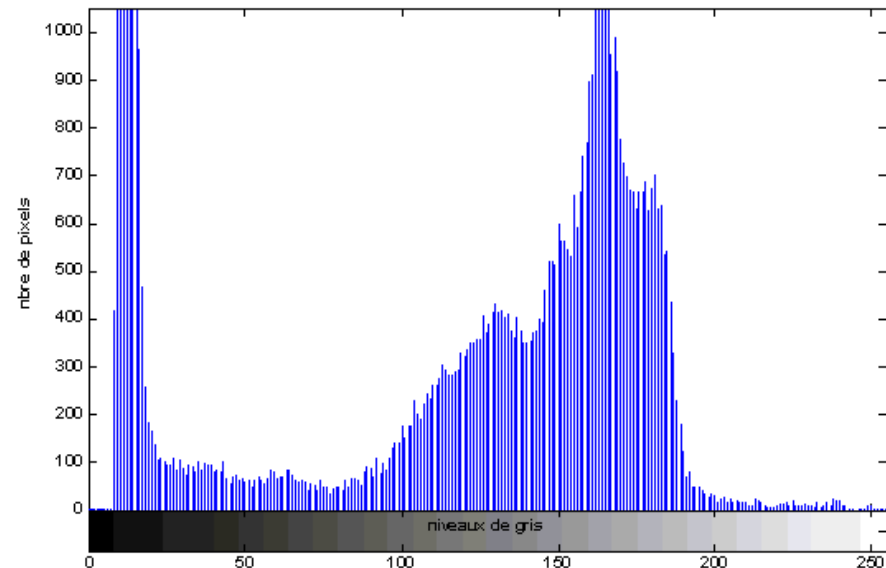
```
[np.min(I(:)) np.max(I(:))]
```

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

Définition

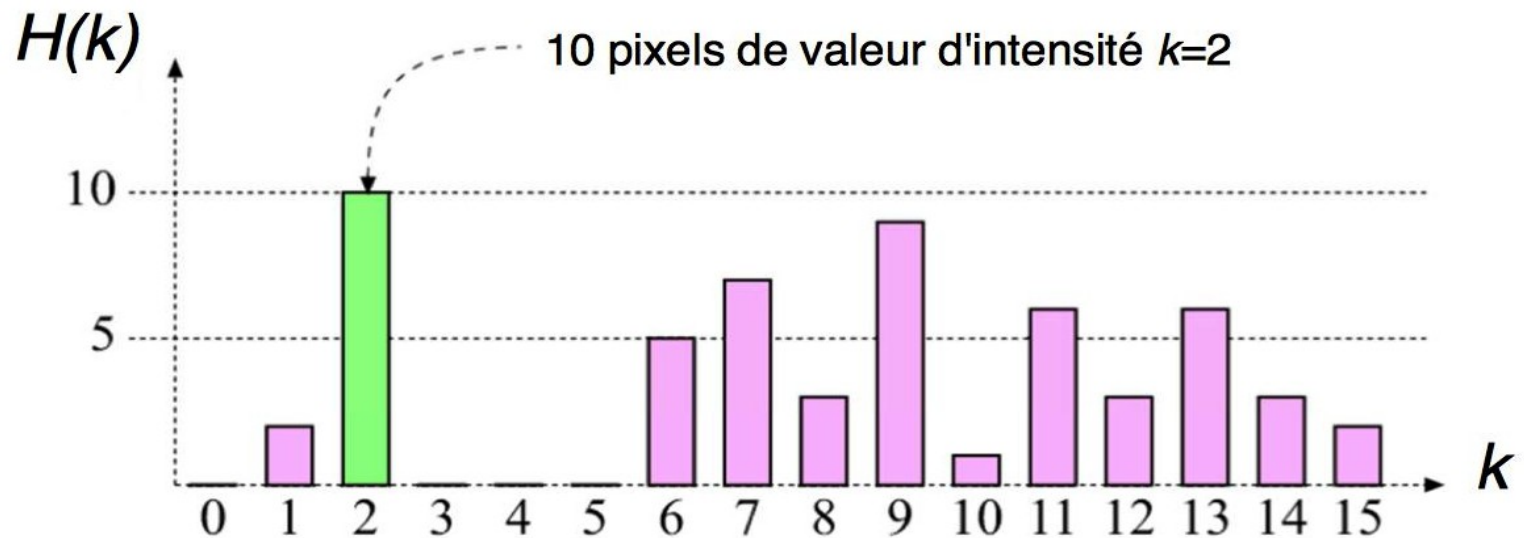
Graphique permettant de représenter la **distribution des intensités** des pixels d'une image (nombre de pixels pour chaque intensité)

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



Définition

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

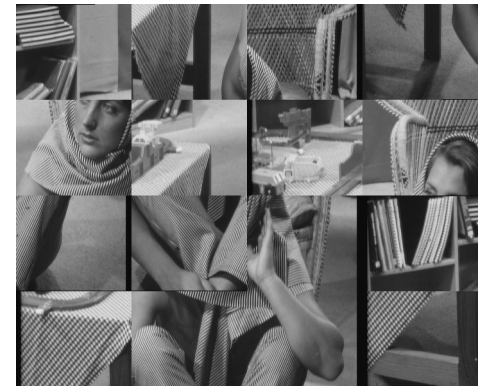
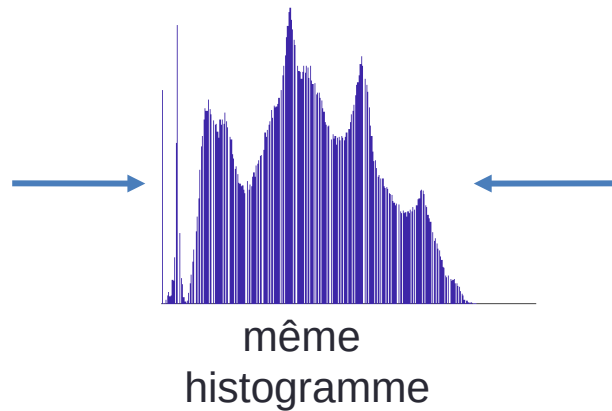


$H(k)$	0	2	10	0	0	0	5	7	3	9	1	6	3	6	3	2
k	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15

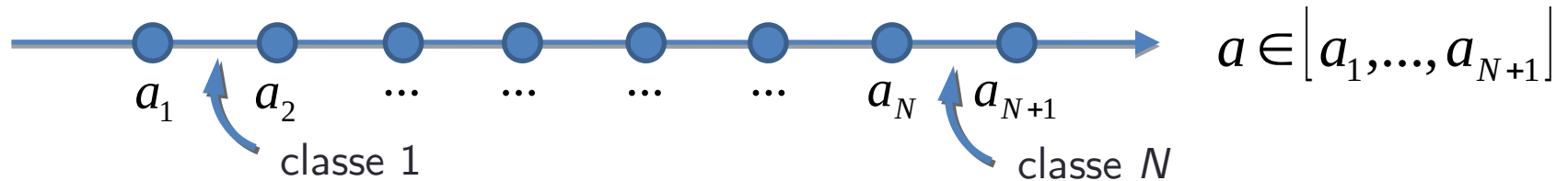
Précautions

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

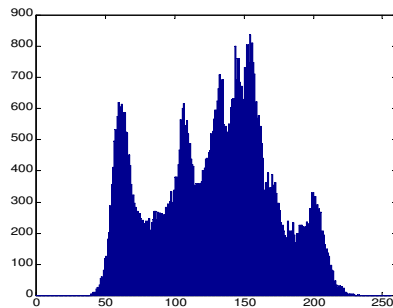
$$H(I) = H(I') \not\Rightarrow I = I'$$



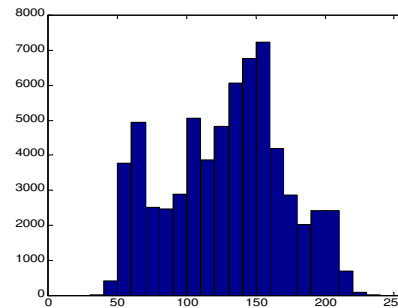
Définitions des intervalles



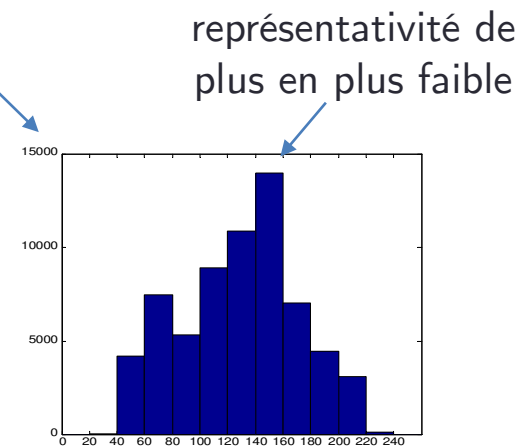
$$H(k) = \begin{cases} \#\{(i, j) \in M \times N : I(i, j) < a_{i+1}\} & i = 1 \\ \#\{(i, j) \in M \times N : a_i \leq I(i, j) < a_{i+1}\} & 1 < i < N \\ \#\{(i, j) \in M \times N : a_i \leq I(i, j)\} & i = N \end{cases}$$



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

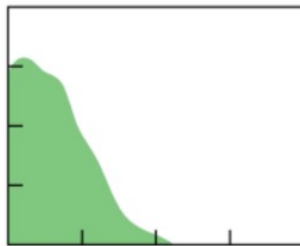


image
sombre

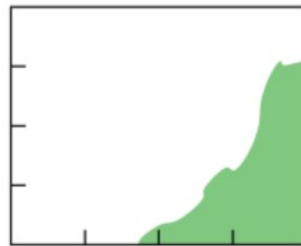


image
claire

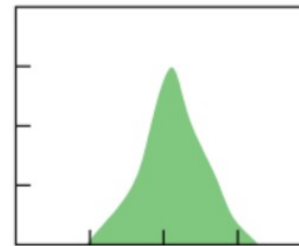


image
peu contrastée

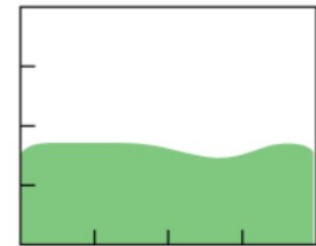
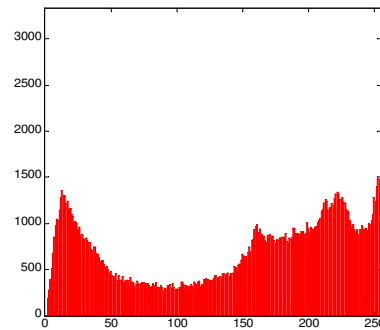


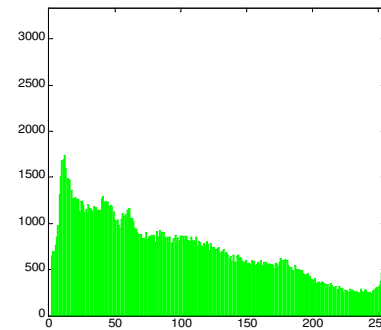
image
très contrastée

Histogramme d'une image couleur

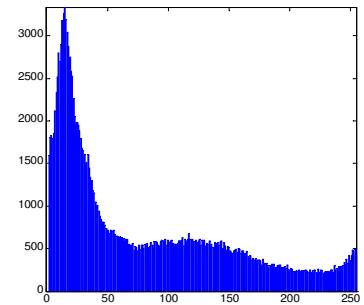
- Histogrammes séparés pour chaque composante



Histogramme de la
composante rouge

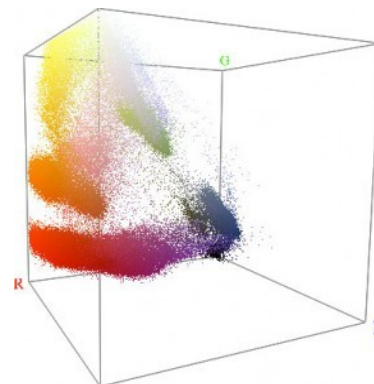


Histogramme de la
composante verte



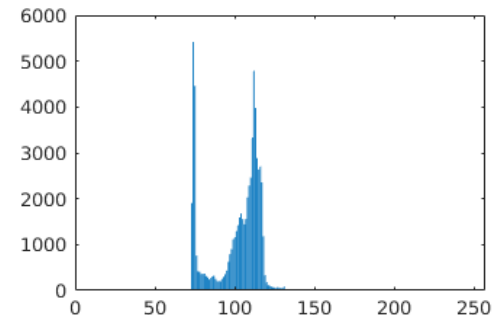
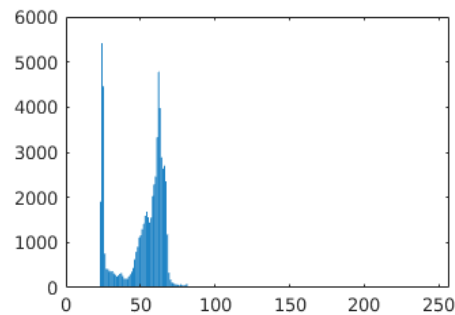
Histogramme de la
composante bleue

- Visualisation 3D

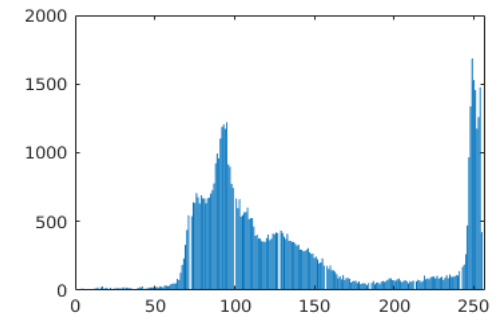
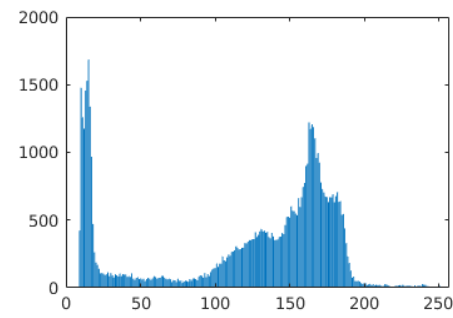


Transformations linéaires

- Transposition / Gain linéaire $\{I_s(m,n)\} = \{I_e(m,n)\} + 50$



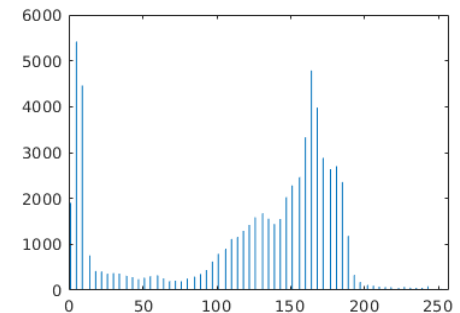
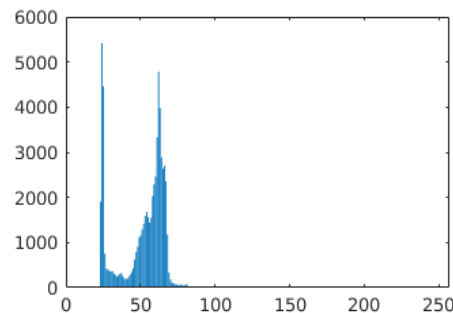
- Négatif $T(I_e) = I_{e\max} + I_{e\min} - I_e$



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)

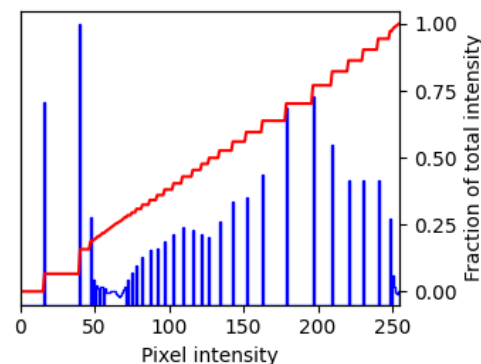
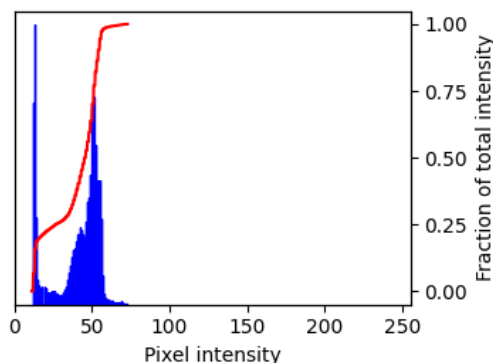
- Quelles sont les limites de cette méthode ?

Équilibrage d'histogramme

- Étalement uniforme des intensités sur l'intervalle de valeurs disponibles (`skimage.exposure.equalize_hist`)
 - Histogramme normalisé : $H_n(k) = \frac{H(k)}{MN}$
 - Histogramme cumulé : $H_n(k) = \sum_{l=0}^k H(l)$
 - Histogramme cumulé normalisé : $H_{cn}(k) = \sum_{l=0}^k H_n(l)$

→ Nouvelle intensité k' pour un pixel d'intensité 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

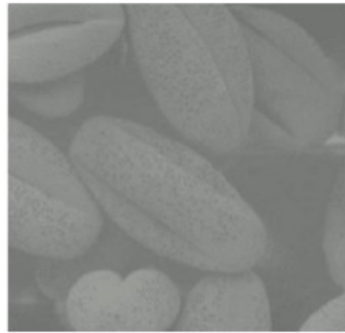


Equilibrage

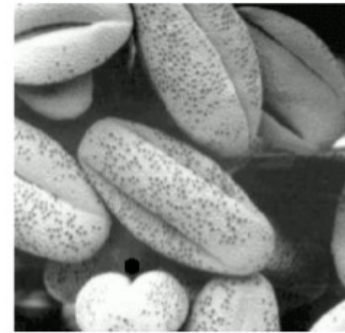
Quiz : Retrouver à qui correspondent ces histogrammes



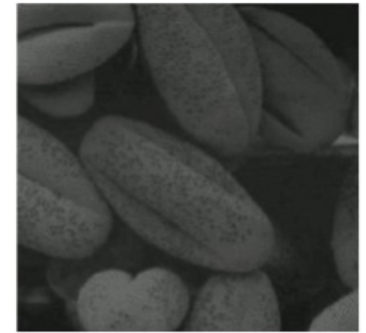
(1)



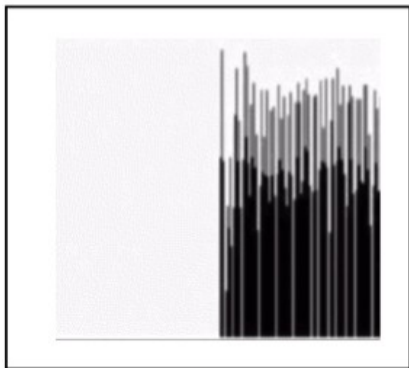
(2)



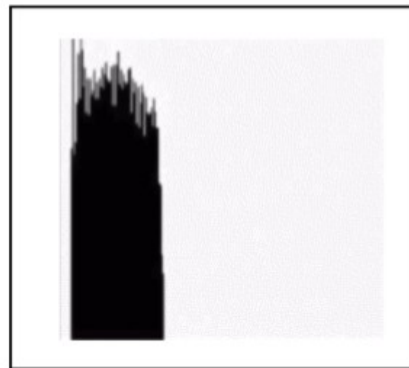
(3)



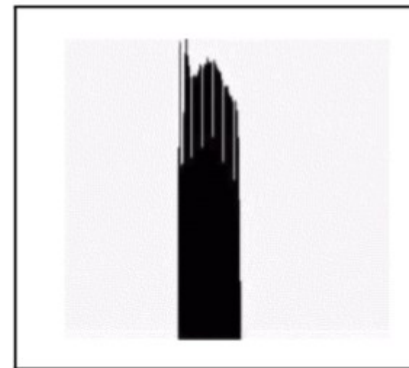
(4)



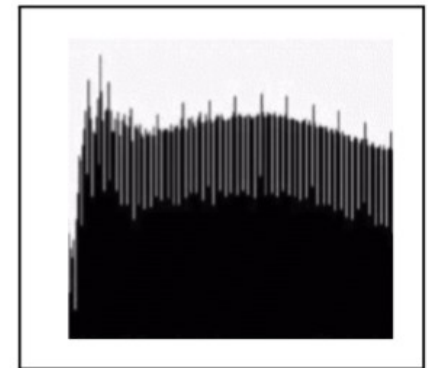
(a)



(b)



(c)



(d)

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(:))]
```

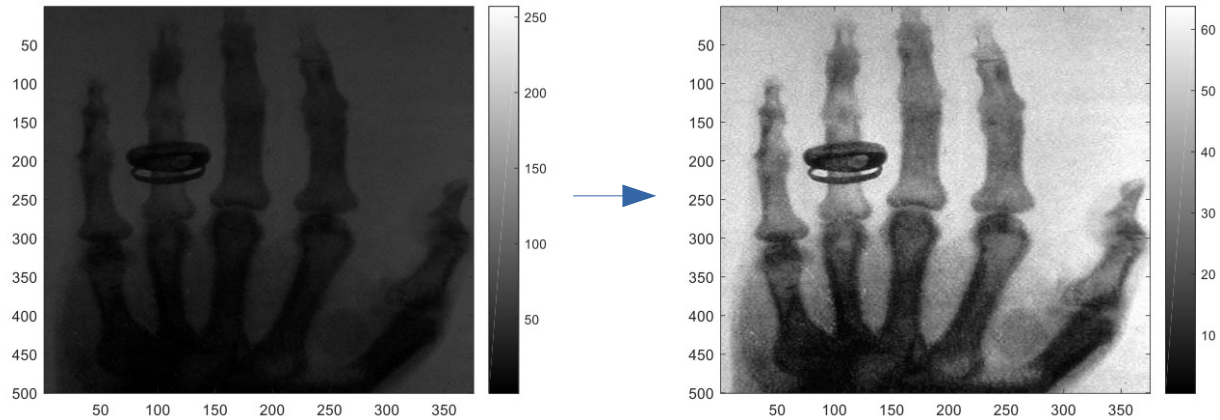
```
np.histogram(I)
```

- Identification de la fonction d'affichage

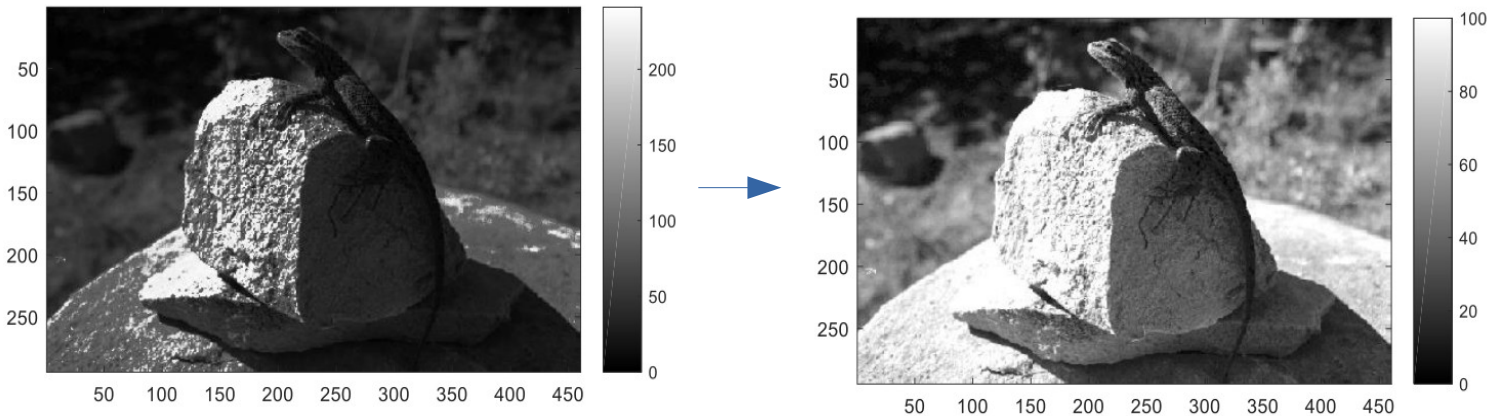
- Déterminer le contexte
 - Informationnel
 - De fidélité
 - De comparaison
- Choix : palette, ratio L/H, intervalles d'intensité, etc.

Contexte « informationnel » (couleurs indéchées)

Étalement automatique des intensités (`imshow(I)`)



Étalement contrôlé (`imshow(I, vmin=X, vmax=X)`)



Contexte de « fidélité »

Respect des intensités initiales
(`imshow(I, vmin=0, vmax=255)`)



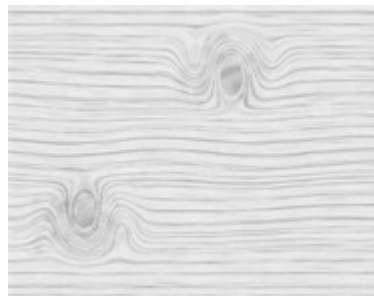
insaturée



sombre



saturée

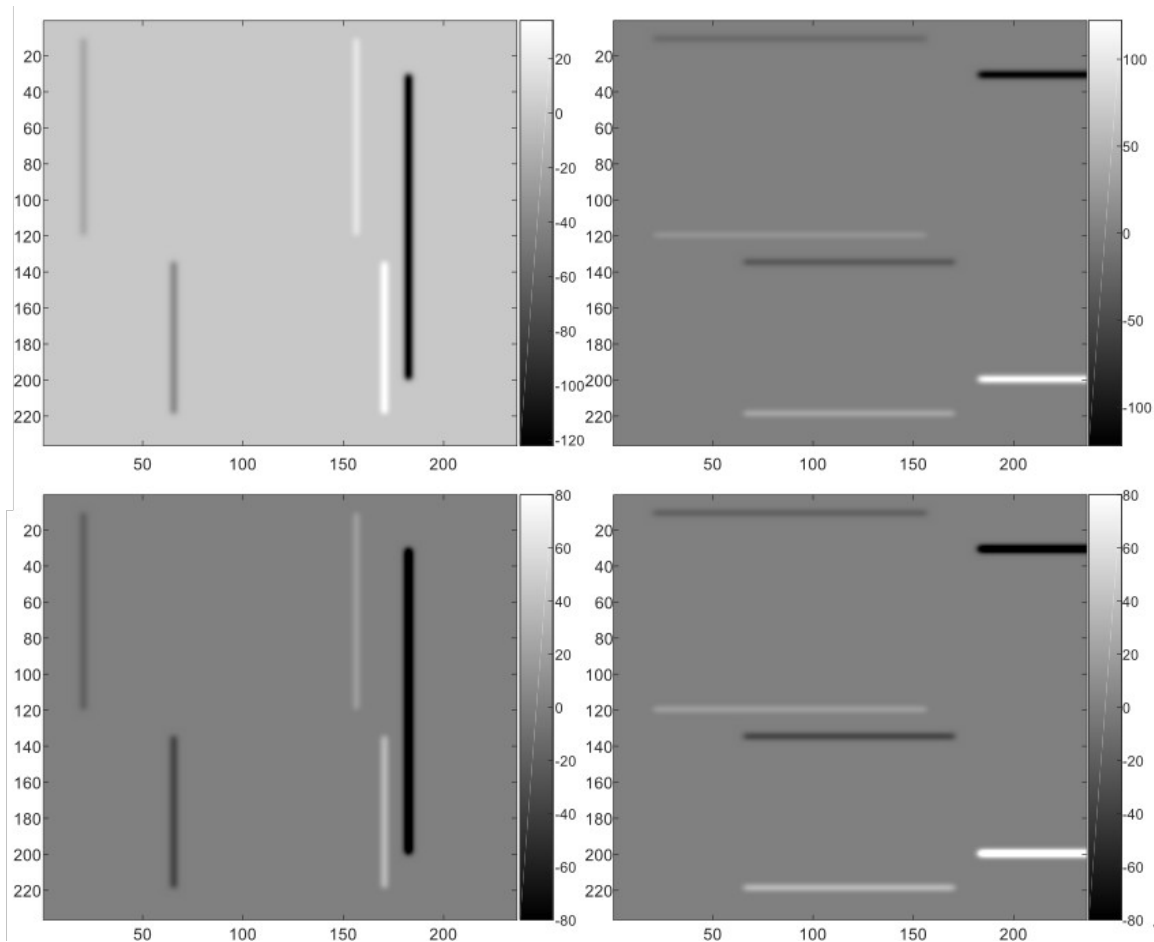


claire



Contexte de « comparaison » (couleurs indéchiffrées)

Même étalement contrôlé (`imshow(I, vmin=X, vmax=X)`)

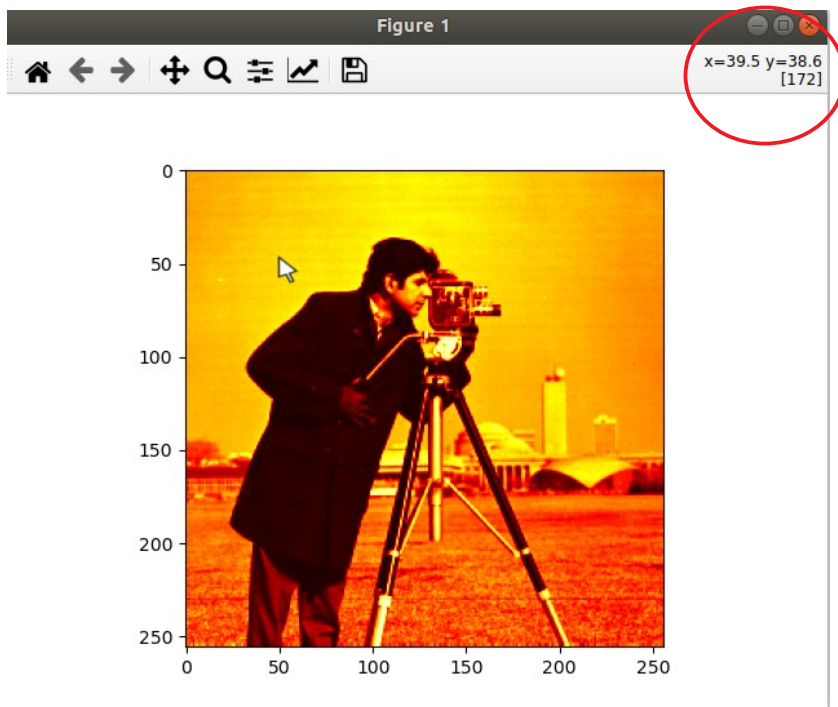


Auto

Contrôlé

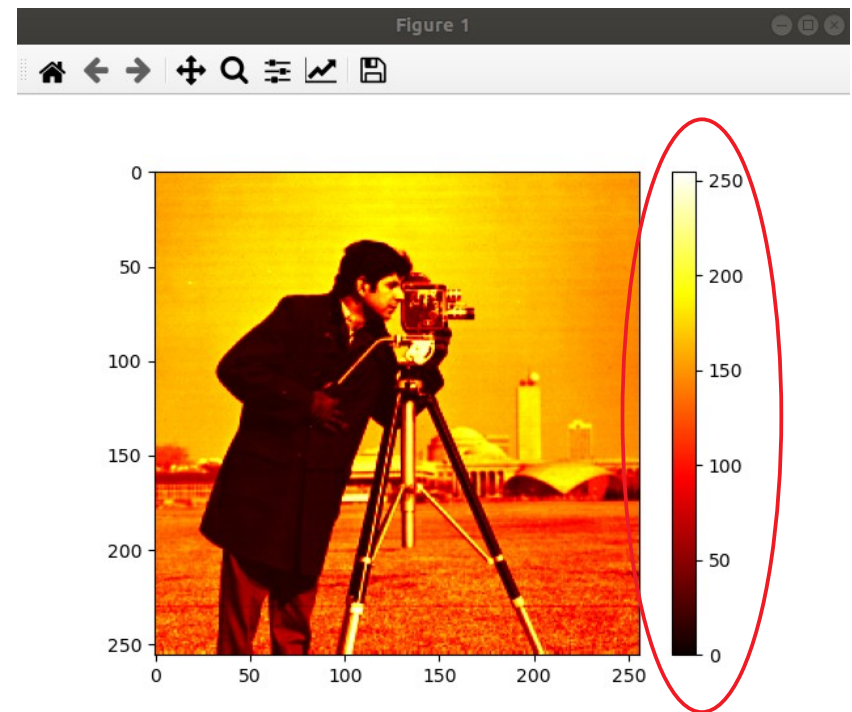
Data cursor

Pour visualiser rapidement les intensités dans une région



Colorbar

Pour visualiser la gamme des intensités d'une image à 1 canal (`plt.colorbar()`)



Mémo Python (1/2)

- Bonnes pratiques :

- Utiliser un vrai éditeur de code Python (spyder, jupyter-notebook, etc.)
- Se placer dans un dossier dédié
- Toujours écrire dans un script (*fichier.py*)
- Surveiller le workspace pour voir quelles sont et surtout la taille des variables
- Consulter l'aide des fonctions (`help(function)`)

- Modules :

- Accéder aux fonctions d'autres modules :

```
import numpy as np #toutes les fonctions,
    possibilité de renommer le module
from signal import convolve
    #import d'une seule fonction
import subfolder.my_module
    #import de ./subfolder/my_module.py
```

- Fonctions :

- Peuvent être écrites dans le script (avant le code appelant, comme en C)

```
def min_max(T):
    min_ = min(T)
    max_ = max(T)
    return min_, max_
```

- Exécution (spyder) :

- Tout le script : **F5** ou **<Run>**
- Par section : **ctrl+enter** ou **<Run section>**

```
h, w, c = img.shape
%% Affichage
plt.figure(), plt.imshow(img)
%% Vectorisation
img_vect = img(:)
```

- Par sélection : **F9**

```
h, w, c = img.shape
Affichage
plt.figure(), plt.imshow(img)
```

- Principales différences avec Matlab :

- Indices [], à partir de 0 : tableau de taille l
tab[0] #premier élément
tab[l-1] = tab[-1] #dernier élément
- Vecteur d'échantillonnage :
range(0,100) #0, 1, ... , 99
- Opération terme à terme par défaut :
a = np.array([1,2,3,4])
a*a #array([1,4,9,16])

Mémo Python (2/2)

- Commandes de bases :

#Modules utiles

```
import numpy as np #tableau, opérateurs maths
import matplotlib.pyplot as plt #image, affichage
import skimage #par ex. espace couleur ycbcr
from scipy import signal #par ex. convolution
```

#Manipulation d'image

```
img = plt.imread('path/img.png') #chargement
h, w, c = img.shape #image couleur
print(h)
```

```
img_vect = img.ravel() #Vectorisation
G = img[:, :, 1] #accès dimension 2e canal = vert
```

#Mise à zéro

```
img = np.zeros((h,w,c)) #ones() existe aussi
img = np.copy(img*0)
```

#Sous-échantillonnage

```
img_se = img[1:h:4, 1:w:4] #ou img[:, :, 4:]
```

#Création d'un vecteur/d'une matrice

```
mat = [[1,1],[2,2],[3,3]] #liste de taille 3x2
mat = np.array(mat) #np.array
```

#Produits vecteurs/matriciels

```
vect = np.array(np.matrix(range(1,11,2))).T
#range(début,fin,pas) #T = transposée
vect_5_1 = vect*vect #terme à terme
vect_5_5 = np.dot(vect, vect.T) #prod. matriciel
vect_1_1 = np.dot(vect.T, vect) #prod. matriciel
```

#Somme sur matrice nD

```
sum_G = np.sum(G**2) #somme de tous les termes^2
sum_G = np.mean(img, axis=2) #conversion niv. gris
```

#Seuillage sur une matrice

```
mask = G > 100 #mask = carte binaire (hwx)
#Équivalent à faire :
mask = np.zeros((h,w))
for i in range(0,h):
    for j in range(0,w):
        if (G[i,j]>100):
            mask[i,j] = 1
```

```
G[mask==0] = 0 #Mise à zéro des pixels de G où mask=0
G = G*mask #Équivalent à multiplication terme à terme
```

#changement de type

```
G = G.astype('uint8') #ou G = np.uint8(G)
```

#changement d'espace couleur

```
img_ycbcr = skimage.color.rgb2ycbcr(img)
```

#convolution image couleur (même filtrage sur R,G,B)

```
filter_ = np.ones([7,7,1])/49
img_f = signal.convolve(img, filter_, mode='same')
```

#Affichage

```
img_L = np.mean(img, axis=2)
plt.figure()
plt.subplot(121) #Affichage multiples 1x2
plt.plot(img_L[0,:])
plt.title('Profil de la première ligne de L')
plt.subplot(122)
plt.plot(img[0,:,0], 'ro') #superposition par défaut
plt.plot(img[0,:,1], 'g+')
plt.plot(img[0,:,2], color=[0,0,1])
plt.title('Profil RGB de la première ligne')
plt.xlabel('x'), plt.ylabel('Intensité')
plt.show()
```

Autres fonctions utiles : np.squeeze, np.tile, plt.ginput, ...

Liens vers les docs : [Tuto général Python](#) [Tuto scikit-image](#)

[Tuto numpy, matplotlib, scipy](#)

- Trouver une façon satisfaisante d'afficher les images :
challenge#A-C.npy

Nom	Donnée	Problématique
Mandrill	challengeA.npy	Format numérique
Radio	challengeB.npy	Intervalle d'intensité
World map	challengeC.npy	Palette discrète

```
A = np.load('challengeA.npy')
```

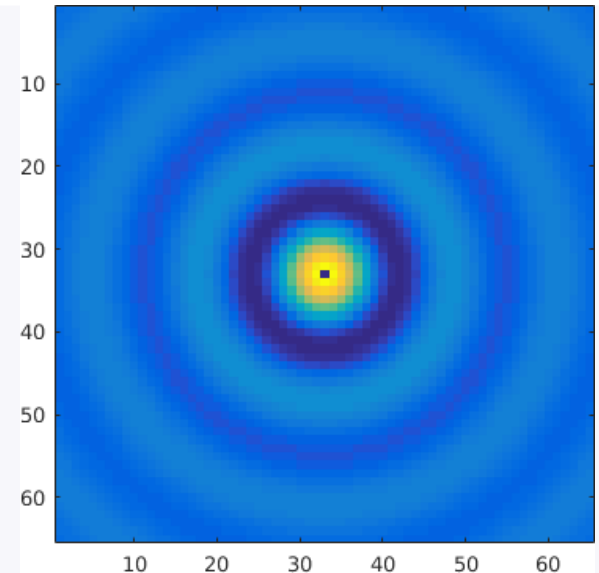
Attention, ici on charge les données avec `np.load` depuis un fichier archive `.npy`, pour récupérer des données matricielles (avec probablement des problèmes à traiter...).

Le reste du temps, on utilisera `plt.imread()` pour lire des images aux formats `.jpg`, `.png`, etc.

Synthèse analytique en couleurs indexées

```
#solution longue (7 lignes)
x = range(-34,35)
y = range(-32,33)
img1 = np.zeros((len(y), len(x)))
for i in range(0, len(y)):
    for j in range(0, len(x)):
        r = np.sqrt(x[j]**2+y[i]**2)
        img1[i,j] = 1000*np.sin(r/2)/r
plt.figure(1)
plt.imshow(img1)
```

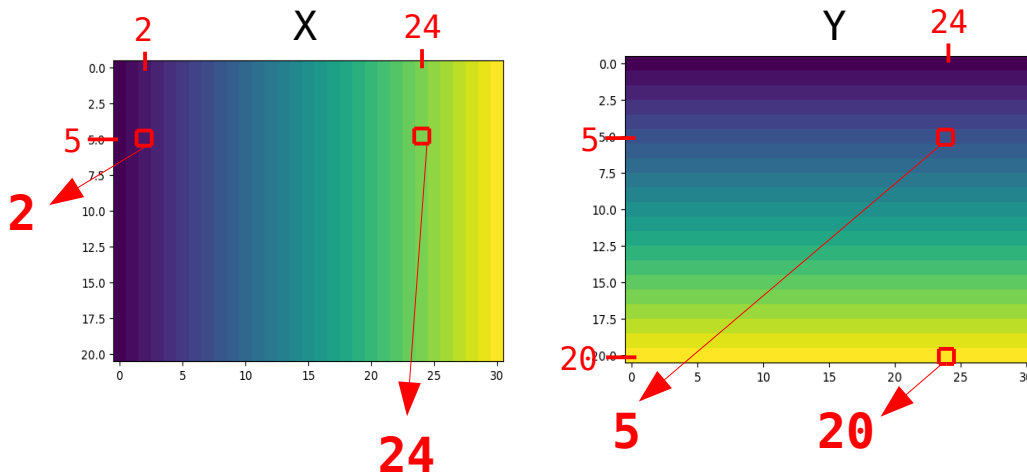
```
%solution courte (3 lignes)
X, Y = np.meshgrid(range(-34, 35), range(-32,33))
R = (X**2 + Y**2)**0.5;
img2 = 1000*np.sin(R/2)/R;
plt.figure(2)
plt.imshow(img2)
```



Fonction np.meshgrid

Objectif : Se passer des boucles de parcours Hauteur/Largeur

Exemple : `X, Y = np.meshgrid(range(0,31), range(0,21))`



Crée deux matrices de taille 21x31 qui stockent en valeur pour chaque pixel :

X : le numéro de colonne

Y : le numéro de ligne

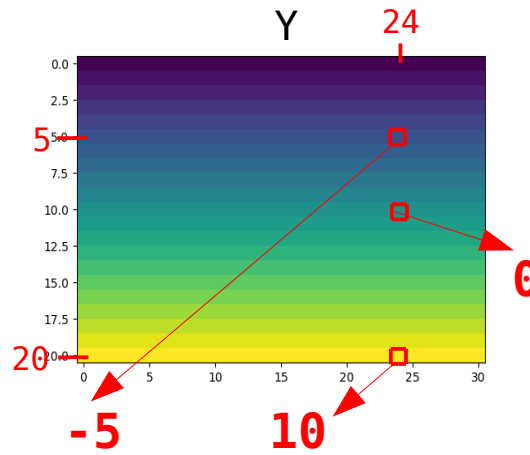
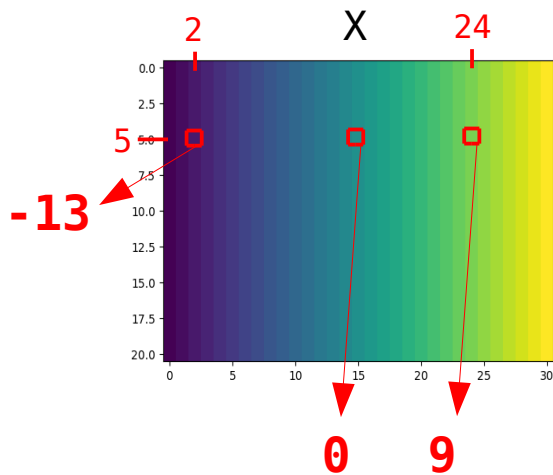
```
x_v = range(0, 31)
y_v = range(0, 21)
X, Y = np.meshgrid(x_v, y_v);
I = X**2 + Y**2
```

```
x_v = range(0, 31)
y_v = range(0, 21)
I = np.zeros((len(y_v), len(x_v)))
for i in range(0, len(y_v)):
    for j in range(0, len(x_v)):
        I[i,j] = y_v[i]**2 + x_v[j]**2
```

Fonction np.meshgrid

Objectif : Se passer des boucles de parcours Hauteur/Largeur

Exemple : `X, Y = np.meshgrid(range(-15,16), range(-10,11))`



Crée deux matrices de taille 21x31 qui stockent en valeur pour chaque pixel le numéro de colonne (X) et le numéro de ligne (Y)

```
x_v = range(-15, 16)
y_v = range(-10, 11)
X, Y = np.meshgrid(x_v, y_v);
I = X**2 + Y**2
```

```
x_v = range(-15, 16)
y_v = range(-10, 11)
I = np.zeros((len(y_v), len(x_v)))
for i in range(0, len(y_v)):
    for j in range(0, len(x_v)):
        I[i,j] = y_v[i]**2 + x_v[j]**2
```

Synthèse en « vraies couleurs »

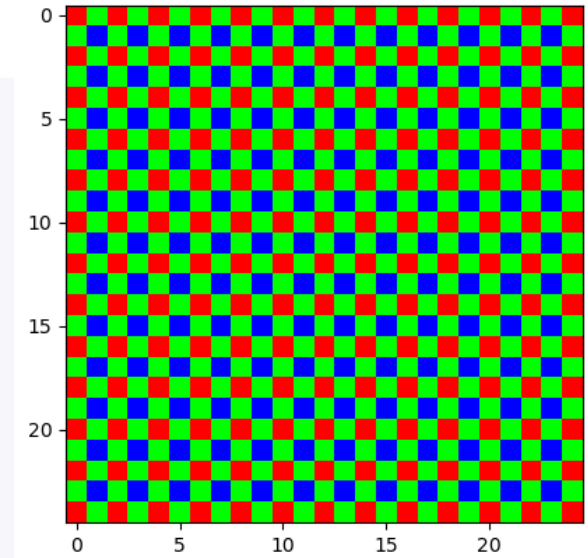
```
Nx = 25
Ny = 25
x = range(0, Nx)
y = range(0, Ny)

X, Y = np.meshgrid(x, y)

R = (1-np.mod(X, 2))*(1-np.mod(Y, 2))
G = np.mod(X+Y, 2)
B = (1-np.mod(X+1, 2))*(1-np.mod(Y+1, 2))

I = np.stack((R,G,B), axis=2).astype('double')

plt.figure(1)
plt.imshow(I)
```

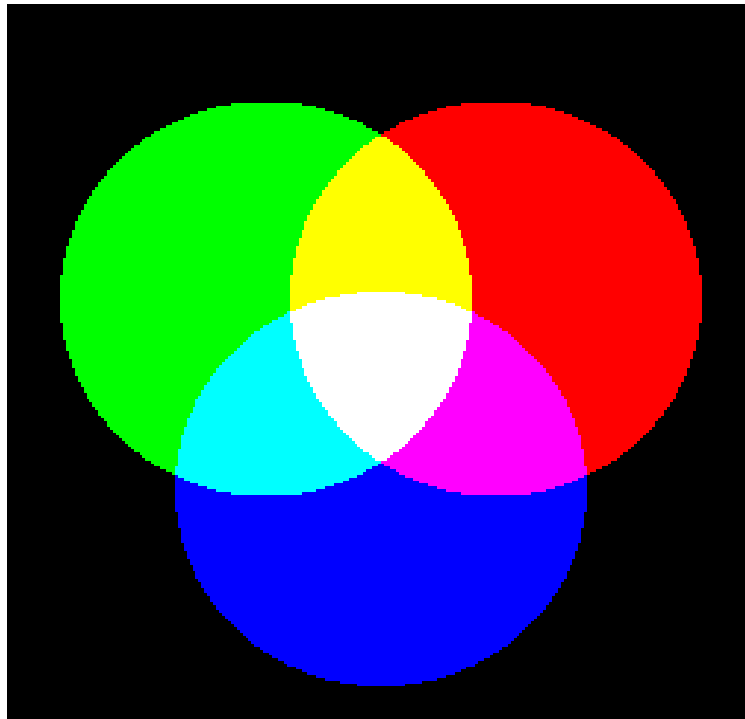


- Écrire une fonction *disk* qui génère cette image :

En « vraies couleurs »

En couleurs indexées

La taille de l'image, la largeur des cercles et leur espacement seront des paramètres.



Synthèse additive dynamique

- Création d'une vidéo avec openCV :

```
size = 255
radius = 70
dist = 45

R, G, B = p1_disks(size, radius, dist)
h, w = R.shape

#Créer l'objet vidéo avec VideoWriter
video = cv2.VideoWriter('video.avi', cv2.VideoWriter_fourcc('M','J','P','G'), 5, (w, h))

for n in range(0,100):

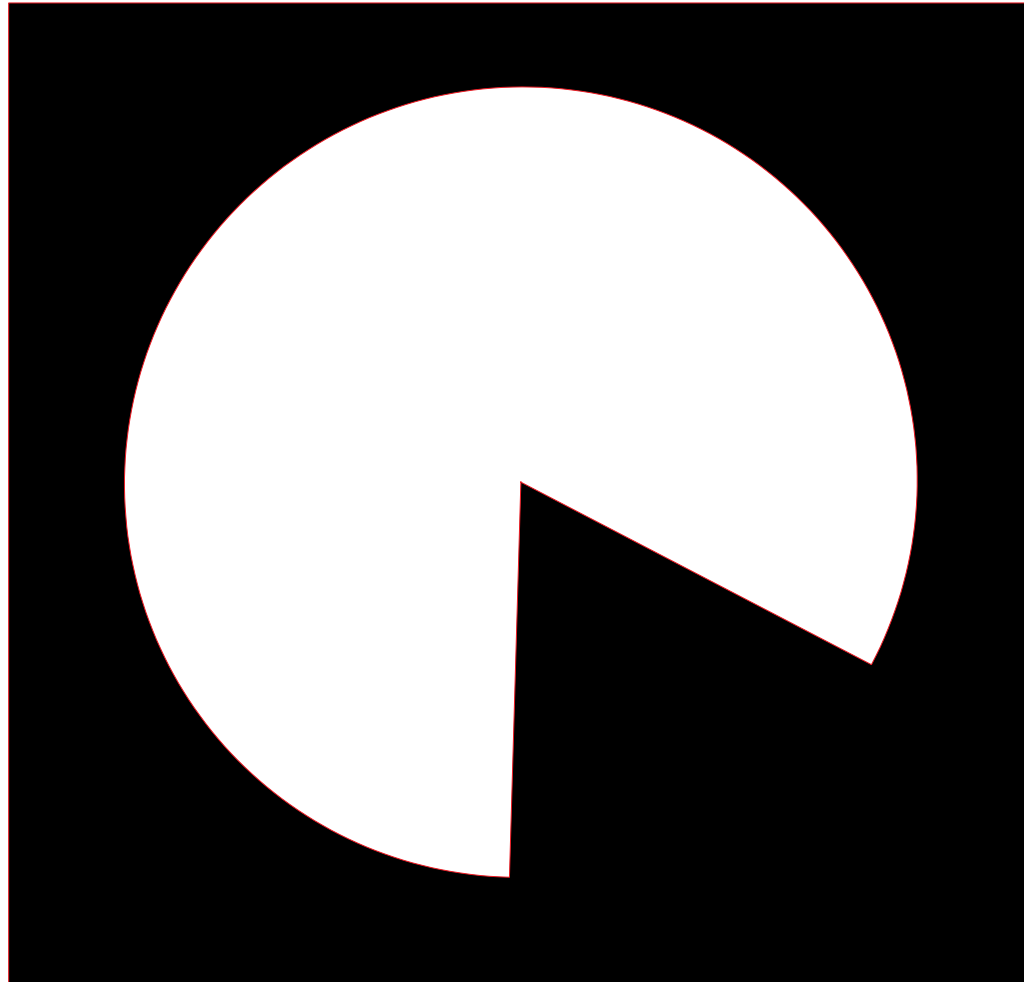
    q = np.mod(n,3)

    if (q == 0):    #C1=Rouge-C2=Vert-C3=Bleu
        img = np.stack((R,G,B), axis = 2).astype('uint8')
    elif (q == 1):
        img = np.stack((B,R,G), axis = 2).astype('uint8')
    else:
        img = np.stack((B,G,R), axis = 2).astype('uint8')

    #Ajout du frame dans la vidéo
    video.write(img)

video.release()
```

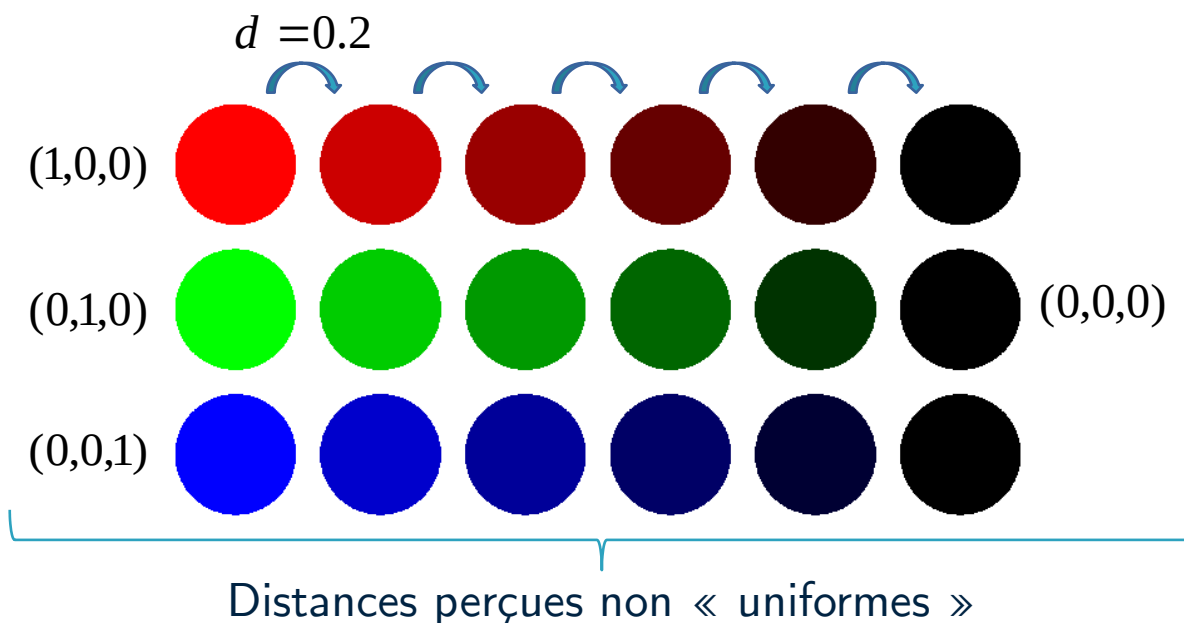
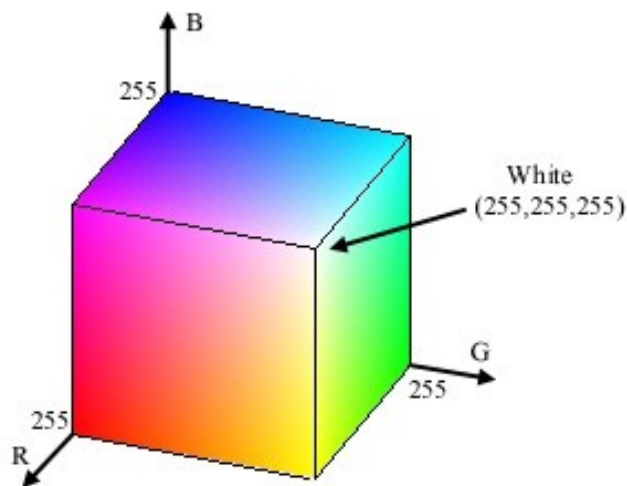
- Créer un timer animé sous forme de camembert progressif



- **Image numérique**
 - Format/affichage
 - Visualisation
 - Synthèse
- **Espaces couleurs**
 - Espace YcbCr
 - Applications : compression, esquisse, incrustation (TP)
- **Traitements**
 - Filtrage linéaire & non linéaire
 - Applications : anonymisation, débruitage
 - Opérateurs de morphologie mathématique
 - Espace fréquentiel, transformée de Fourier
 - Applications : recouvrement fréquentiel
 - Détection de contours
 - Applications : réhaussement de contraste

Espace RGB

- Information de couleur et d'intensité **mélangée** dans les trois canaux
- **Luminance** globale donnée par $L = (R+G+B)/3$
- **Perception différente** selon les trois canaux

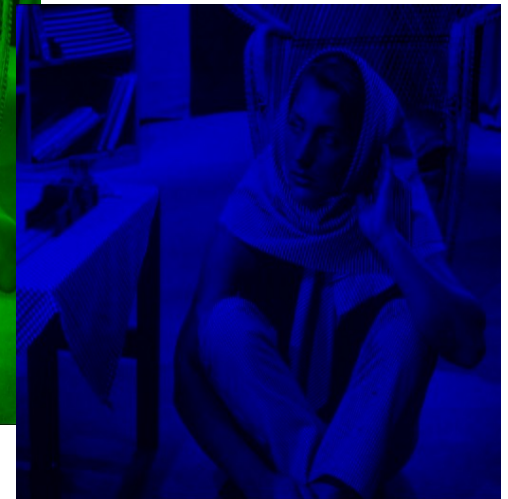


Espace RGB

- Sensibilité aux contrastes différente sur les trois canaux



Niveaux de gris

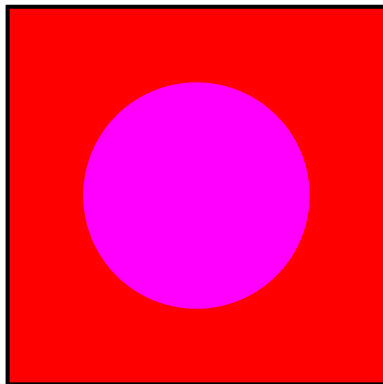


$[0, 123, 0]$

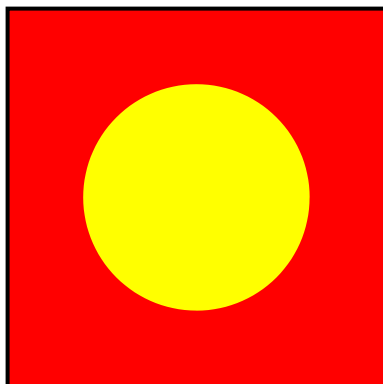
Palettes de primaires pures
(intensités identiques et autres composantes éteintes)

Canal Y de luminance « perceptuelle »

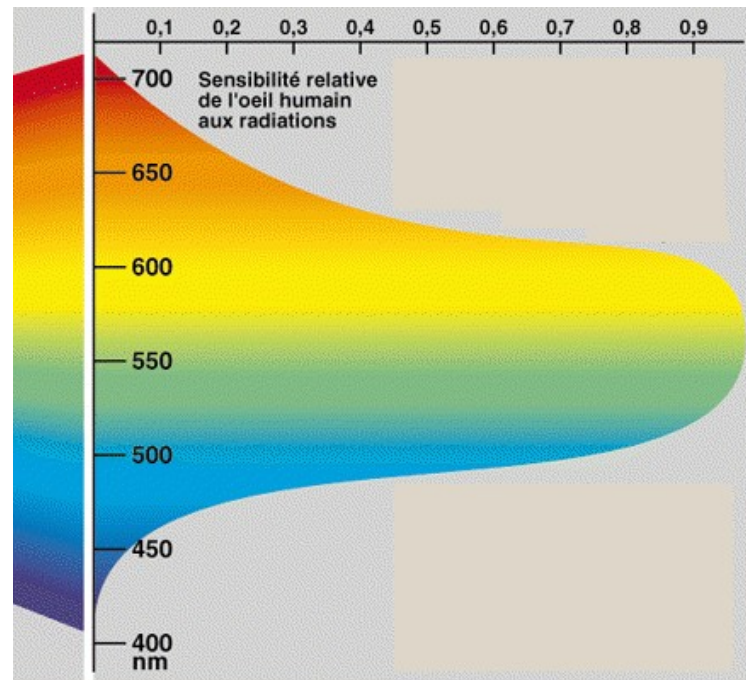
- Tient compte de la sensibilité aux couleurs de l'oeil humain



Rouge/Bleu



Rouge/Vert

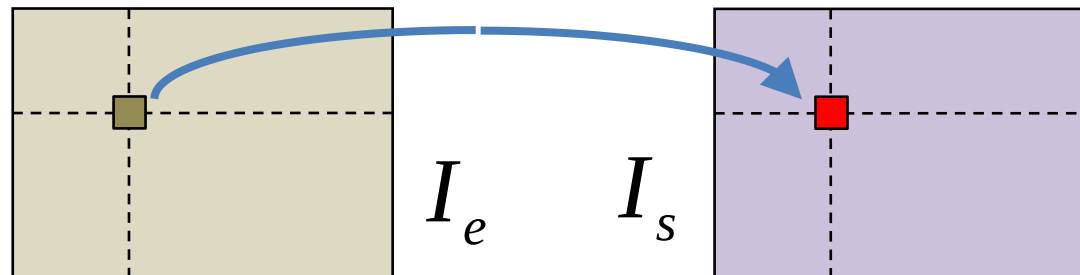


$$Y = 0.299 R + 0.587 V + 0.114 B$$

pondération plus faible

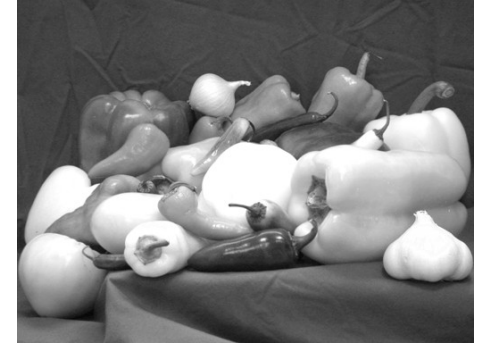
De nombreux espaces couleurs

- RGB : acquisition/restitution écran
- HSV/HSL : espace intuitif, vision humaine
- YUV/YCbCr : transmission et codage
- La^*b^*/Lu^*v^* : espace uniforme, distance entre les couleurs
- CMY : impression
- XYZ : modélisation des couleurs
- espaces non linéaires
- etc

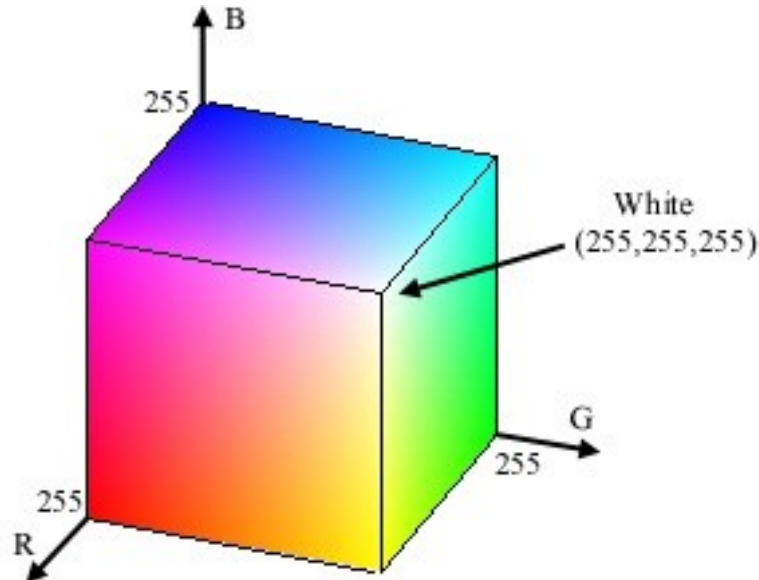


Espace RGB

- Par défaut
 - Canaux très corrélés
 - Non perceptuel



R



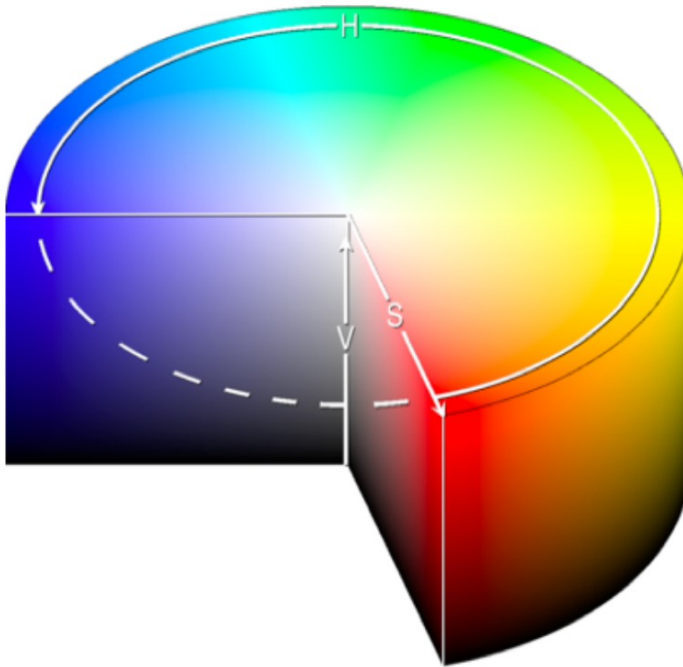
G



B

Espace HSV

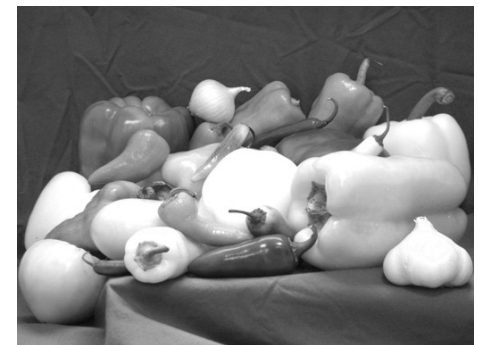
- Teinte – Saturation – Valeur
 - (Hue – Saturation – Value)
 - Utile dans les applications graphiques



H



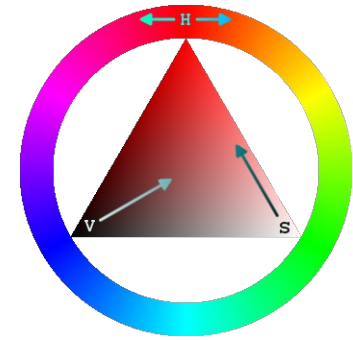
S



V

Espace HSV

- Teinte – Saturation – Valeur
 - (Hue – Saturation – Value)
 - Utile dans les applications graphiques

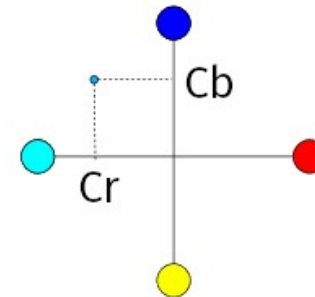


Espace YCbCr

- Un canal de **luminance** **Y** et deux canaux de **chrominance** **Cb** **Cr**
- Utilisé par ex. pour la compression et la transmission hertzienne
- Les composantes sont obtenues par les formules :

$$\begin{cases} Y = 0.299R + 0.587G + 0.114B \\ Cb = 0.564(B - Y) + 128 \\ Cr = 0.713(R - Y) + 128 \end{cases}$$

- Les canaux **Cb** et **Cr** correspondent respectivement aux contrastes Bleu/Jaune et Rouge/Cyan.



Espace YCbCr

```
I = plt.imread('pool.tif')
I = I.astype('double')
R = I[:, :, 0]
G = I[:, :, 1]
B = I[:, :, 2]
```

```
#Y  = 0.299*R+0.587*G+0.114*B;
#Cb = 0.564*(B-Y)+128;
#Cr = 0.713*(R-Y)+128;
```

```
YCbCr = skimage.color.rgb2ycbcr(I)
Y = YCbCr[:, :, 0]
Cb = YCbCr[:, :, 1]
Cr = YCbCr[:, :, 2]
```

```
L = (R+G+B)/3;
```

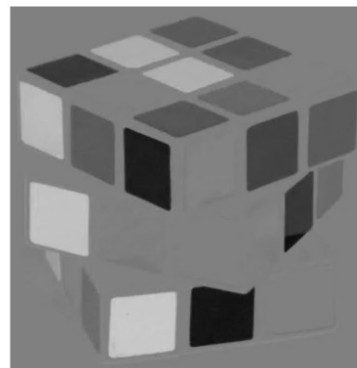
```
plt.figure(1)
plt.imshow(I.astype('uint8'))
plt.title('I')
```

```
plt.figure(2)
plt.imshow(L.astype('uint8'))
plt.title('L')
```

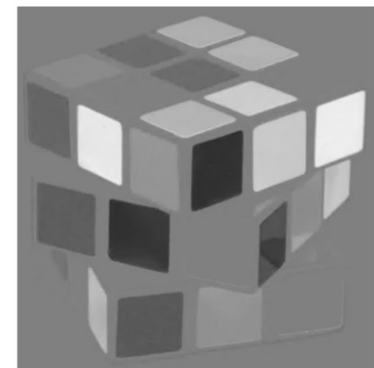
```
plt.figure(3)
plt.imshow(Y.astype('uint8'))
plt.title('Y')
```



Y

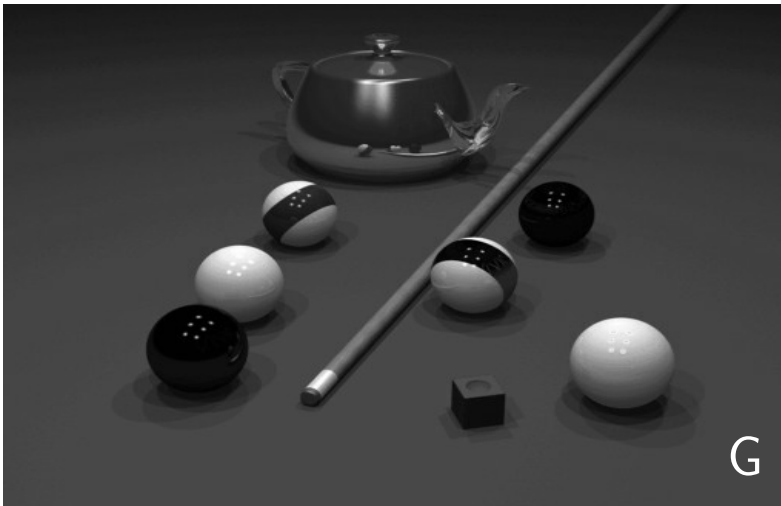


Cb

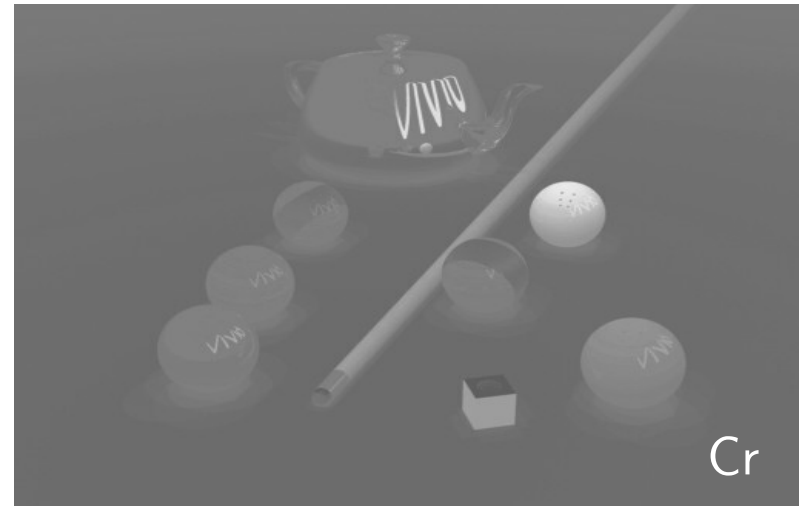
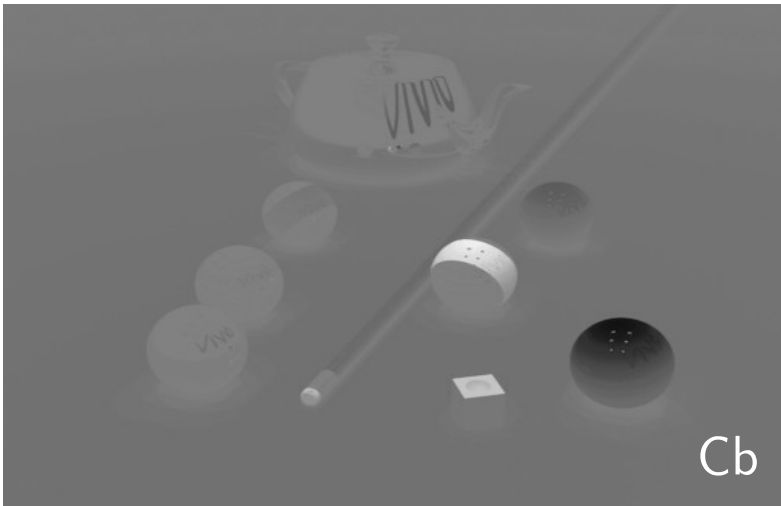
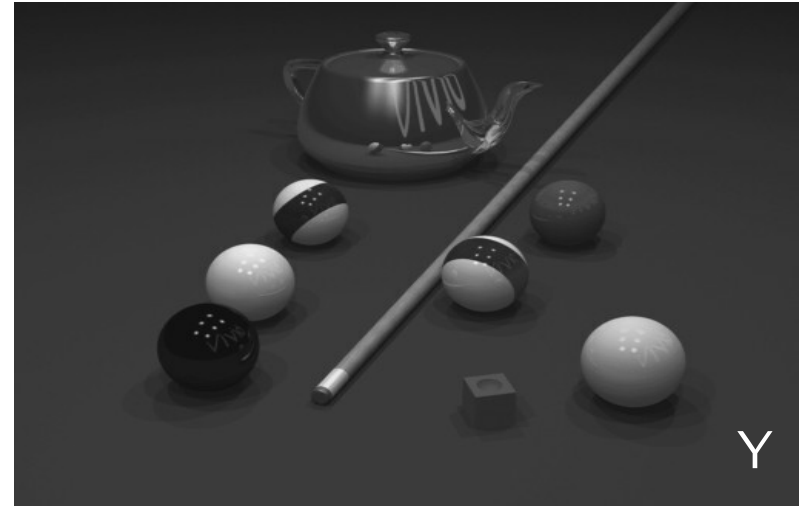


Cr

Espace RGB vs YCbCr

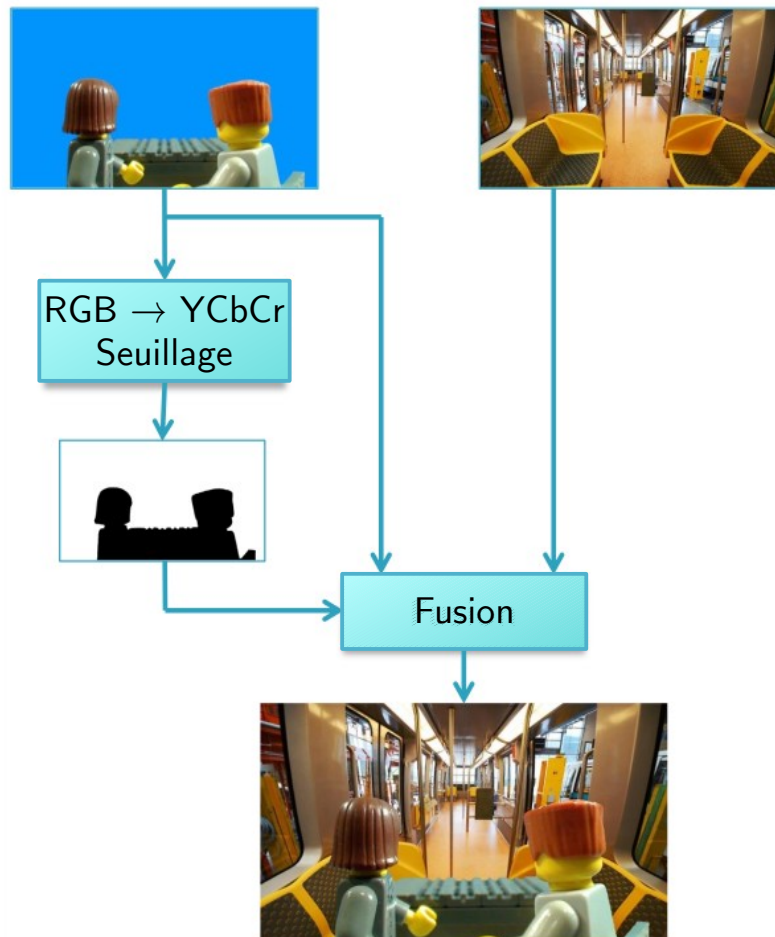


Espace RGB vs YCbCr



Exemple d'application : incrustation (*chroma-keying*)

- Meilleure séparation des objets grâce aux canaux de chrominance



→ Implémentation en TP

Compression dans l'espace YCbCr

- Convertir l'image *pool.tif* (hwx3) en YCbCr (`skimage.color.rgb2ycbcr`)
- Compresser en taille uniquement les canaux de chrominance CbCr (`skimage.transform.resize`) par un facteur $r < 1$ qu'on fera varier
- Reconstruire l'image en ramenant Cb et Cr à leur taille initiale
- Repasser en RGB (`skimage.color.ycbcr2rgb`) et comparer avec l'image initiale
- Quantifier le gain en taille mémoire



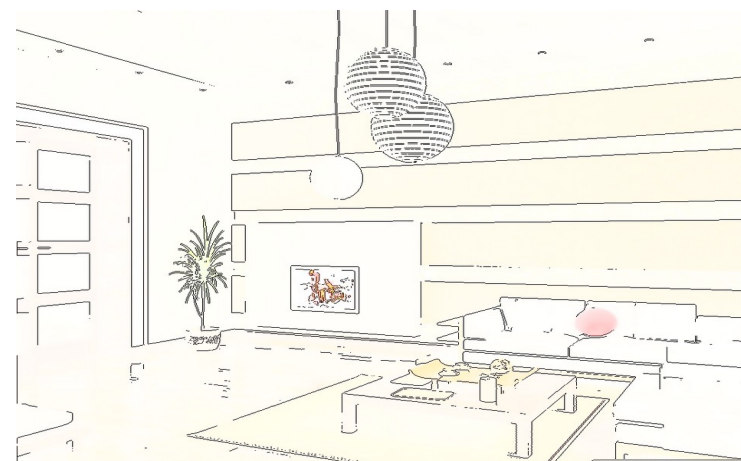
Image initiale



Image compressée $r = 0.5$

Effet Pencil Sketch

- Calculer une carte de contours C de l'image *home.jpg* (`skimage.feature.canny`)
- Convertir l'image en YCbCr, puis modifier le canal Y :
$$Y \leftarrow (255 - \alpha) \times (1 - C) + \beta$$
avec $\alpha, \beta \in [0, 255]^2$, des paramètres à régler manuellement
- Repasser en RGB pour obtenir un résultat d'esquisse :



Bonus : Illusion d'adaptation chromatique

- Convertir l'image *campagne.jpg* dans l'espace YCbCr et en « niveaux de gris »
- Inverser les canaux de chrominance ($Cb=255-Cb$, $Cr=255-Cr$)
- Revenir dans l'espace RGB
- Dessiner un petit cercle noir au centre de l'image RGB modifiée et de l'image originale en « niveaux de gris » (`np.meshgrid`)
- Afficher l'image RGB transformée, faire une pause, puis afficher sur la même figure, l'image « niveaux de gris » (`plt.figure/plt.imshow/plt.pause(12)`)
- Lorsque l'image RGB transformée est affichée, fixer le cercle noir. Que voyez-vous lorsque l'image en « niveaux de gris » s'affiche ?



Image RGB



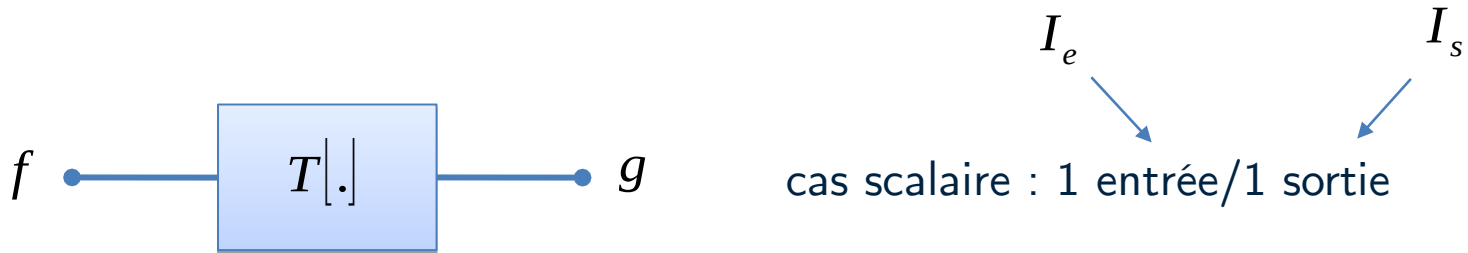
Image RGB
avec chrominance inversée



Image en « niveaux de gris »

- **Image numérique**
 - Format/affichage
 - Visualisation
 - Synthèse
- **Espaces couleurs**
 - Espace YcbCr
 - Applications : compression, esquisse, incrustation (TP)
- **Traitements**
 - Filtrage linéaire & non linéaire
 - Applications : anonymisation, débruitage
 - Opérateurs de morphologie mathématique
 - Espace fréquentiel, transformée de Fourier
 - Applications : recouvrement fréquentiel
 - Détection de contours
 - Applications : réhaussement de contraste

Système linéaire



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

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

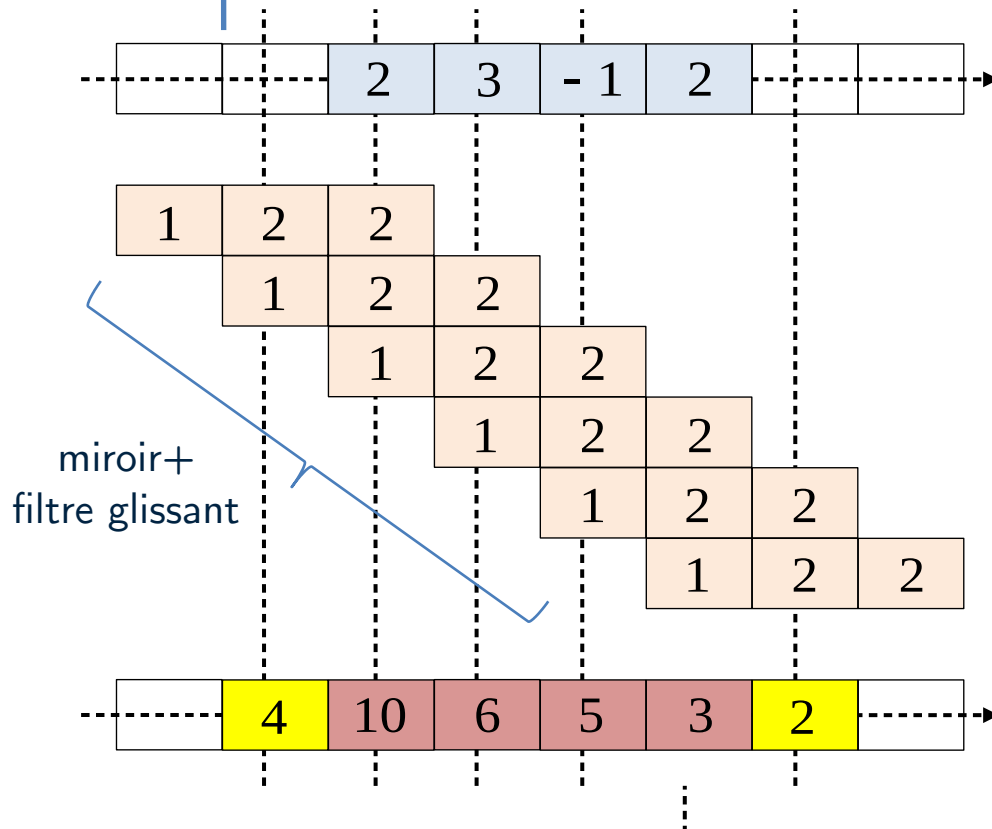
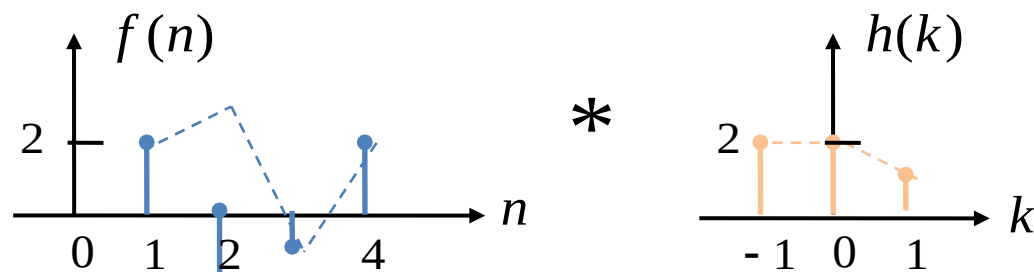
Filtre linéaire RIF

Application d'un filtre linéaire discret à réponse impulsionnelle finie

défini sur $2K+1$ échantillons

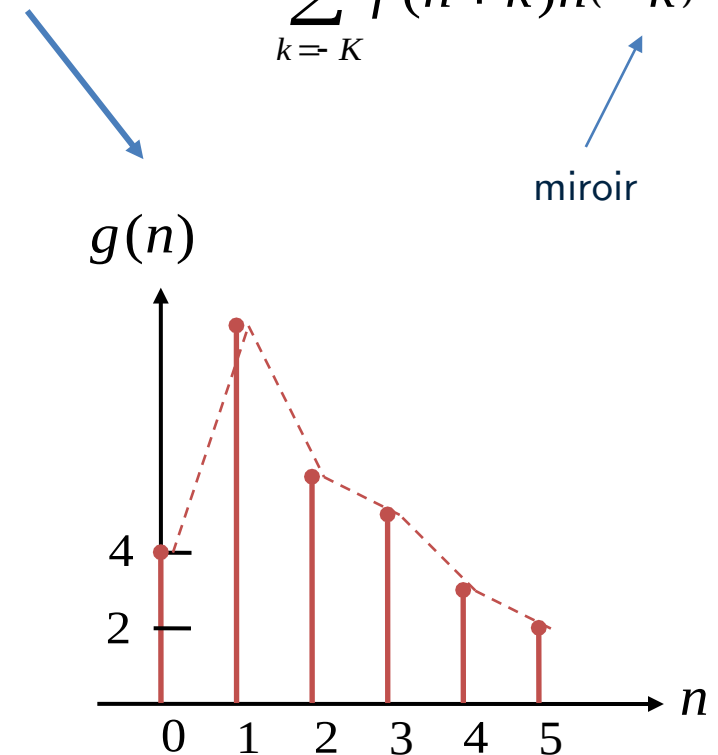
$$g(n) = \sum_{k=-K}^K f(n - k) h(k) \quad \longleftrightarrow \quad I_s = I_e * H$$

Convolution discrète 1D

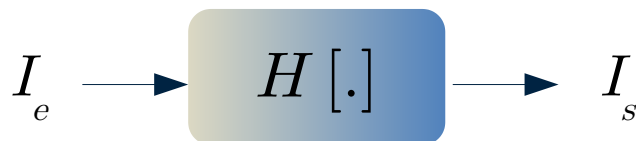


$$g(n) = \sum_{k=-K}^K f(n-k)h(k)$$

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

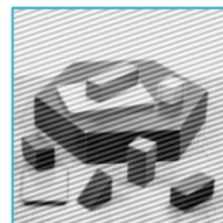


Système linéaire



Entrée et sortie reliées par un produit de convolution

$$I_s = I_e * H$$



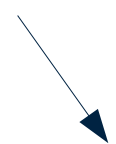
débruitage



contours

Filtre linéaire RIF

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

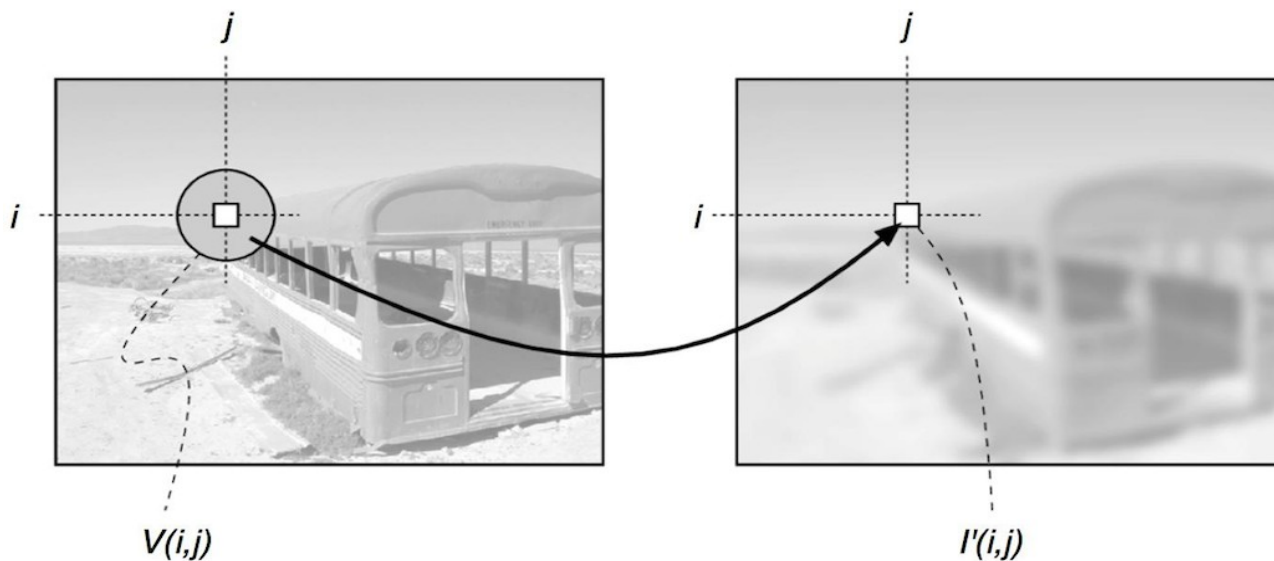
$$g(m, n) = \sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L f(m-k, n-l) h(k, l)$$


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 $V(i, j)$

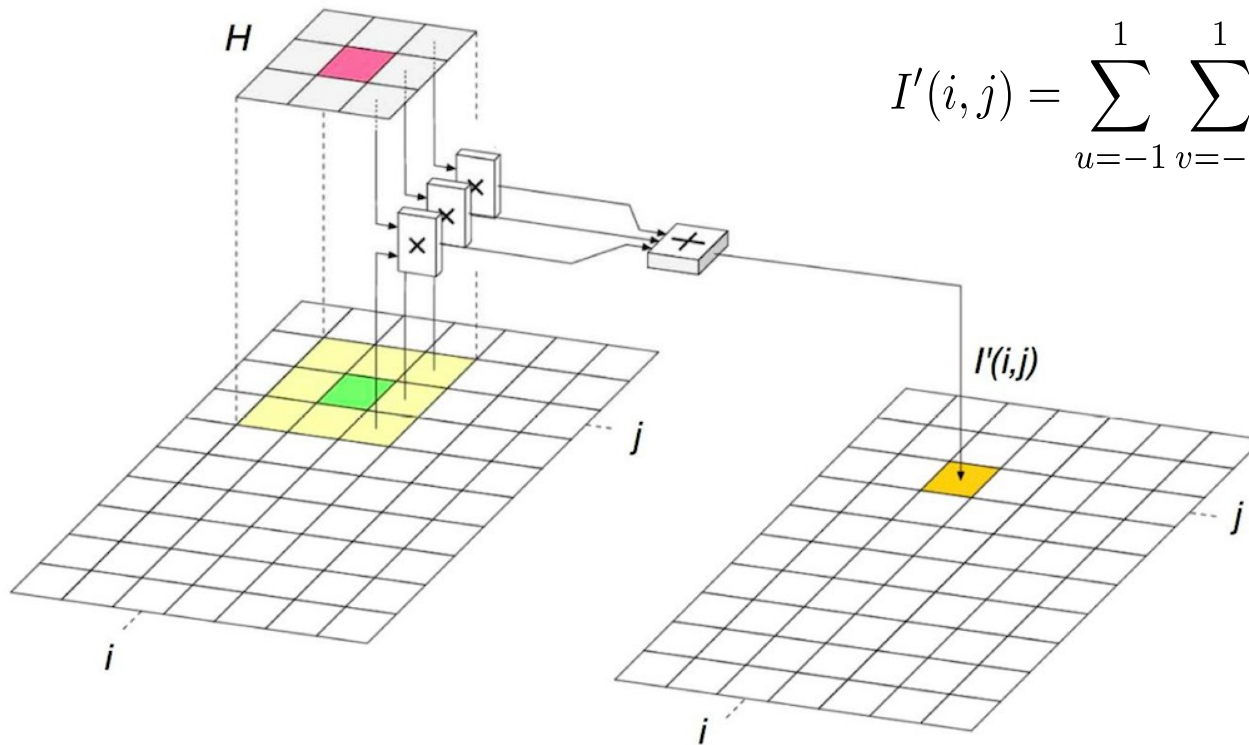


Produit de convolution 2D

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

Par exemple pour un filtre 3x3 :

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



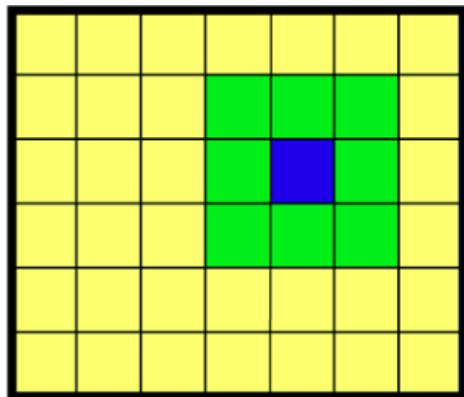
Exemple : filtre moyennneur

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

Différents paramètres :

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

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

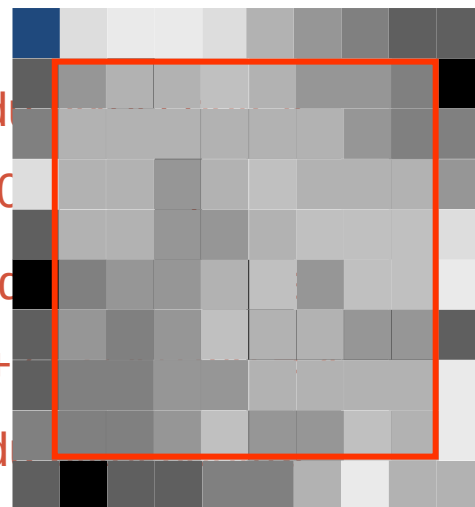
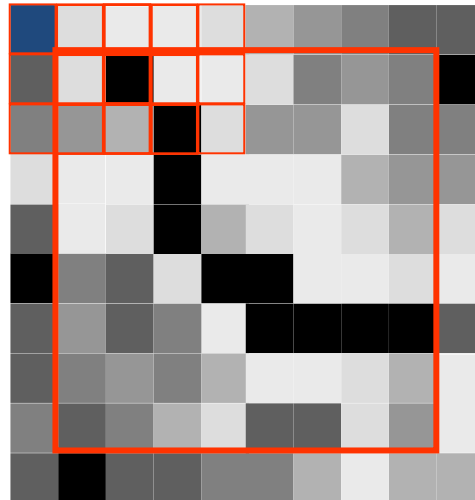


$$H(u, v) = \begin{bmatrix} 1/9 & 1/9 & 1/9 \\ 1/9 & \underline{1/9} & 1/9 \\ 1/9 & 1/9 & 1/9 \end{bmatrix} = \frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & \underline{1} & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

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

$$= (0+5+7+1+5+0+7+6+5+0+7+6+4+0+5)/9 = 4$$

Novelle valeur d

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

Novelle valeur d

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

A

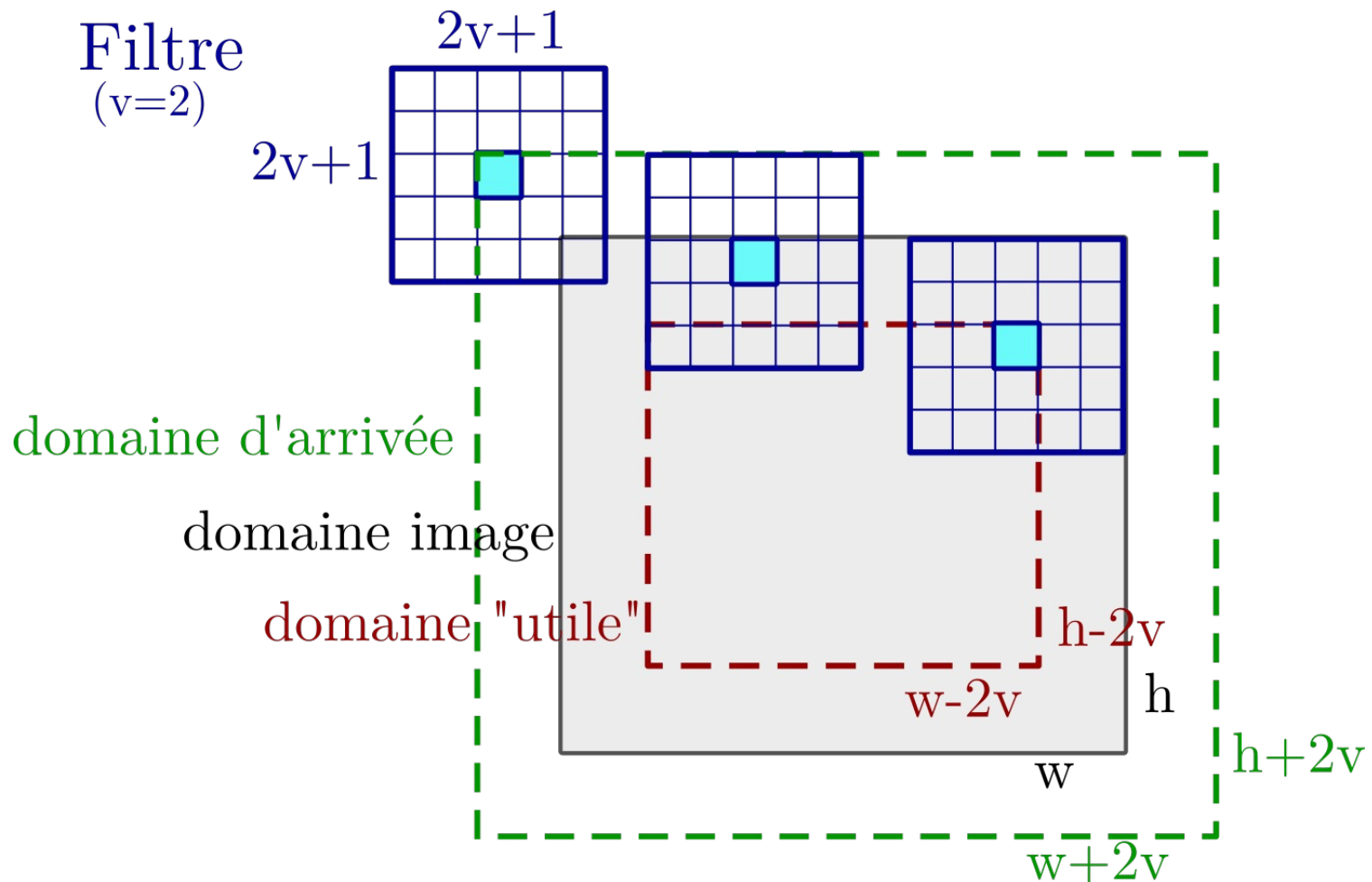
0	5	7	6	5	4	3	2	1	1
1	5	0	7	6	5	2	3	2	0
2	3	4	0	5	3	3	5	2	2
5	7	6	0	6	6	6	4	3	3
1	7	5	0	4	5	6	5	4	5
0	2	1	5	0	0	7	6	5	6
1	3	1	2	7	0	0	0	0	1
1	2	3	2	4	6	7	5	4	7
2	1	2	3	5	1	1	5	2	6
1	0	1	1	2	2	3	6	4	4

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 moyennneurs

- Filtre rectangle uniforme

normalisation

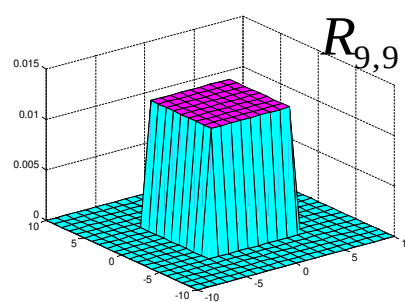
$$\left\{ \begin{array}{l} R_{2K+1} = \frac{1}{(2K+1)} \left[\overbrace{1 \dots 1}^{2K+1} \right] \\ R_{2K+1, 2L+1} = R_{2K+1} * R_{2L+1}^T \end{array} \right.$$

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

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

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

plus petit filtre rectangle 2D

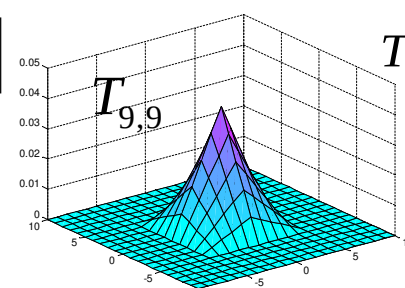


- Filtre moyennneur triangle

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

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

plus petit filtre triangle 2D

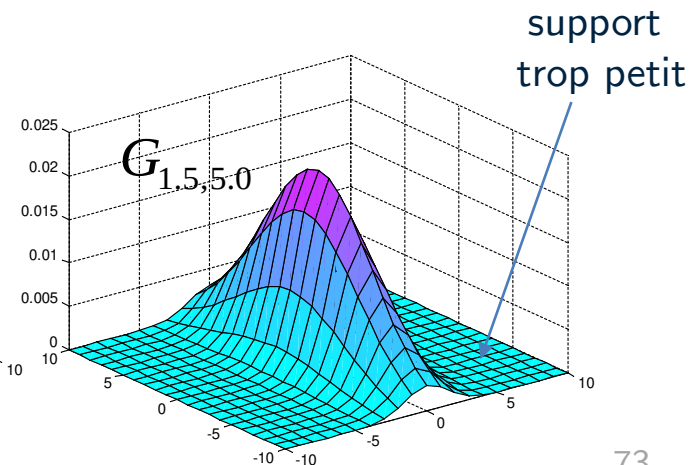
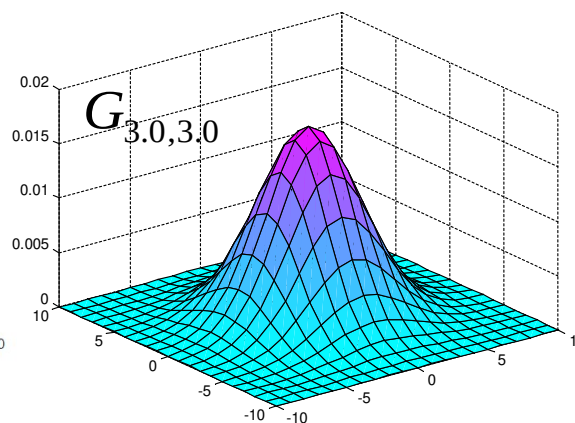
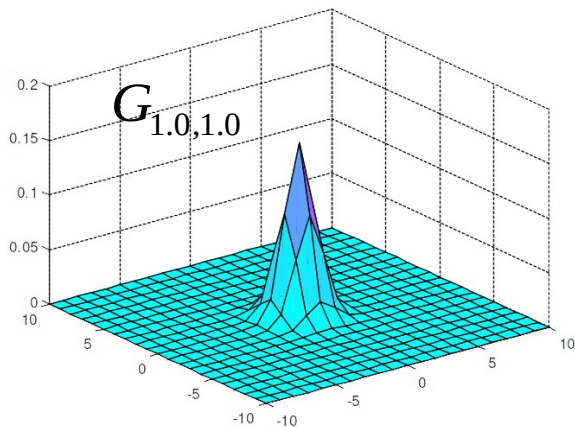


Filtres moyenneurs

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

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

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



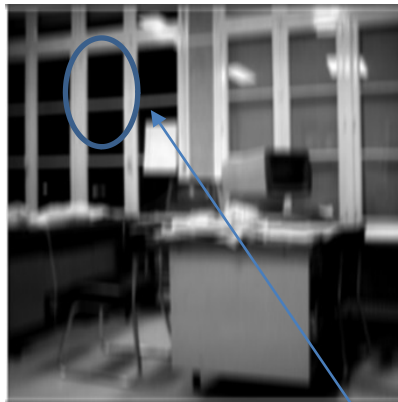
Filtres moyenneurs



$R_{11,1}$



$R_{1,11}$



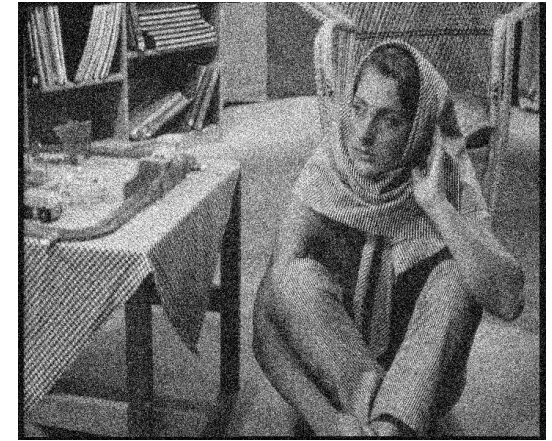
flou vertical

$G_{3.0,3.0}$



flou isotrope

étalement



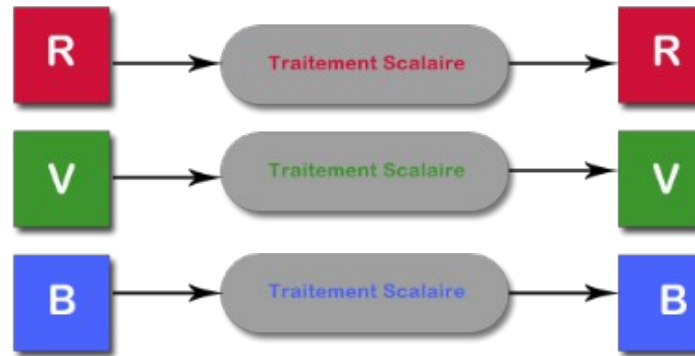
$G_{1.5,1.5}$



Atténuation du bruit par
moyennage spatial

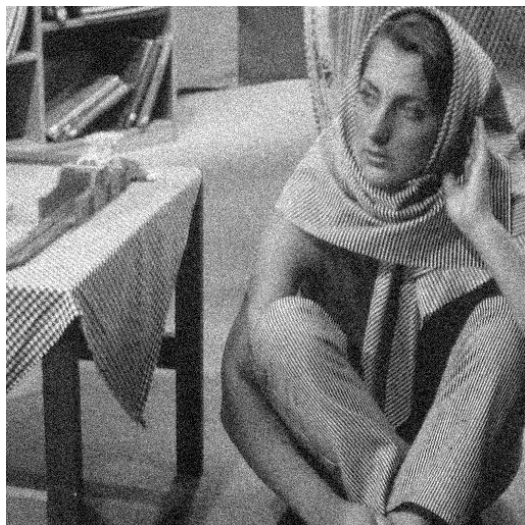
Cas d'une image couleur

- Combinaison de chaque canal filtré indépendamment



Filtrage moyennneur (linéaire)

- Implémenter les filtrages linéaires suivants :
 - **Filtrage moyennneur** carré (`signal.convolve2d`)
 - **Filtrage Gaussien** (`np.meshgrid`, `scipy.signal.convolve2d`)
- Tester sur les images : *barbara_awgn_noise.png*, et *cameraman_sp_noise.png*



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

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 médiane sur l'ensemble des pixels (np.median)
          #...
```

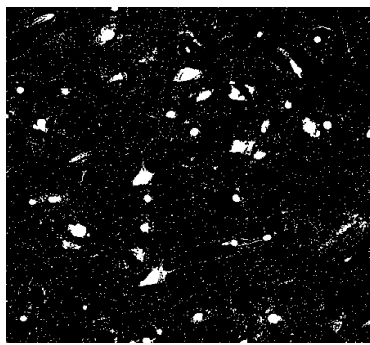
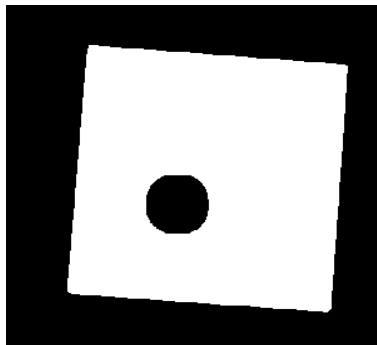


- Comparer votre résultat avec celui de `scipy.ndimage.median_filter`

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 : $h = 1/5$

$$I_c = I * h$$

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

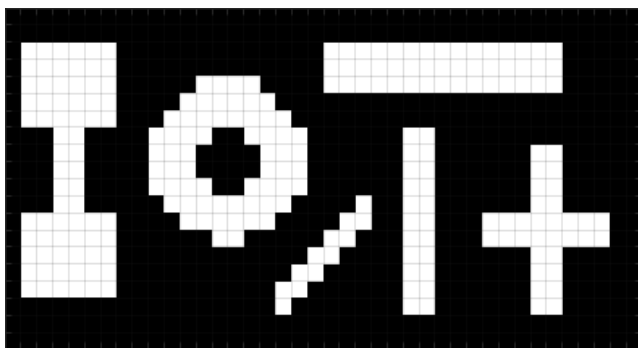


Image initiale I

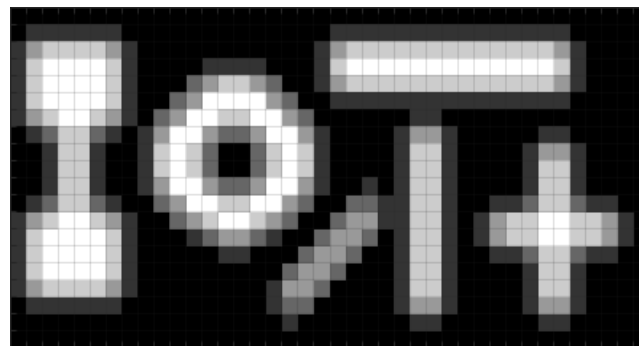


Image convoluée I_c

- Puis seuiller de manière binaire :

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

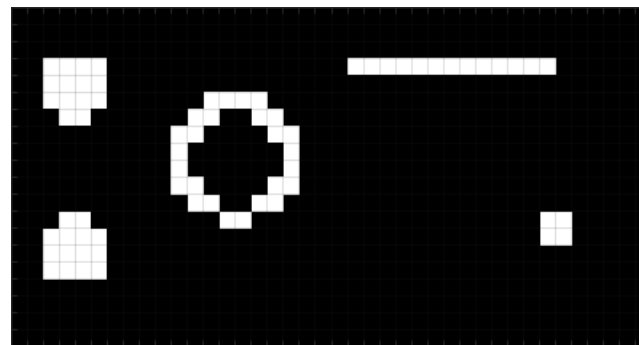


Image érodée I_e

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 : $h = 1/5 \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$

$$I_c = I * h$$

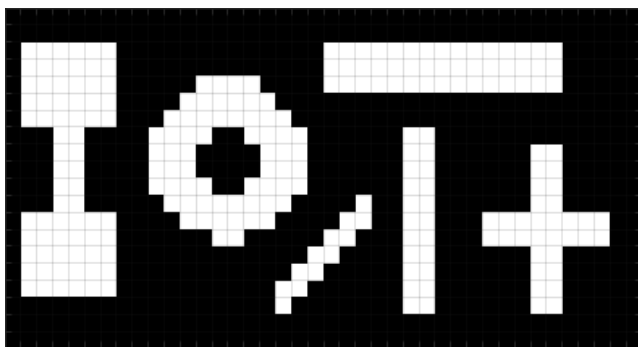


Image initiale I

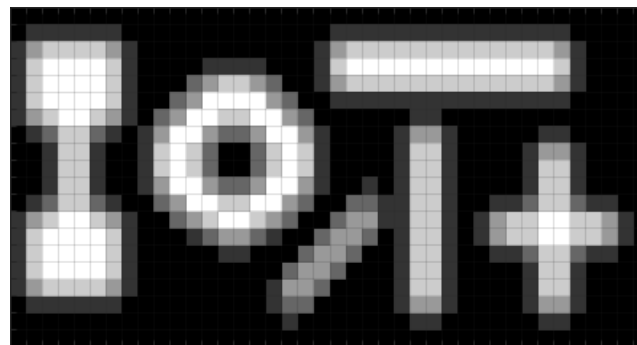


Image convoluée I_c

- Puis seuiller de manière binaire :

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

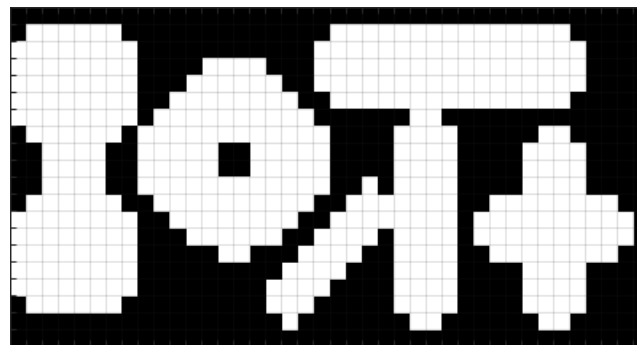


Image dilatée I_d

Fermeture

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

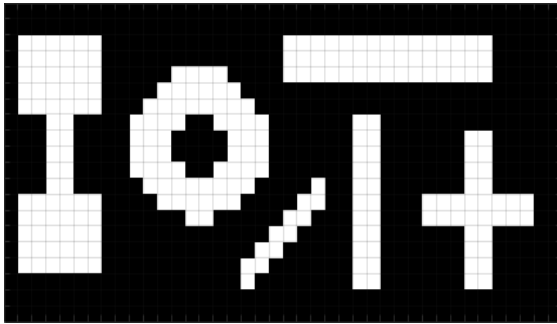


Image initiale

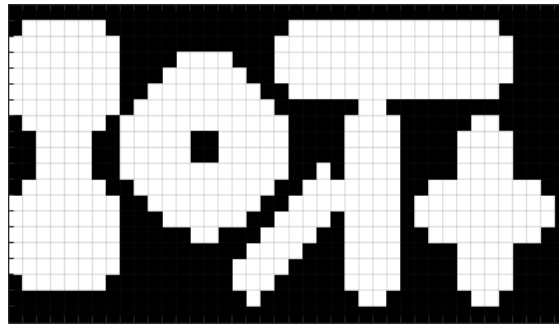


Image dilatée

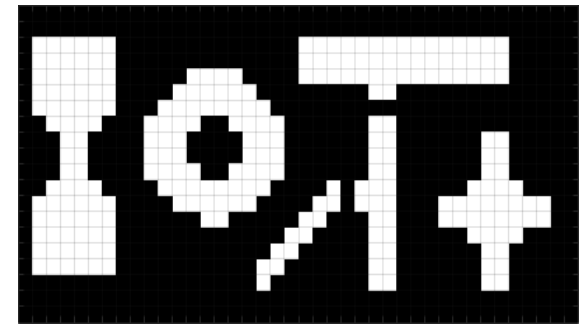


Image dilatée puis érodée

- 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**.

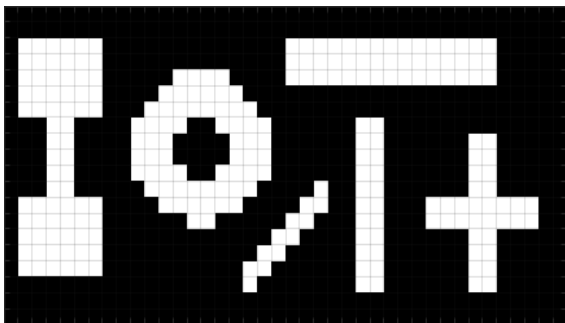


Image initiale

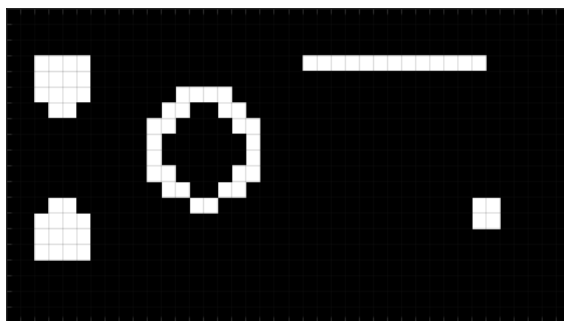


Image érodée

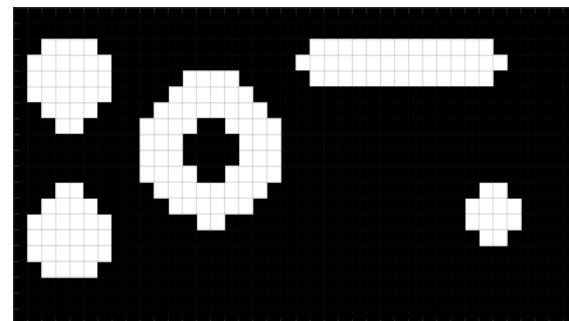


Image érodée puis dilatée

- Possibilité **d'itérer** chaque étape

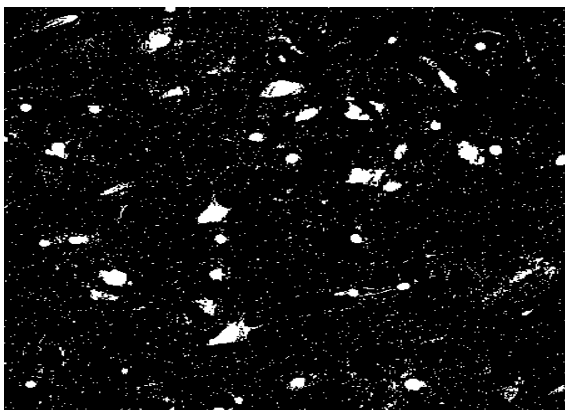


Image initiale



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`)

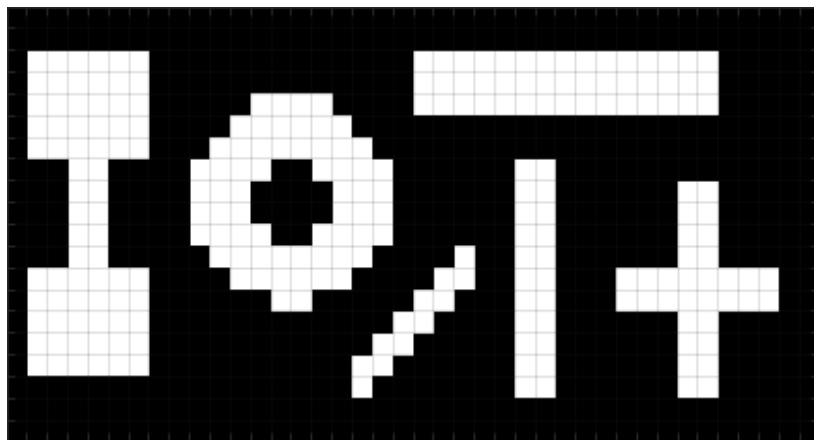
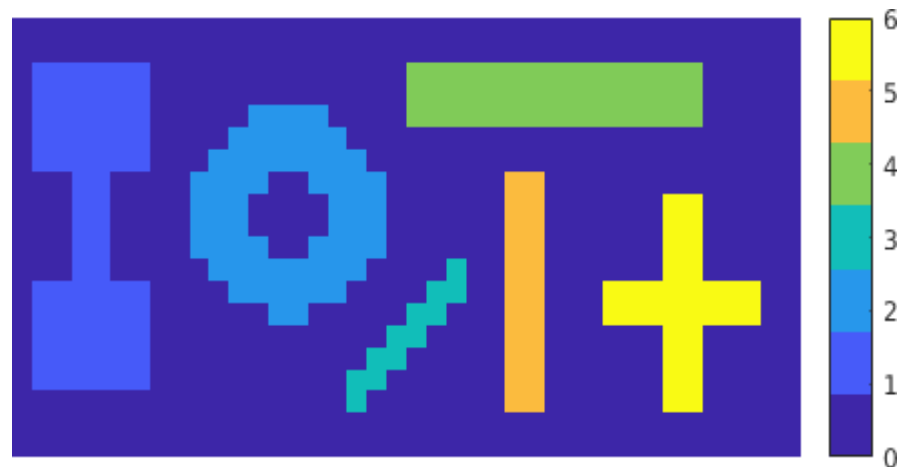


Image initiale

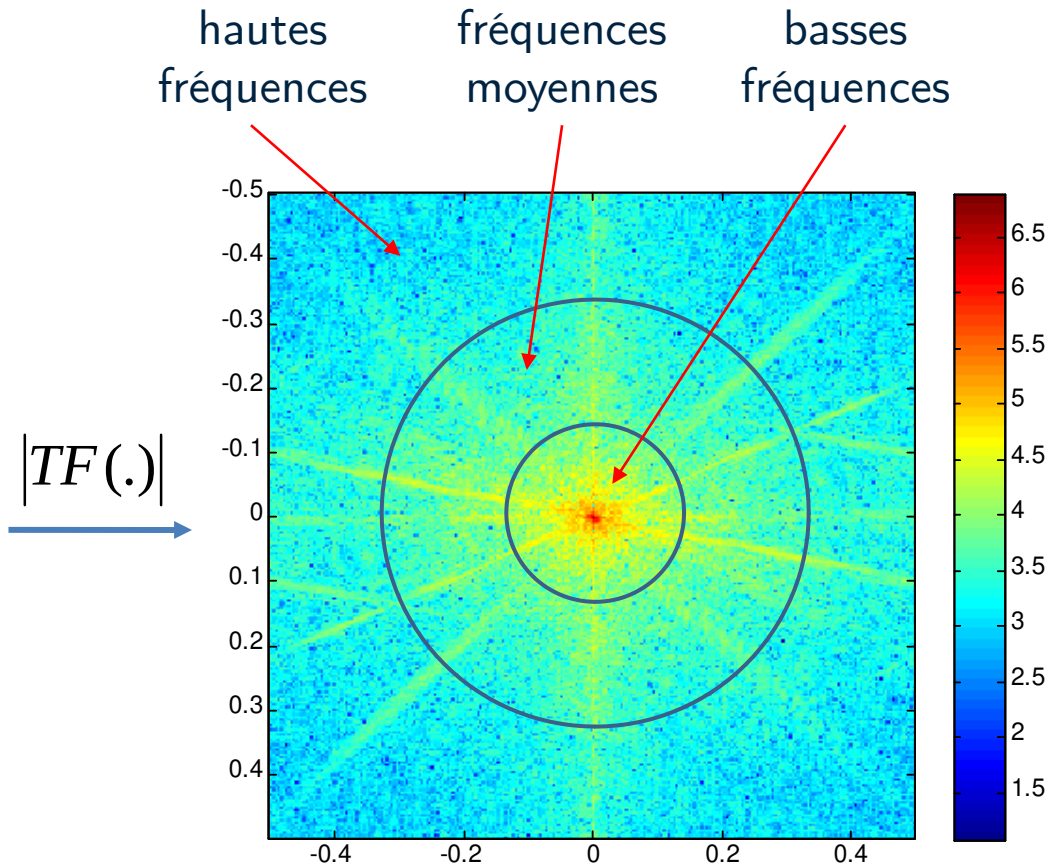


Étiquetage en composantes connexes

Interprétation fréquentielle



Image naturelle



Affichage

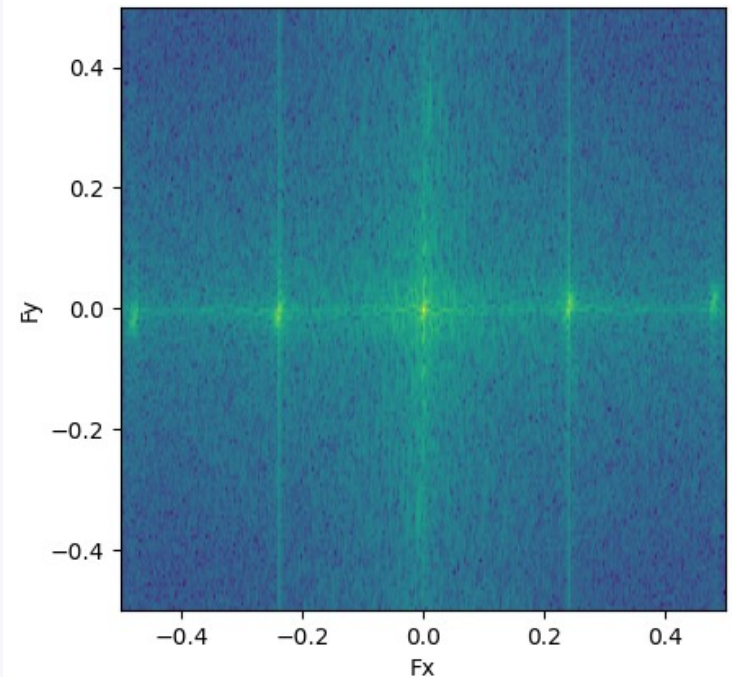
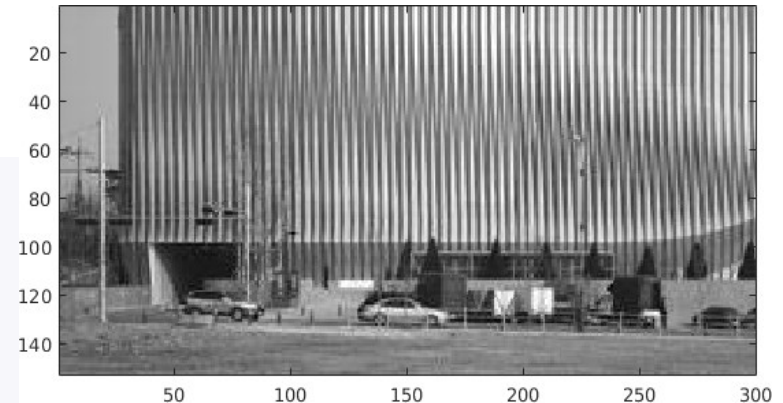
```
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np

I = plt.imread('./img/building.jpg')
I = I.astype('double')

plt.figure(1)
plt.imshow(I, cmap='gray')
[h,w] = I.shape

#Transformée de Fourier centrée en 0
I_fft2 = np.fft.fftshift(np.fft.fft2(I))
#Affichage du log module
I_fft2_lm = np.log10(np.abs(I_fft2))

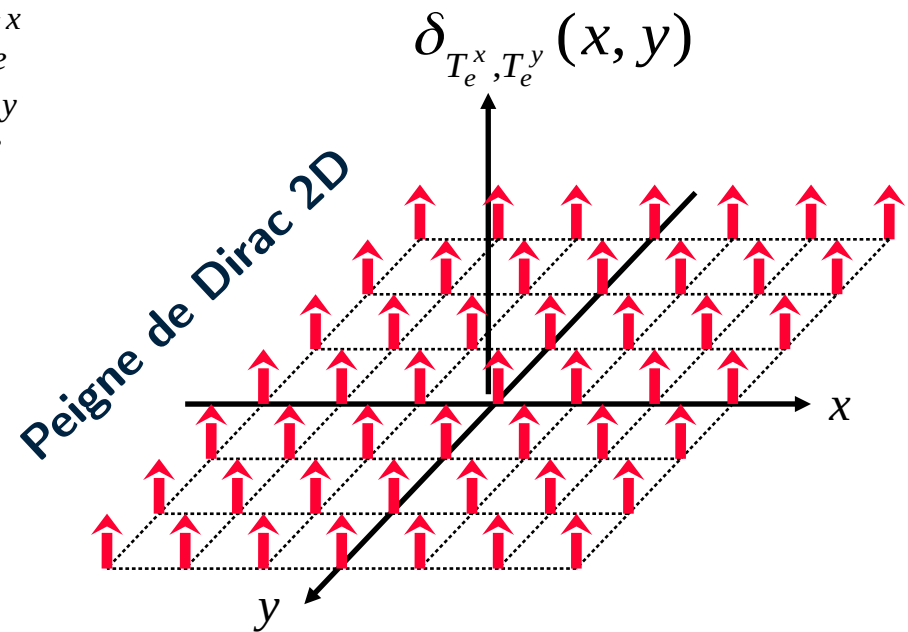
#Attention à fixer les axes pour interpréter les
#fréquences
plt.figure(2)
plt.imshow(I_fft2_lm, extent=[-0.5, 0.5, -0.5, 0.5])
plt.ylabel('Fy')
plt.xlabel('Fx')
plt.show()
```



Domaine discret : Échantillonnage par un peigne de Dirac

$$f_n(x, y) = \begin{cases} f_a(x, y) & \text{pour } \begin{cases} x = mT_e^x \\ y = nT_e^y \end{cases} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

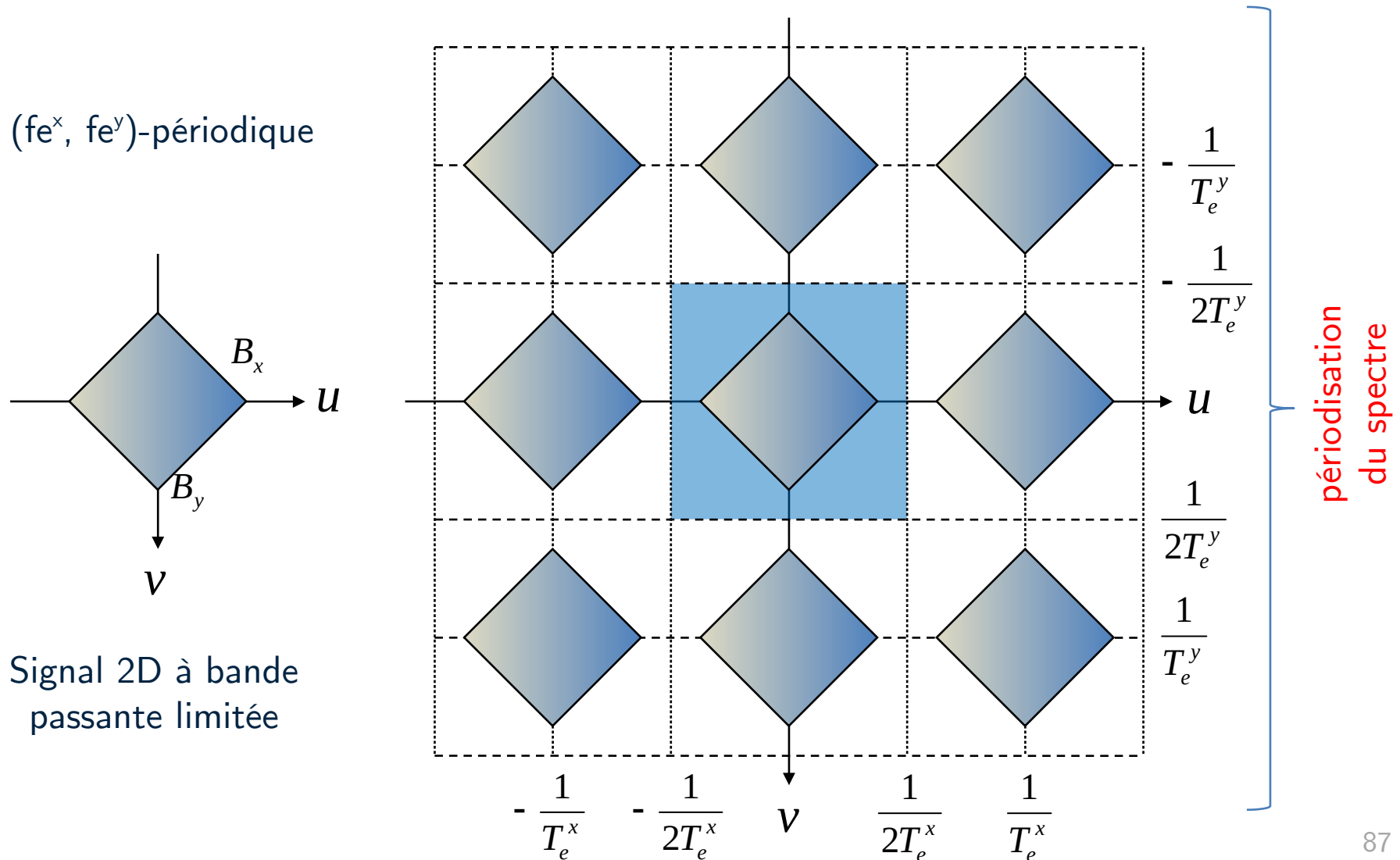
$$\begin{aligned} & \delta_{T_e^x, T_e^y}(x, y) \\ & \downarrow \\ & f_a(x, y) \longrightarrow \bigcirc \times \longrightarrow f_n(x, y) \\ & f_n(x, y) = f_a(x, y) \delta_{T_e^x, T_e^y}(x, y) \end{aligned}$$



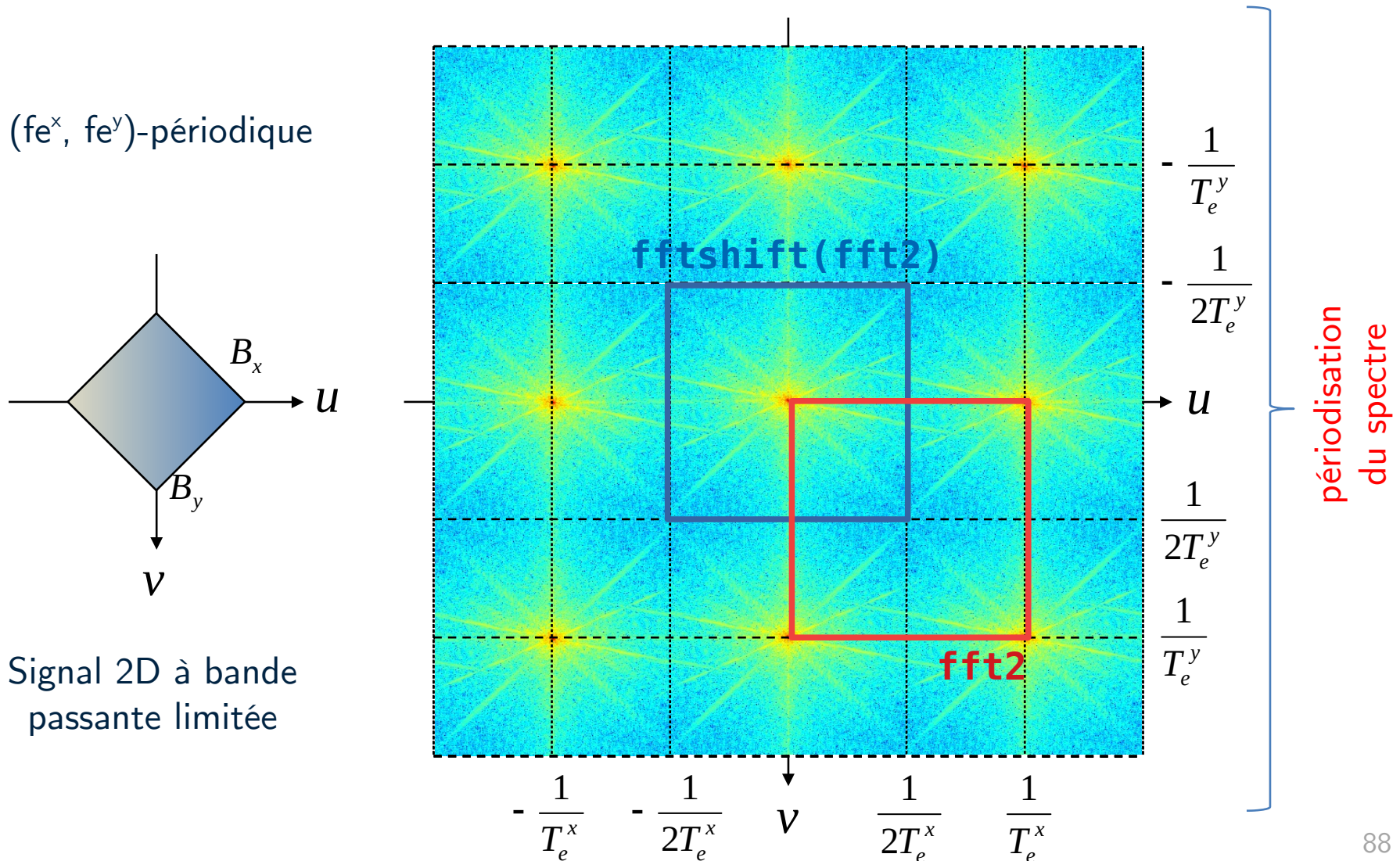
$$\delta_{T_e^x, T_e^y}(x, y) = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \delta(x - mT_e^x, y - nT_e^y)$$

→ Séquence discrète $f_n(x, y)$ notée $f(mT_e^x, nT_e^y)$ ou $f(m, n)$

Périodisation du spectre dans l'espace fréquentiel

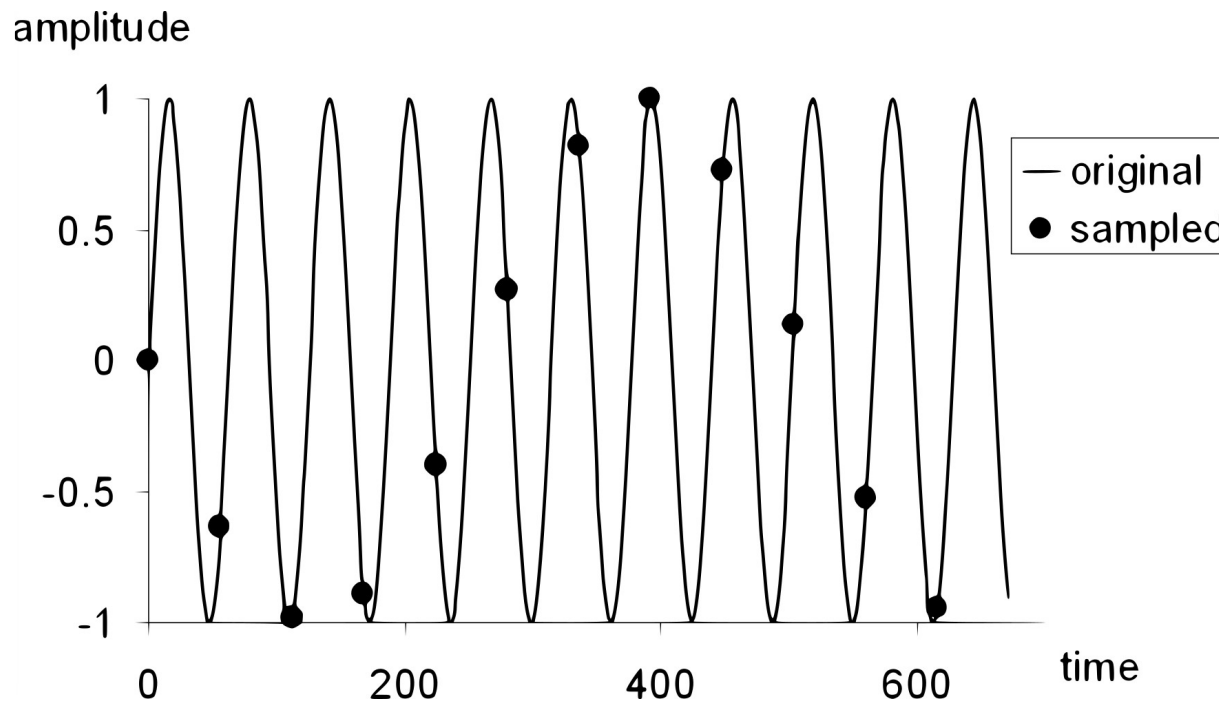


Périodisation du spectre dans l'espace fréquentiel



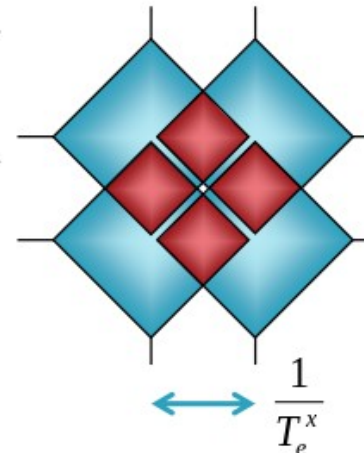
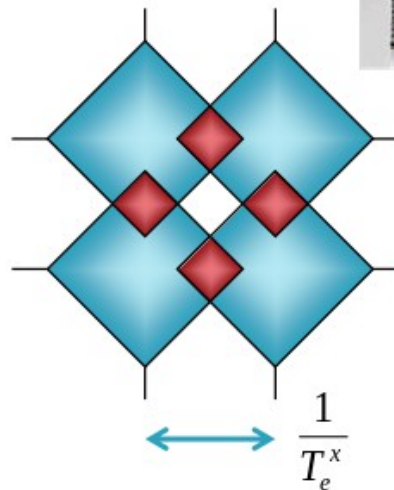
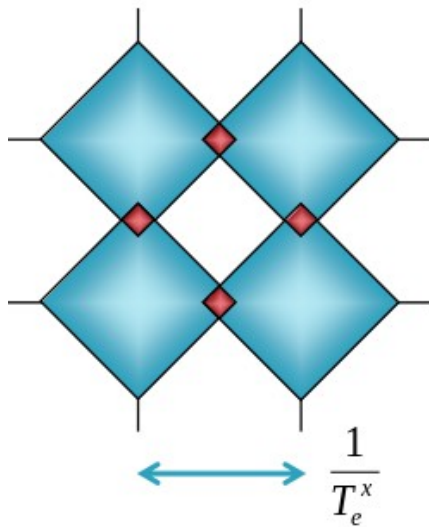
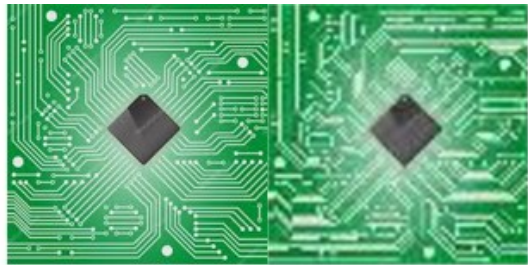
Phénomène d'Aliasing (ou repliement spectral)

- Choisir une période / fréquence d'échantillonnage adaptée pour capturer les variations du signal
- Sinon risque de dénaturer le signal échantillonné



Phénomène d'Aliasing (ou repliement spectral)

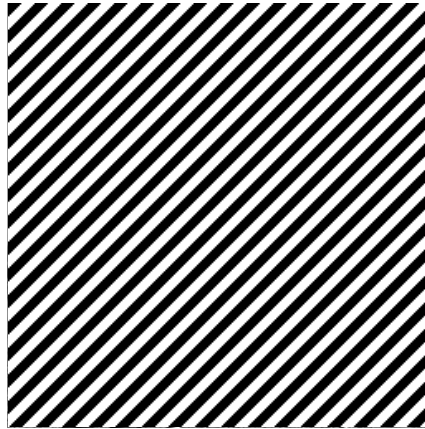
- Sur des images naturelles



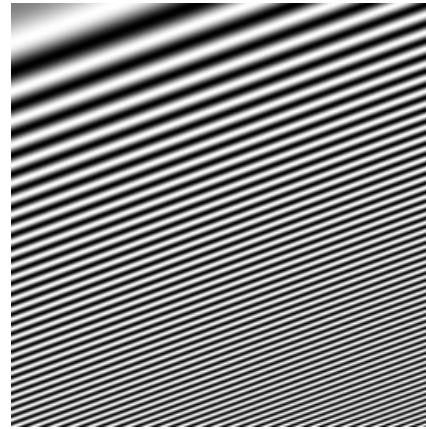
Quiz : Retrouver à quelles images correspondent ces transformées



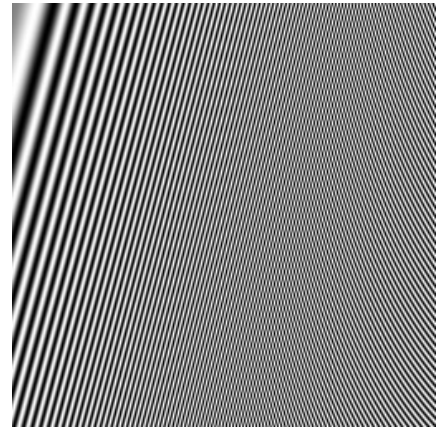
(1)



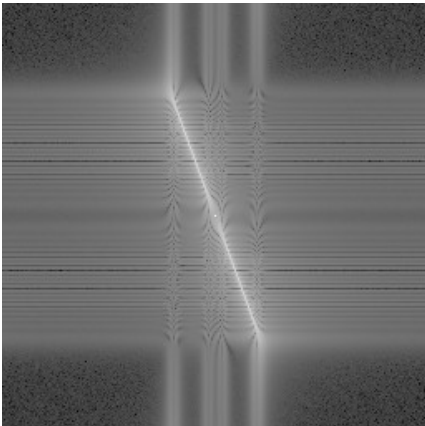
(2)



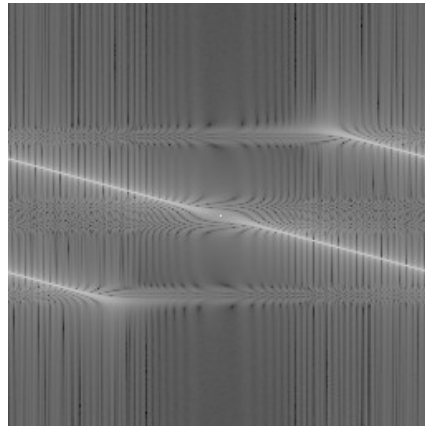
(3)



(4)



(a)



(b)



(c)



(d)

Quiz : Retrouver à quelles images correspondent ces transformées



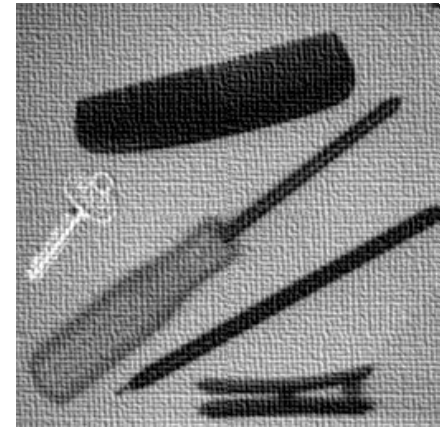
(1)



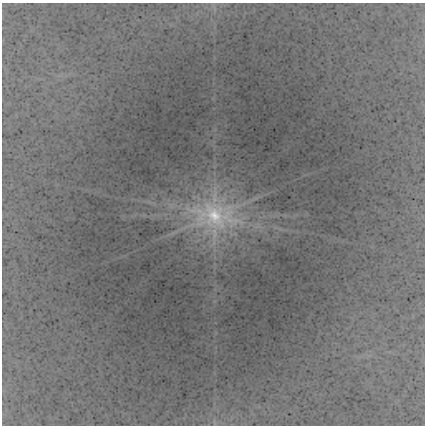
(2)



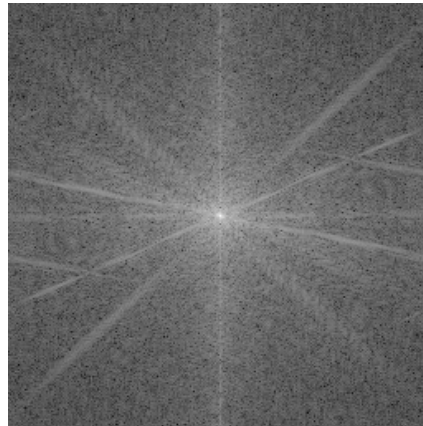
(3)



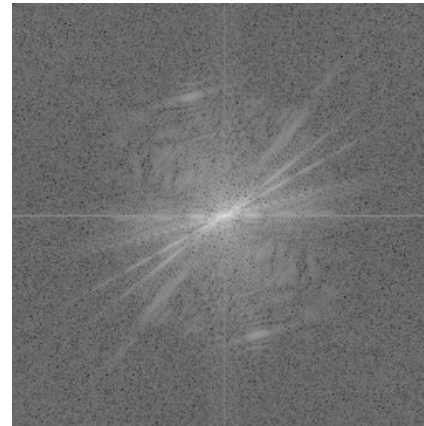
(4)



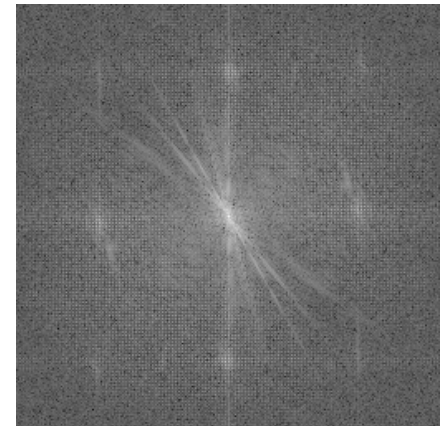
(a)



(b)



(c)



(d)

Filtrage anti-aliasing

- Observer ce problème de repliement de spectre liés à l'échantillonnage spatial en sous-échantillonnant *barbara.png* ou *bricks.png* d'un facteur 4.
- Observer également la transformée de Fourier des images.
- Lisser l'image initiale par un filtre passe-bas d'anti-repliement, type Gaussienne, avant le sous-échantillonnage. On comparera ce résultat également à celui obtenu par `skimage.transform.resize`.



Image initiale ($h \times w$)



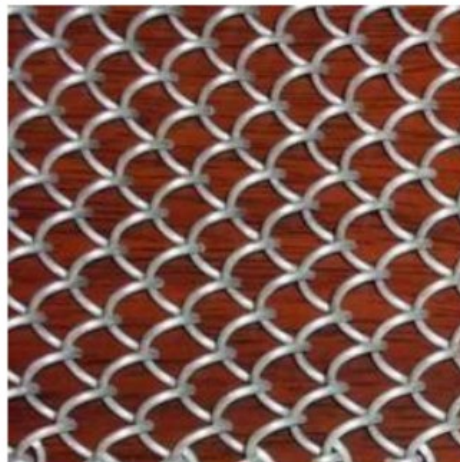
Image sous-échantillonnée
($h/4 \times w/4$)



Image filtrée et sous-échantillonnée
($h/4 \times w/4$)

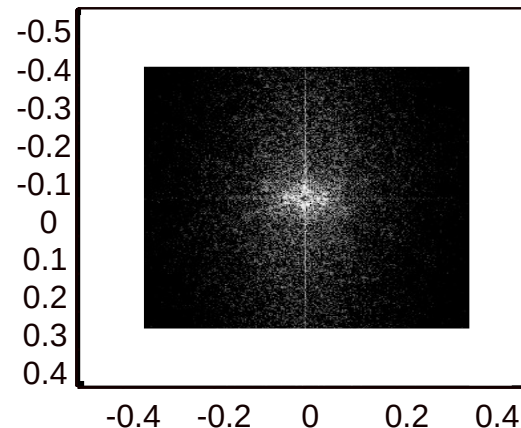
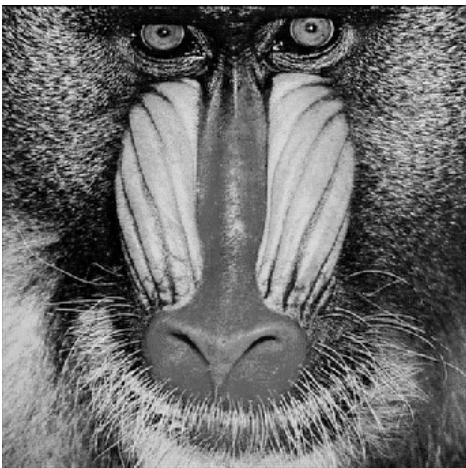
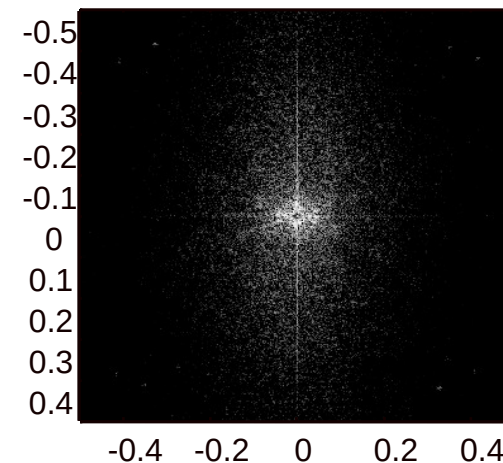
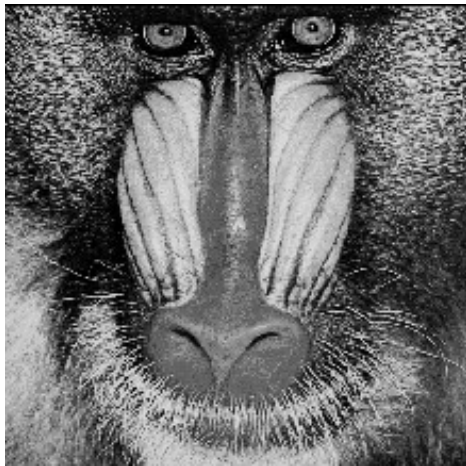
Exemples d'application – Analyse de textures

- TF efficace pour caractériser les textures



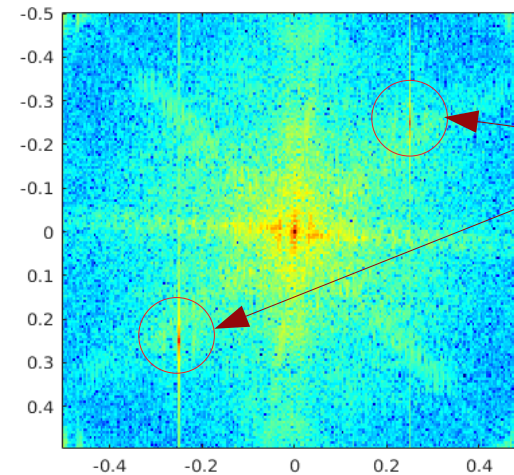
Exemples d'application – Compression d'images (JPEG)

- Suppression des hautes fréquences → implémentation au chap. 6



Mise à zéro
des
coefficients
haute
fréquence

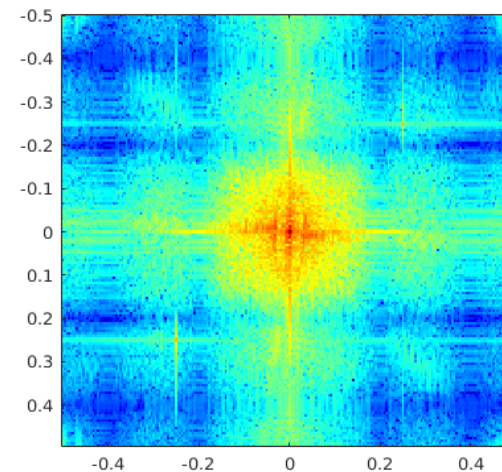
- **Exemples d'application – Filtrage fréquentiel**
 - Bruit fréquentiel. Inefficacité des filtres moyeneurs classiques



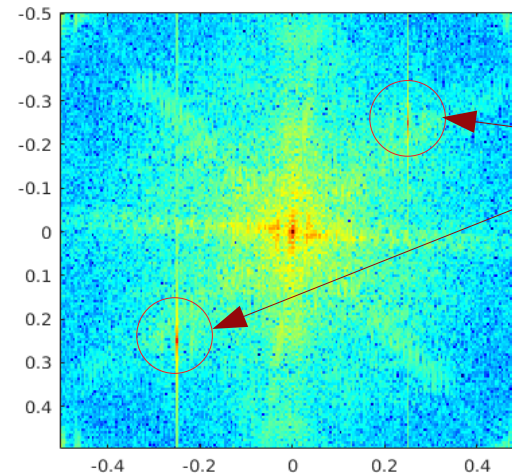
présence
du bruit



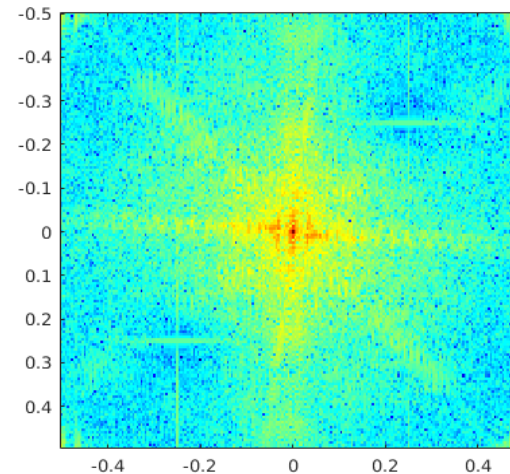
Filtre moyeneur carré 5x5



- **Exemples d'application – Filtrage fréquentiel**
 - Filtrage par un filtre coupe bande → implémentation en TP

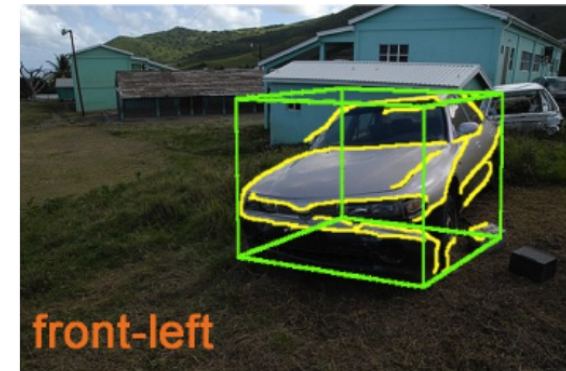
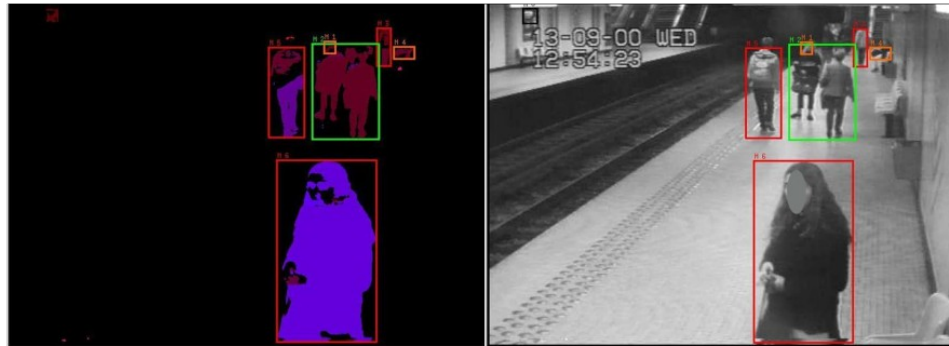


présence
du bruit

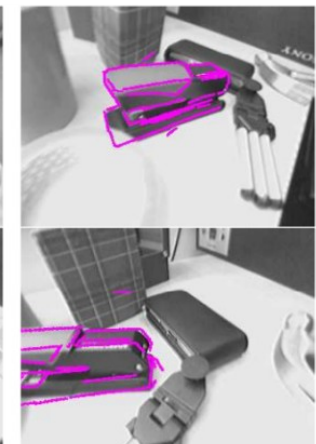
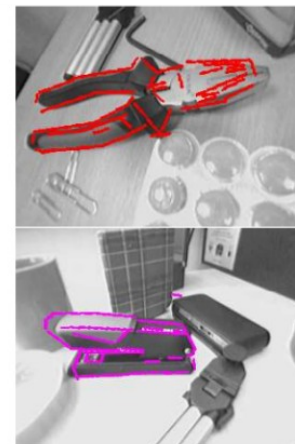


Filtre coupe bande spécifique

Intérêt



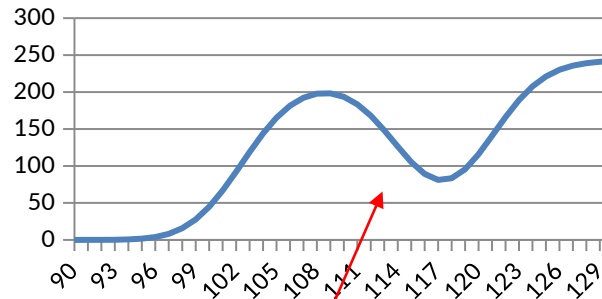
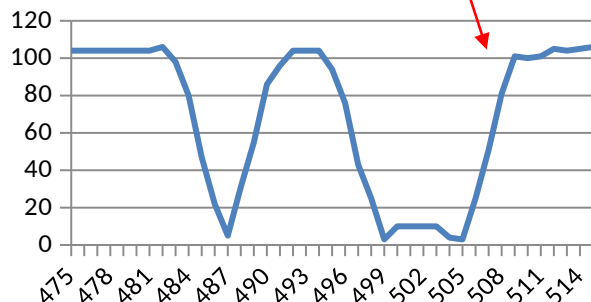
4YCH428
4YCH428
4YCH428



Définition

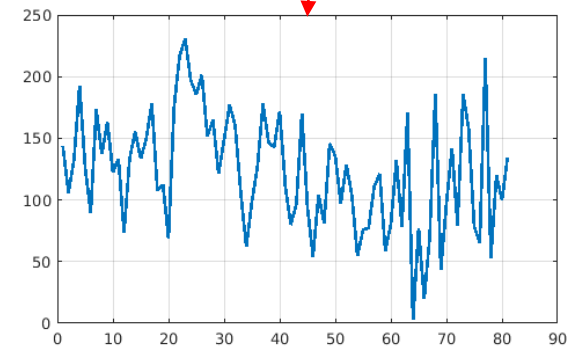
- Bord ou limite d'une région (objets, intensités)
- Séparation ou frontière entre régions
- Variation plus ou moins rapide d'un front d'intensité

Contours nets



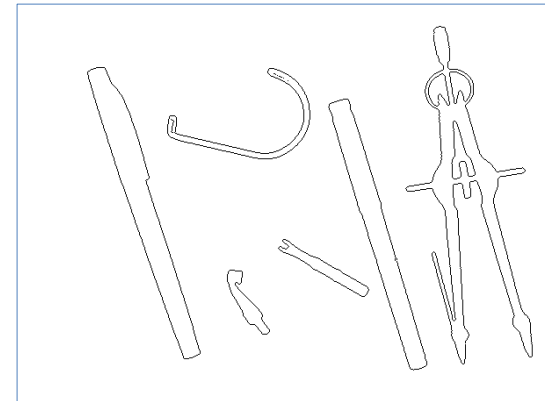
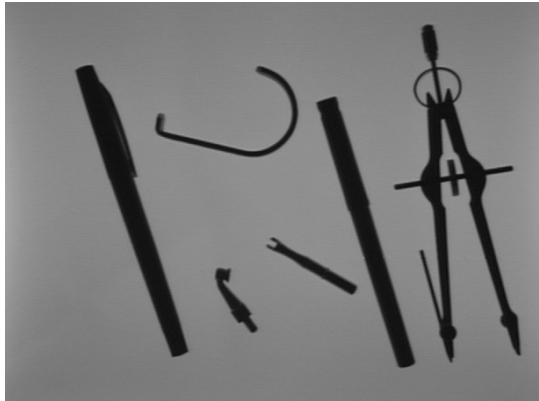
Contours flous

Contours bruités

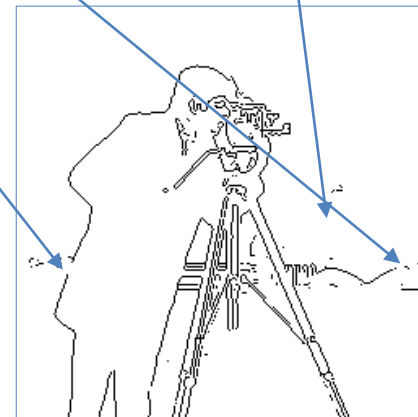


Définition

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



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



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

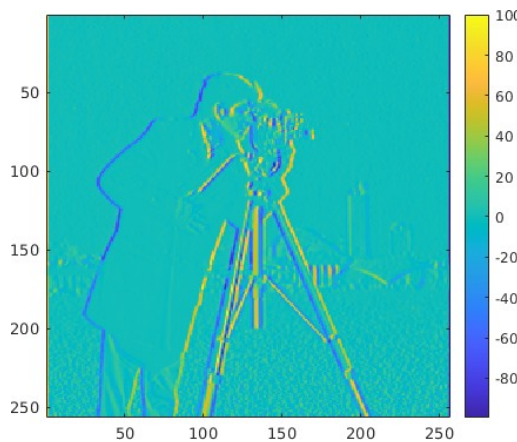
$$\left\{ \begin{array}{l} S_x = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} * \frac{1}{4} \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix} = \frac{1}{8} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \\ S_y = S_x^T \end{array} \right. \begin{array}{l} \text{dérivateur horizontal}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

Filtres de Sobel

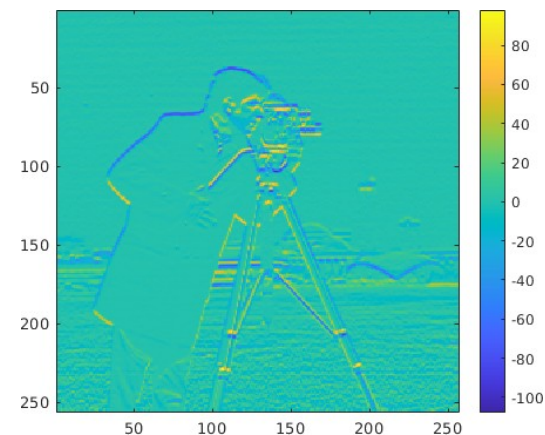
- Combinaison des deux détections puis seuillage pour obtenir une carte binaire de détection de contours



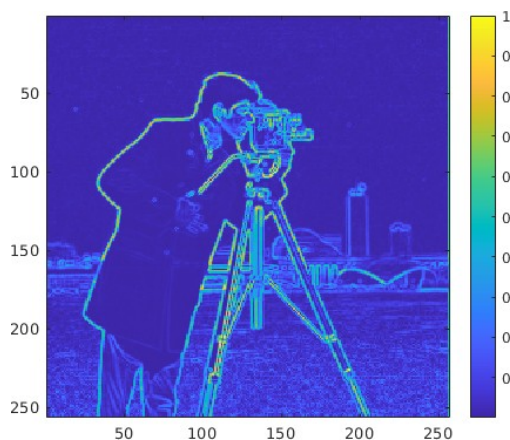
Image initiale



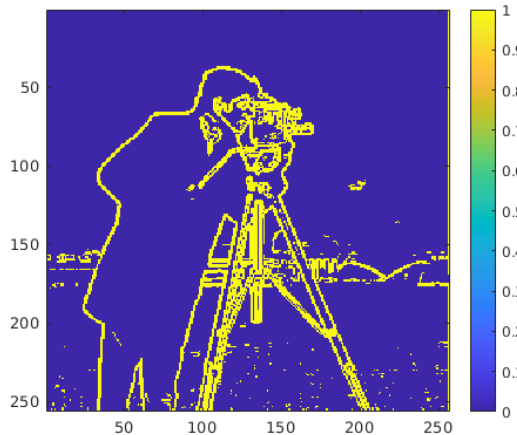
Carte de détection en X



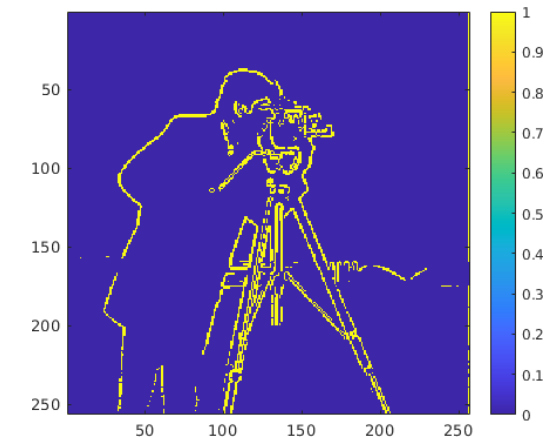
Carte de détection en Y



Carte globale normalisée



Carte seuillée (seuil=0.25)



Carte seuillée (seuil=0.4)

Filtres de Sobel

- Créer les deux filtres de Sobel :

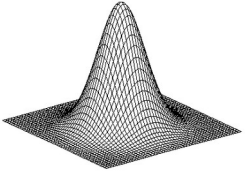
Filtres de Sobel

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

- Convoluer 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.

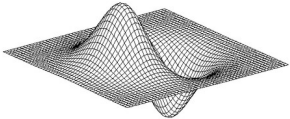
Approche de Canny

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 $G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} e^{-\left(\frac{x^2}{2\sigma_x^2} + \frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right)}$ 

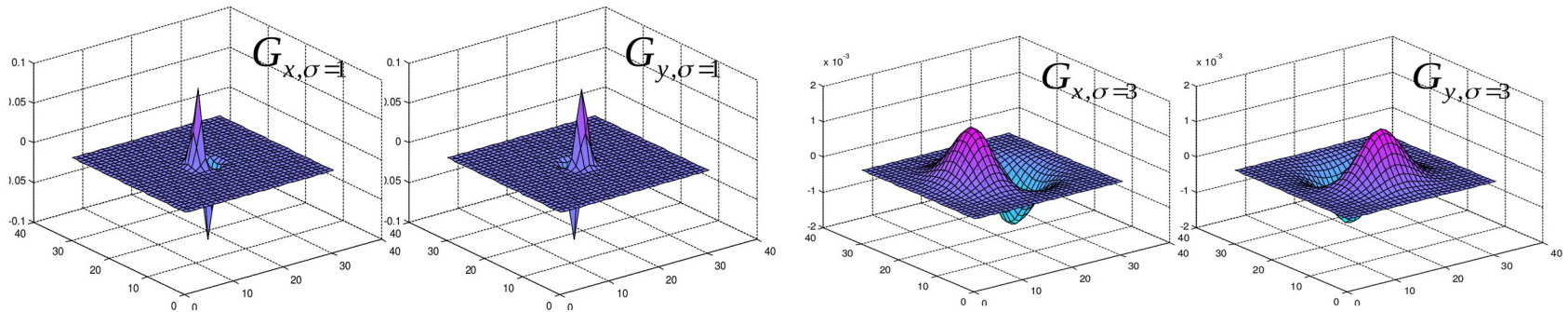
lissage et dérivation

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

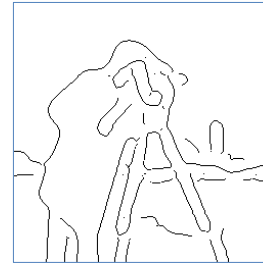
$$\nabla G = \begin{bmatrix} G_x(x, y) = -\frac{x}{2\pi\sigma_x^3\sigma_y} e^{-\left(\frac{x^2}{2\sigma_x^2} + \frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right)} \\ G_y(x, y) = -\frac{y}{2\pi\sigma_x\sigma_y^3} e^{-\left(\frac{x^2}{2\sigma_x^2} + \frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right)} \end{bmatrix} \longrightarrow \text{Filtres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


Approche de Canny

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



Norme du gradient
à petite échelle



Norme du gradient
à grande échelle

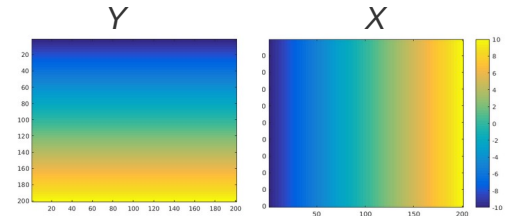
Approche de Canny

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

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

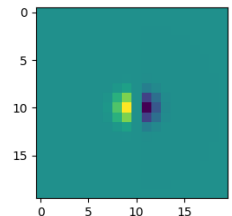
Utiliser meshgrid pour créer un pavage d'indices :

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

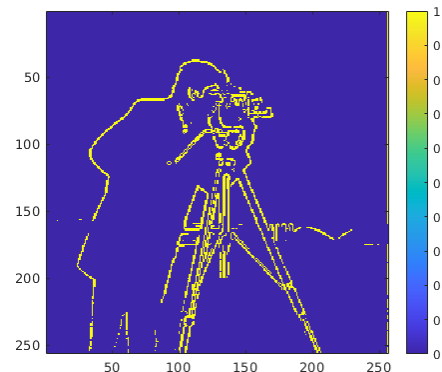


On retrouve l'expression des dérivées en x et y de g pour leur fournir les cartes du meshgrid et obtenir deux filtres détecteurs de contours Gx Gy :

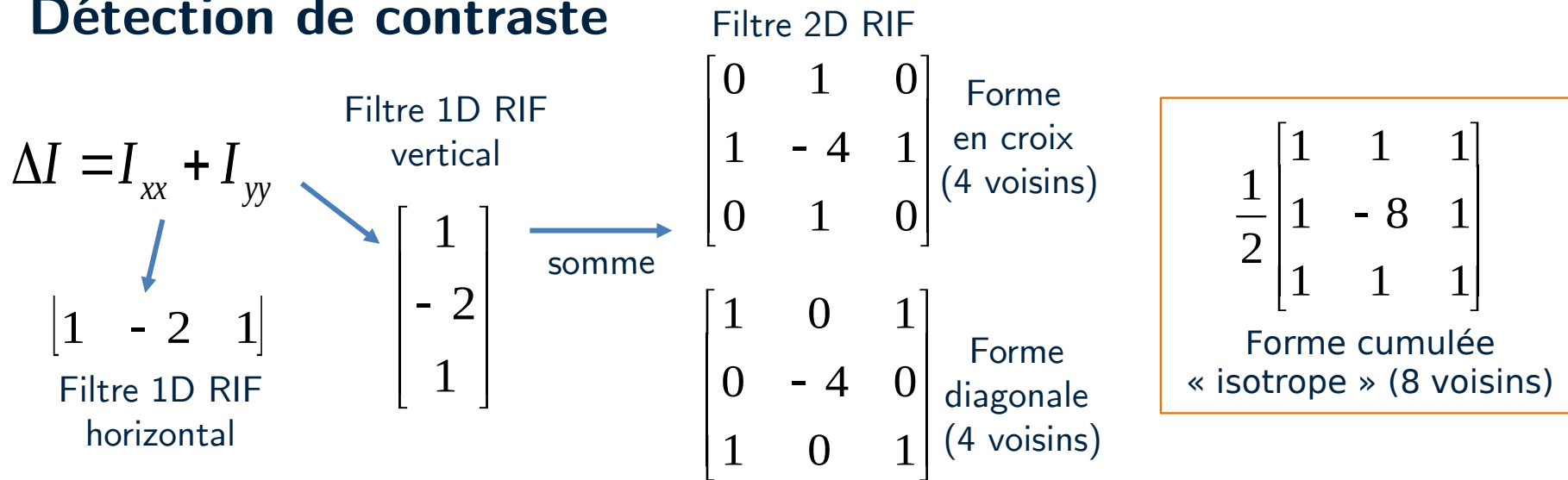
```
sig = 1
Gx = -X/(2*np.pi*sig**4)*np.exp(-(X**2+Y**2)/(2*sig**2))
```



- 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 méthode dans l'application Pencil Sketch pour calculer la carte de contours C sur home.jpg. Comparer avec le résultat de `skimage.feature.canny`.



Détection de contraste

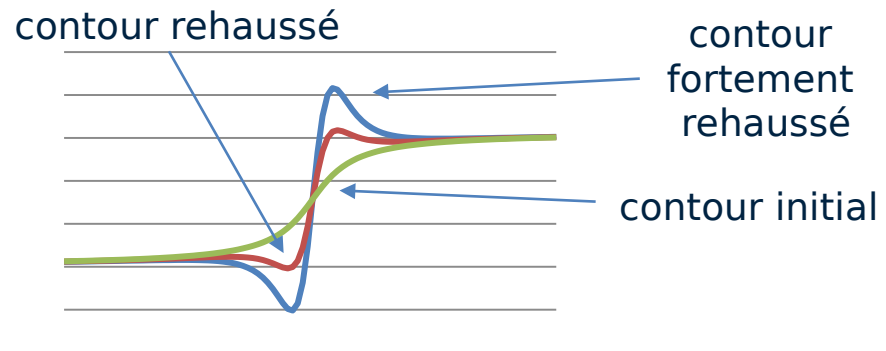


Rehaussement de contraste

- Similaire au mode « Netteté » sur les smartphones.

$$I_s = I_s - \beta \Delta I$$

paramètre de contrôle
 convolution de I avec la forme cumulée



Rehaussement de contraste

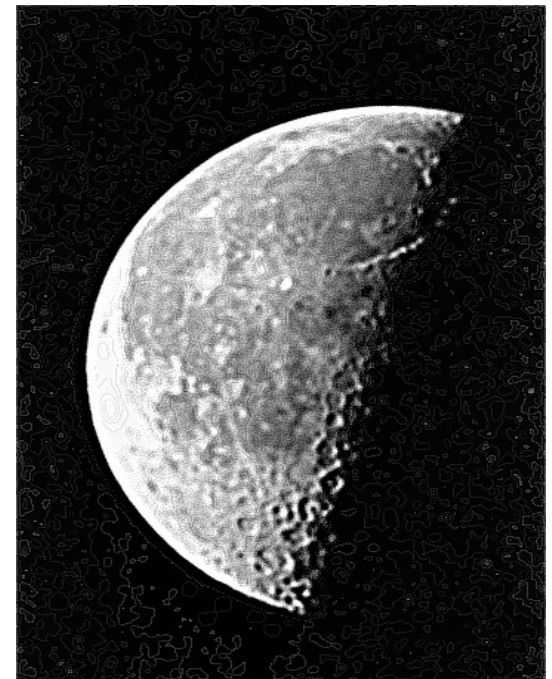
- Implémenter le rehaussement en utilisant la version isotrope du filtre.
- Tester sur les images *moon.png*, *cat.jpg*.
- Quel est le risque avec la transformation effectuée ? Regardez les valeurs.



Image initiale



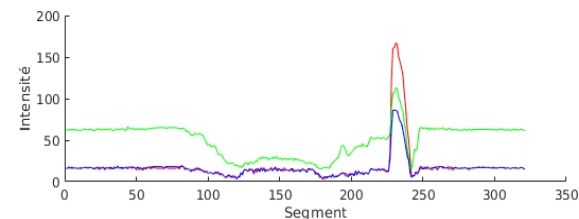
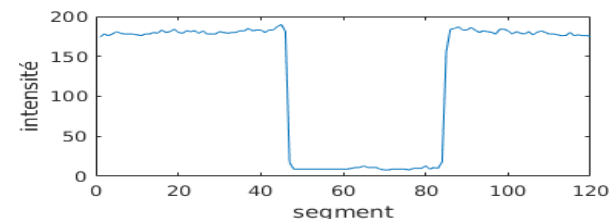
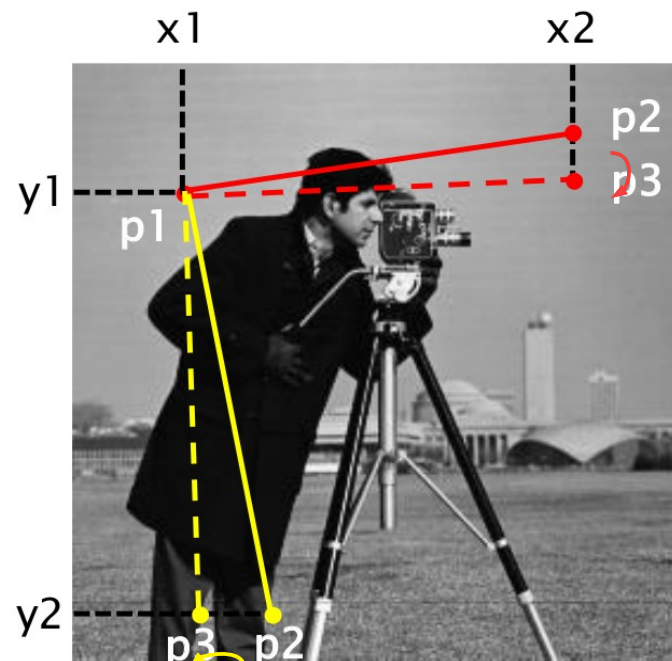
Rehaussement moyen



Rehaussement fort

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 :
 $I(y1, x1:x2)$ 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 d'images

- Culture du traitement d'images et des applications
- Comprendre le système de vision humain et ce qu'est une image couleur
- Savoir afficher de manière pertinente n'importe quel contenu 2D
- Savoir identifier des dégradations et des solutions adéquates
- Outils : changement d'espace, filtrage, Fourier, compression, ...

Programmation Python

- Prise en main de Spyder
- Rappels de syntaxe Python (import, indentation, boucles, fonctions, ...)
- Bibliothèques *numpy*, *matplotlib*, *scikit-image*
- Manipulation de tableaux (*np.array*, *0:L-1*, *axis=X*, opérations vectorielles)

Principe :

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

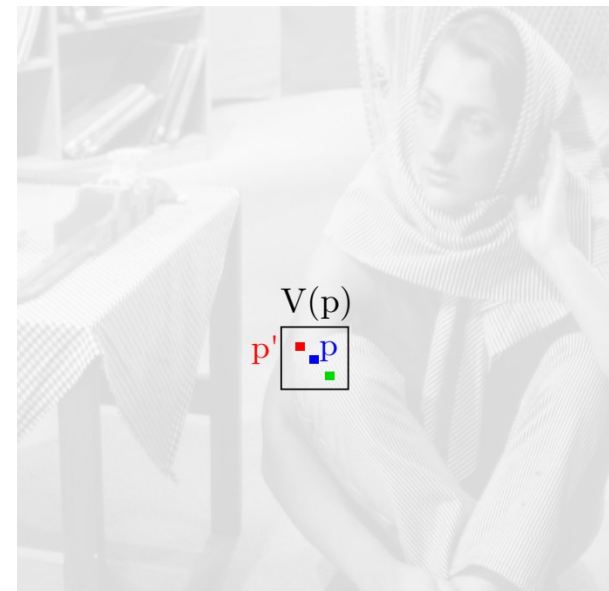
- **Spatial** : la distance des voisins influence la moyenne (= filtre Gaussien).
Plus un pixel est proche spatialement, plus il contribue.
- **Couleur** : la différence en intensité des voisins influence la moyenne.
Plus un pixel est de même intensité/couleur, plus il contribue.
→ **Préservation des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

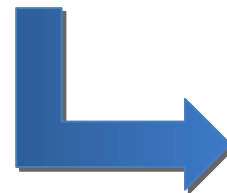


Image filtrée

Résultats



Image initiale

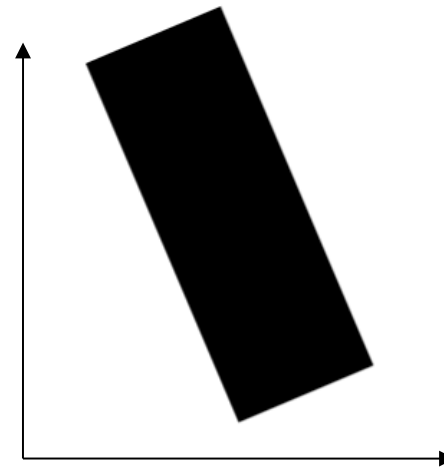
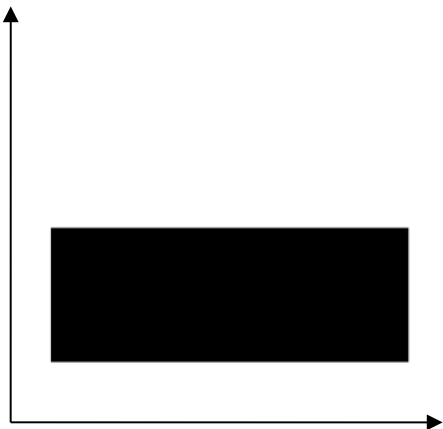


Image filtrée

Rotation, translation, similarité

$$\vec{p}_1 = \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix} \xrightarrow{f(.)} \vec{p}_2 = \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix}$$

$$\vec{p}_2 = \vec{t} + SR\vec{p}_1 \quad R = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix} \quad \vec{s} = \begin{bmatrix} s_1 & 0 \\ 0 & s_2 \end{bmatrix}$$



D'un point vue numérique

- Pas de bijection entre l'espace de départ et d'arrivée

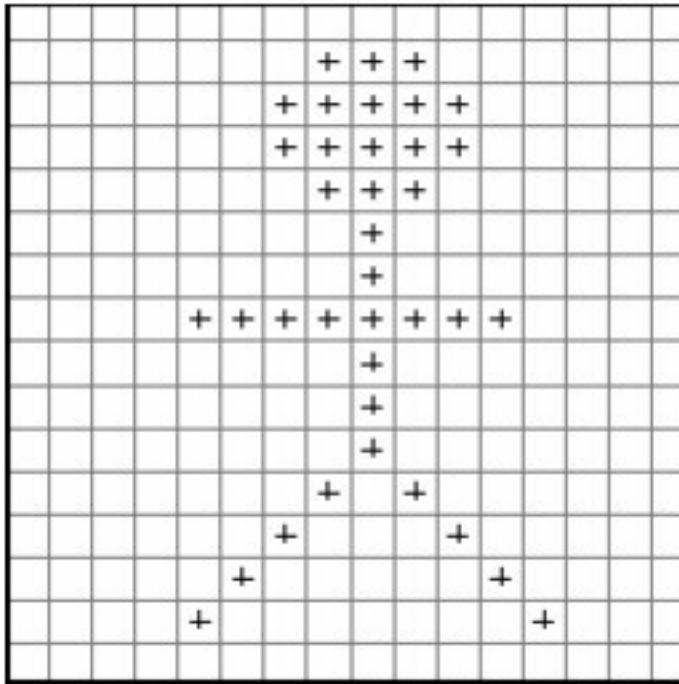


Image de départ

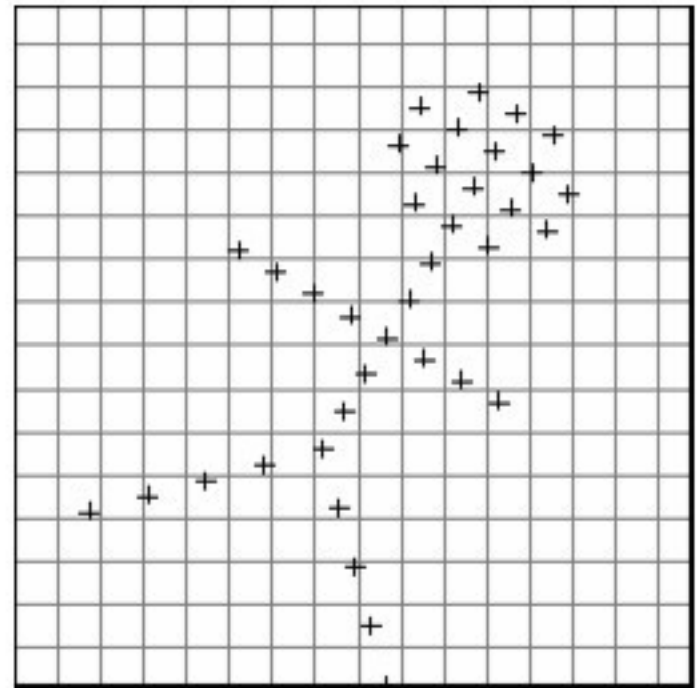
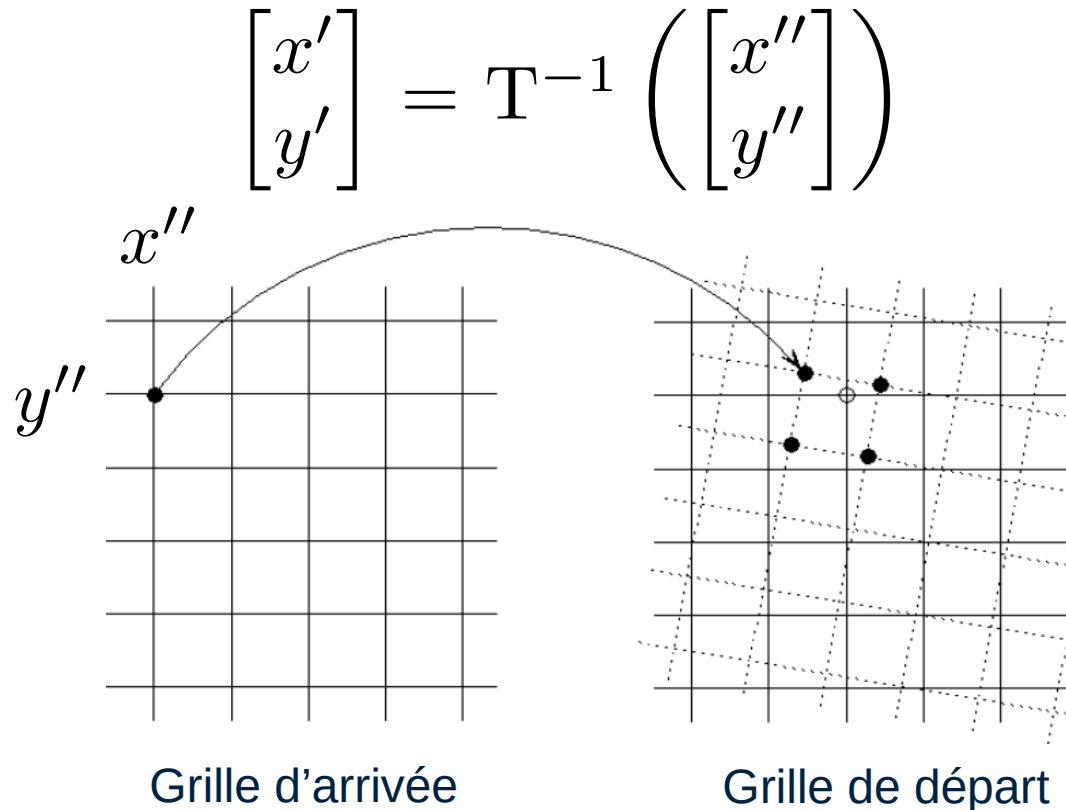


Image d'arrivée

D'un point vue numérique

- Pas de bijection entre l'espace de départ et d'arrivée
→ Application de la transformation inverse

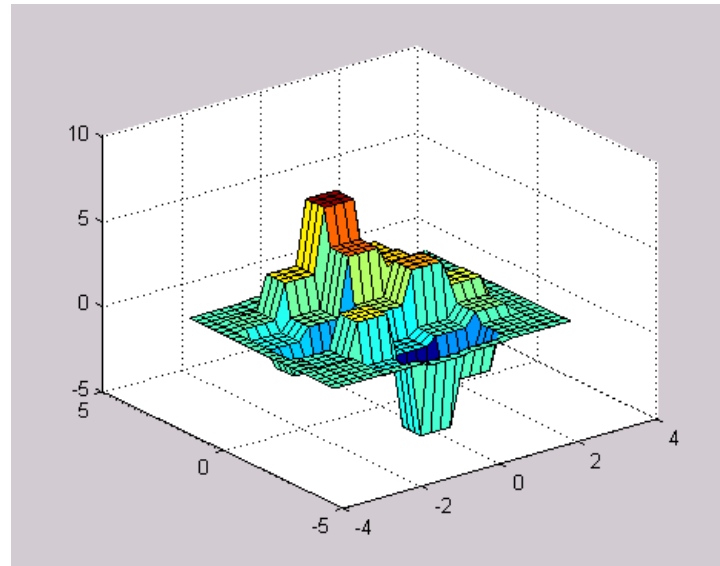
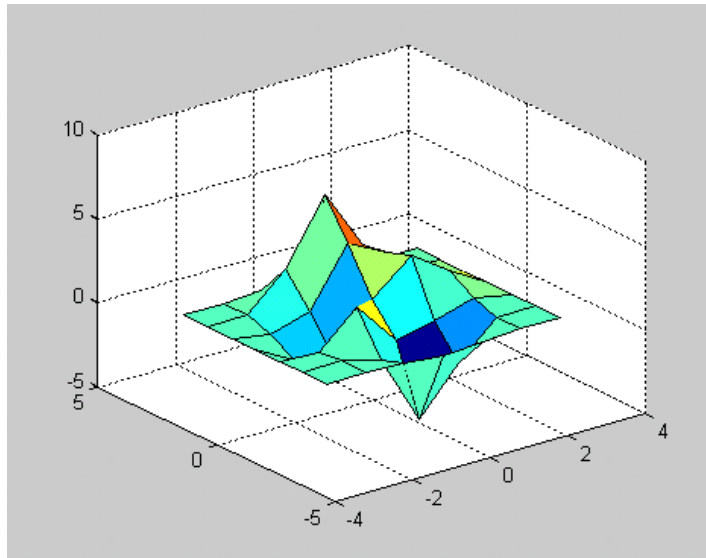
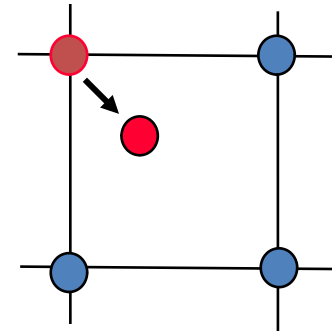


Méthode d'interpolation

- **Plus proche voisin** : sélection du pixel le plus proche

$$\hat{I}(\bullet) = I(\bullet)$$

$$\hat{I}(x', y') = I(\text{round}(x'), \text{round}(y'))$$



Méthode d'interpolation

- **Bilinéaire** : moyenne pondérée des 4 pixels les plus proches

$$I(x', y') = b(1 - a)I(y + 1, x) + baI(y + 1, x + 1) \\ + (1 - b)(1 - a)I(y, x) + a(1 - b)I(y, x + 1)$$

$$\begin{cases} a = x' - x \\ b = y' - y \end{cases}$$

$$\begin{cases} x = \text{floor}(x') \\ y = \text{floor}(y') \end{cases}$$

