Traitement d’images
Introduction

Caroline Petitjean

Image Processing Tasks

Low-Level

Denoising

Deblurring

Compression

Super-Resolution

Inpainting

Mid-Level

Segmentation

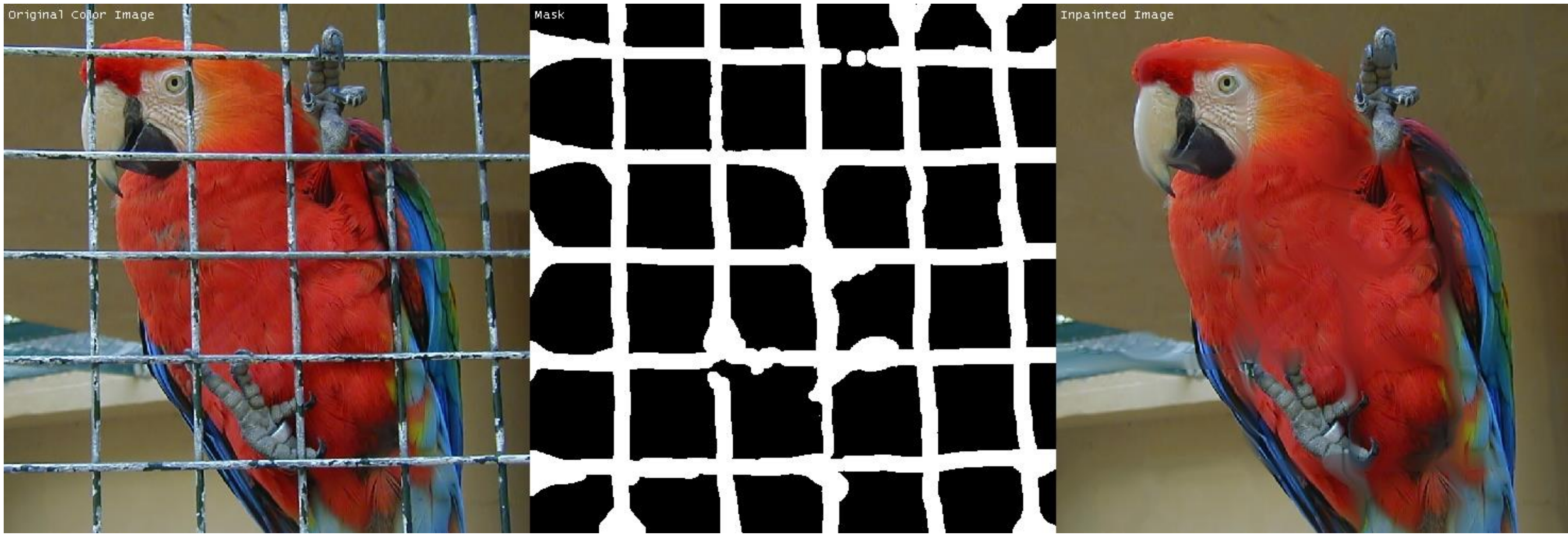
Registration

High-Level

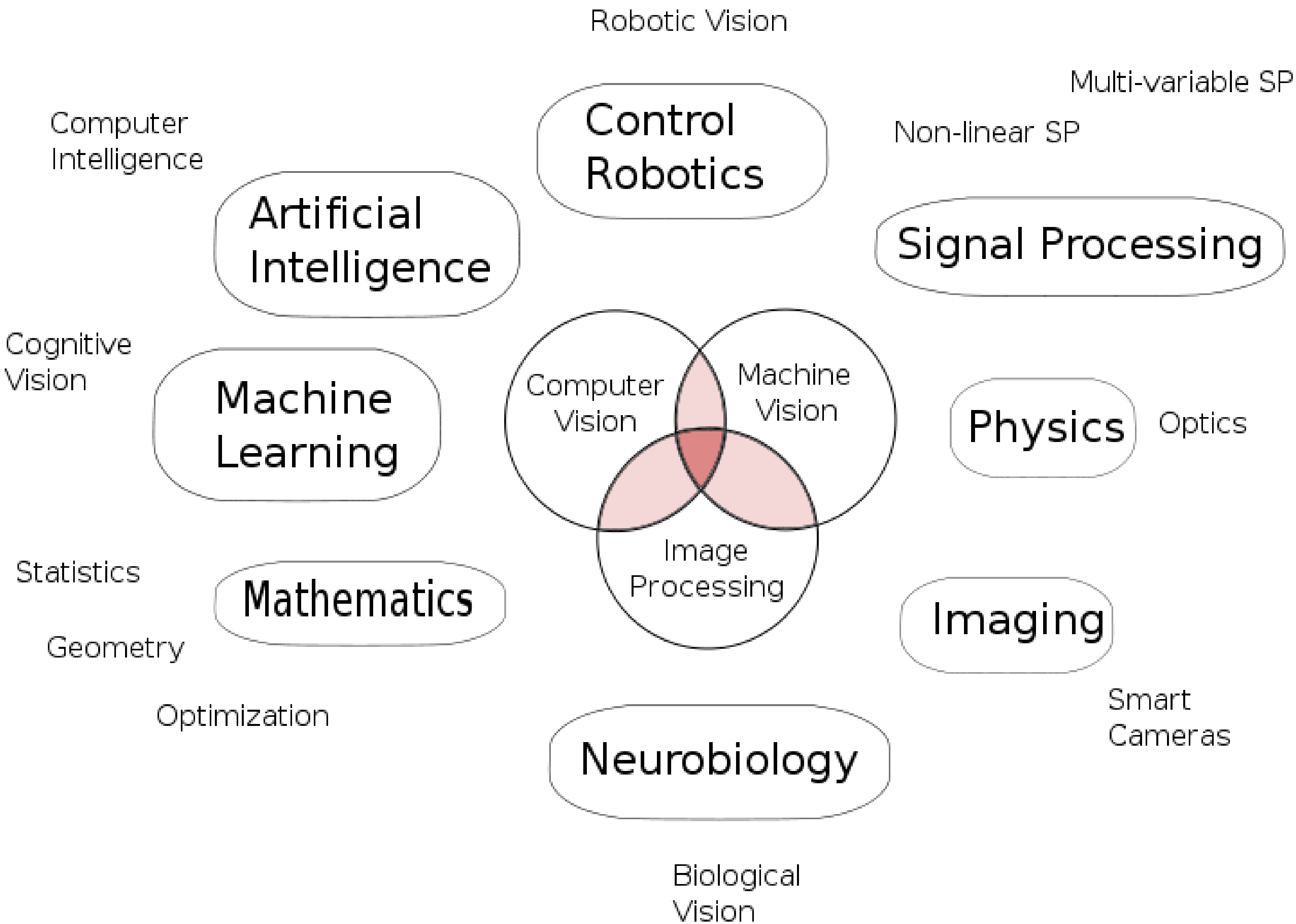
Object Detection

Object Recognition

Inpainting

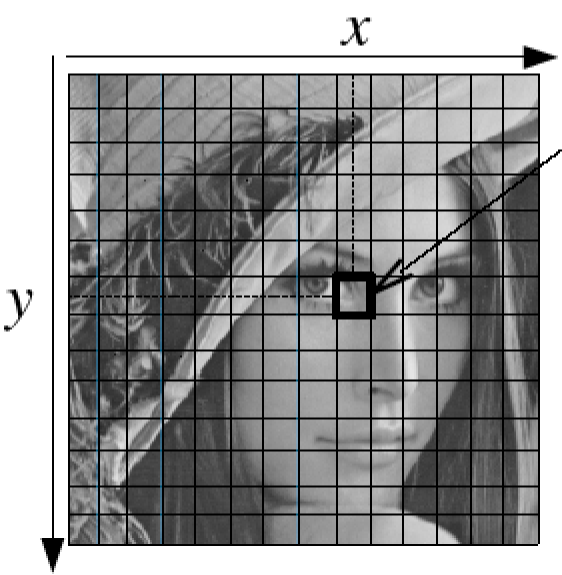


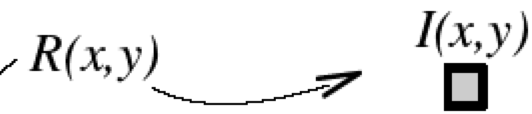
http://www.cmap.polytechnique.fr/~peyre/cours/x2004signal/



http://en.wikipedia.org/wiki/Computer_vision

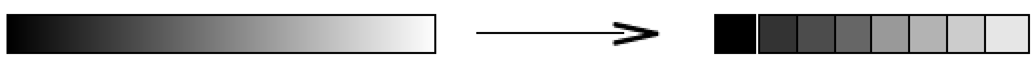
Image numérique





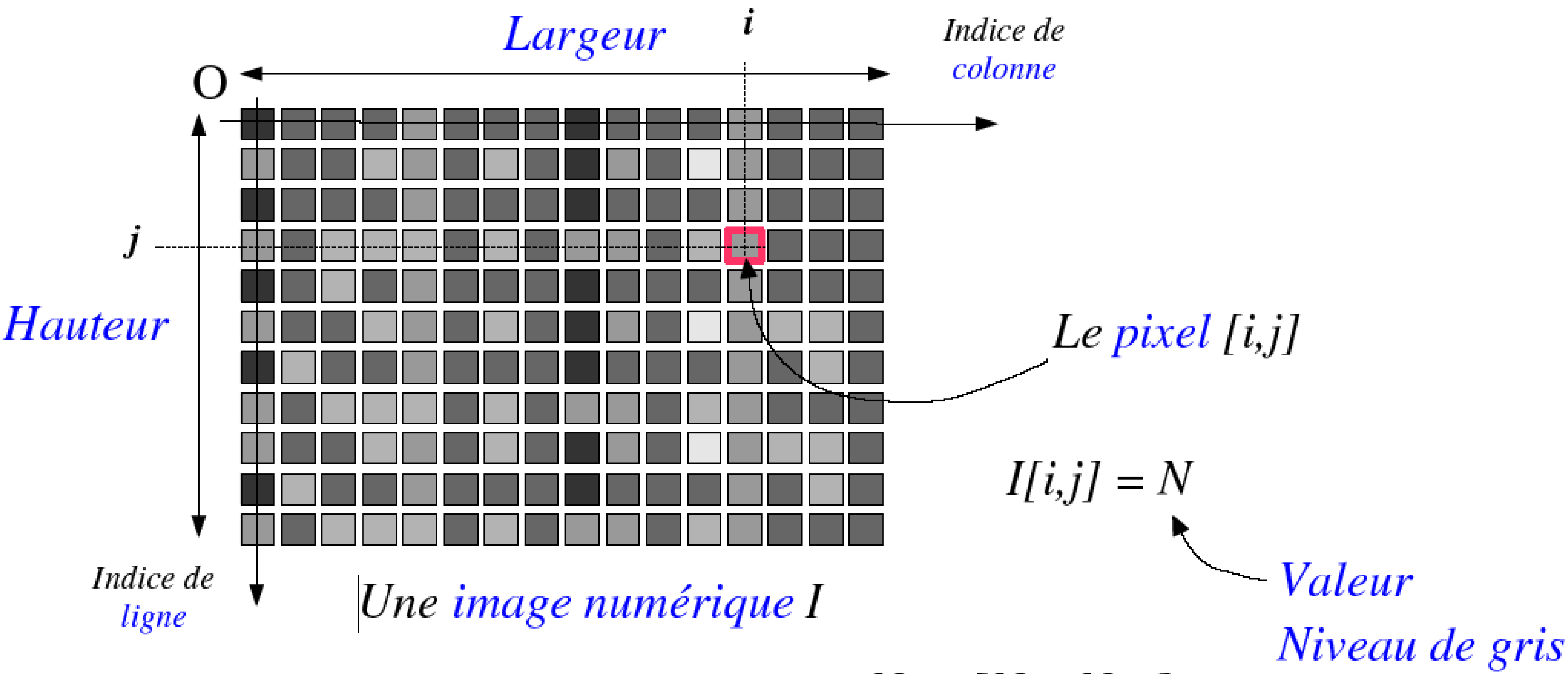
L'*échantillonnage* est le procédé de discrétisation spatiale d'une image consistant à associer à chaque zone rectangulaire *R(x,y)* d'une image continue une unique valeur *I(x,y)*.
On parle de *sous-échantillonnage* lorsque l'image est déjà discrétisée et qu'on diminue le nombre d'échantillons.

La *quantification* désigne la limitation du nombre de valeurs différentes que peut prendre *I(x,y)*.



Une *image numérique* est une image *échantillonnée et quantifiée*.

Pixels et niveau de gris



$$N \in [N_{min}, N_{max}]$$

$$(N_{max} - N_{min}) = \textit{nombre de niveaux de gris}$$

$$Log_2(N_{max} - N_{min}) = \textit{dynamique}$$

Echantillonnage et quantification

Résolution...

...spatiale : *Échantillonnage*

256x256

128x128

64x64

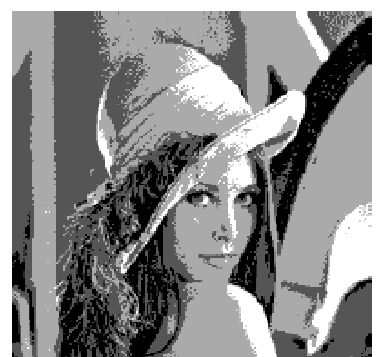
32x32

...tonale : *Quantification*

6 bits

4 bits

3 bits



2 bits

1 bit

1ères slides tirées du cours de A.Manzanera
Master IAD Paris 6

Image 512x512

(1)

Image sous-échantillonnée : 1 ligne sur 2, 1 colonne sur 2 supprimée

(2)

(3)

Image sous-échantillonnée avec filtrage préalable

Source : cours A. Manzanera

Image
512x512

(2)

(3)

(2)

(3)

prealable

Source : cours A. Manzanera

Notion de topologie

- Distance entre 2 pixels $P(x_p, y_p)$ et $Q(x_q, y_q)$

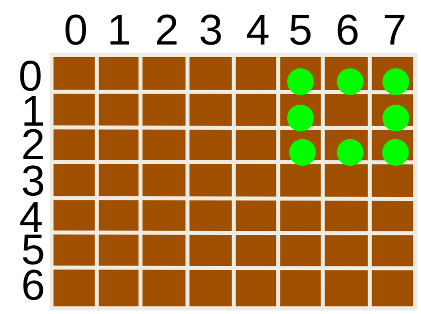
distance euclidienne : $d(P,Q) = ||P-Q||= [(x_p - x_q)^2 + (y_p - y_q)^2]^{1/2}$

distance de Manhattan : $d(P,Q)=|x_p - x_q| + |y_p - y_q|$

- **Voisinage d'un pixel**

Comment définir les voisins d'un pixel ?

Vk(P) = { Q : 0 <d(P,Q) <= k }

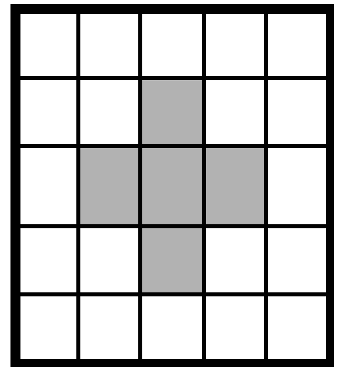


$$V_4(P(i,j)) = \{P'(i',j') \in I \,/\, |i'-i| + |j'-j| \leq 1\}$$

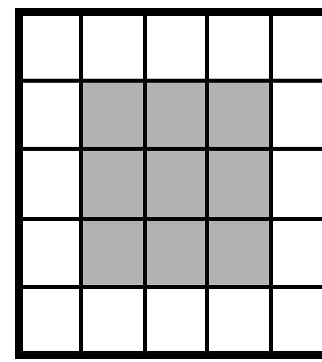
$$V_8(P(i,j)) = \{P'(i',j') \in I \,/\, Max\{|i'-i|, |j'-j|\} \leq 1\}$$

Notions de topologie

✓ V4 : Voisinage en 4 connexité



Source : cours X. Clady



✓ V8 : Voisinage en 8 connexité

Exo : calculer la dist. euclidienne entre 2 vs 8-connexes

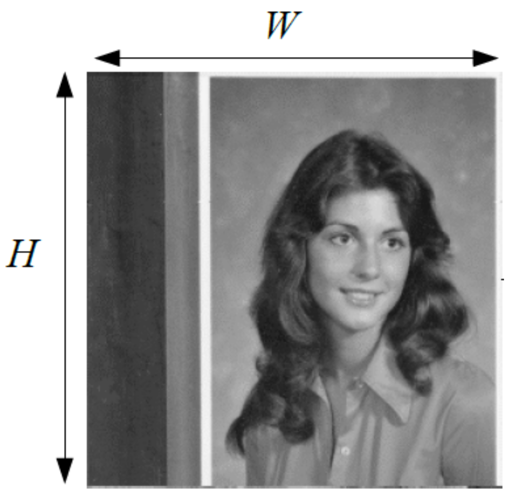
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	1	1	0	0	0	1	1	1
0	1	1	0	0	1	0	1	1
0	1	1	0	0	0	0	0	0
0	0	0	1	1	0	0	0	0
0	0	0	1	1	0	0	0	0
0	0	0	1	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0

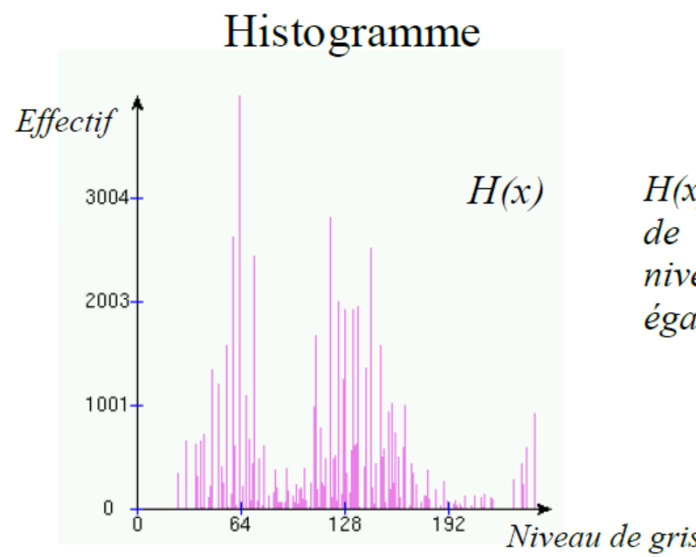
Combien de formes connexes dans cette image ?

Connexe = « d'un seul tenant »

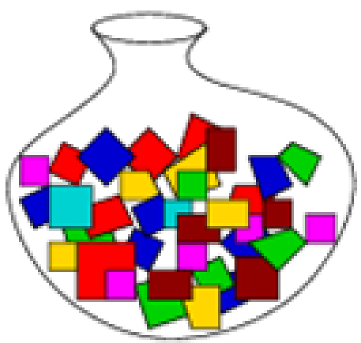
Un objet est dit *connexe* s'il est fait d'un seul morceau

Histogramme



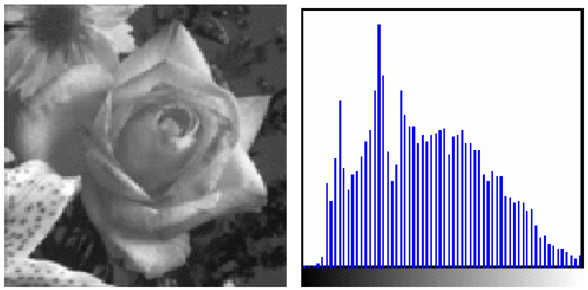


H(x) est le nombre de pixels dont le niveau de gris est égal à x.

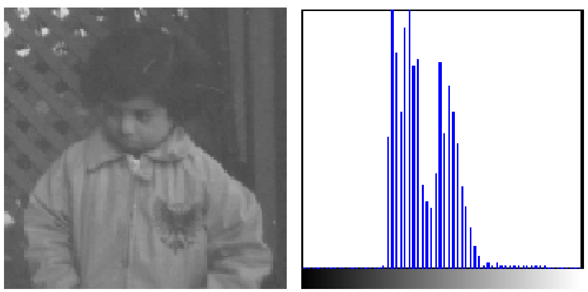


Histogramme

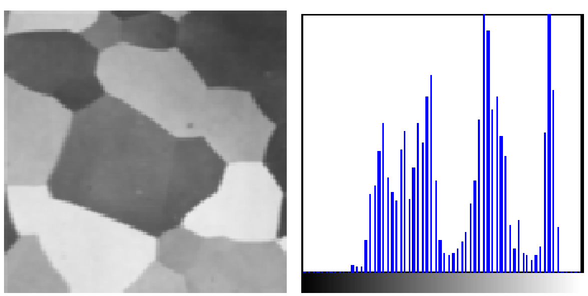
Exemples



Exemple d'histogramme bien réparti



Une image mal contrastée a un histogramme concentré sur une sous partie des intensités disponibles



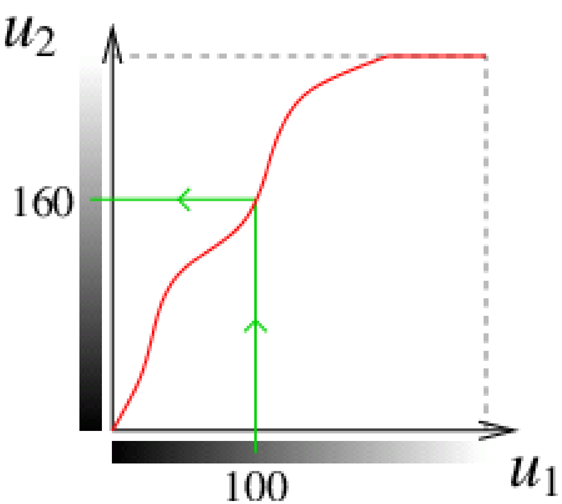
Des regroupements ou pics dans l'histogramme peuvent indiquer des structures ou objets dans l'image

Définir une transformation des intensités

– Modifier un histogramme revient à définir une transformation sur les intensités.

– Cette transformation correspond à la donnée d'un tableau M tel que

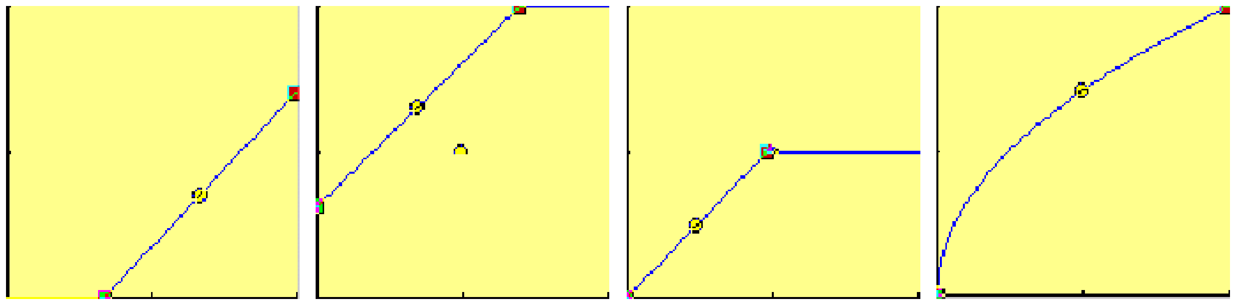
$$\text{Image 2 (i,j)} = M[\text{Image 1 (i,j)}]$$



	0	1	2		100		252	253	254	255
$M =$	0	0	1		160		230	244	254	250

a4 b1 c2 d3

EXO 2 A partir de l'image de gauche, on applique les transformations a, b, c et d. Retrouvez les résultats correspondants.



a b c d

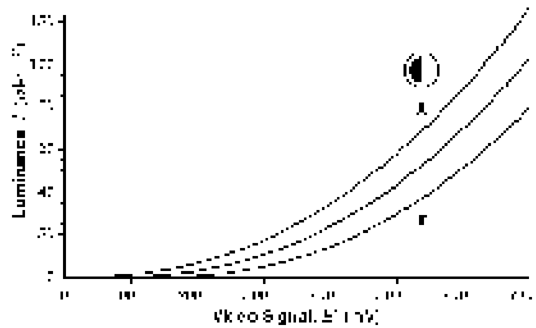
1 2 3 4

A vous de jouer! ;)

La correction gamma

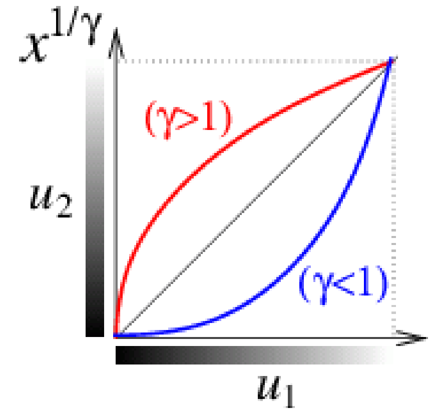
– Il y a une relation nonlinéaire entre la valeur d'un pixel (pix) et l'intensité affichée à l'écran $(disp)$:

$$disp = pix^{\gamma}, \quad \gamma > 1 \Rightarrow \text{images sombres}$$



– La plupart des moniteurs compensent ce problème en appliquant a priori une transformation du type : $pix = pix_{ini}^{(1/\gamma)}$

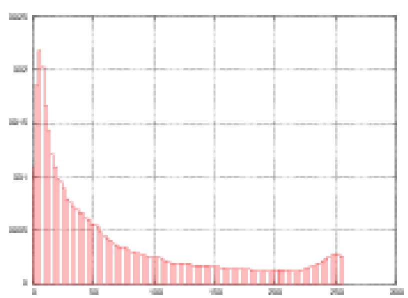
La correction gamma



– On peut utiliser ce type de transformations pour augmenter les contrastes d'une image.

– Exemple

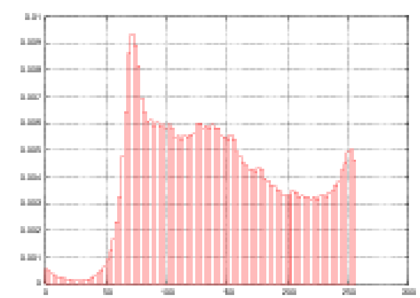
Image 1



histogramme

$\longrightarrow$

Image 2



histogramme

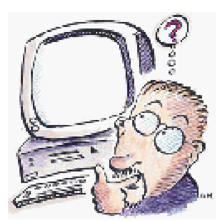


Image u,v ;   % Images sur 256 niveaux
float γ ; % Donné par l'utilisateur

Pour (i,j) dans l'image {

  v[i,j] = 255.0 $\left(\frac{\text{v[i,j]}}{255.0}\right)^{1/\gamma}$;

}

Histogramme

- L'extension de dynamique est une transformation affine du niveau de gris des pixels, de telle sorte que l'image utilise toute la dynamique de représentation.

- ***D*** *: dynamique*
- ***Nmin*** *: la plus petite valeur dans l'image*
- ***Nmax*** *: la plus grande valeur dans l'image*

$$f_{new}[x,y]=(f[x,y]-Nmin)\cdot\frac{2^D-1}{Nmax-Nmin}$$

Pour rendre la normalisation moins sensible aux valeurs marginales (outliers), on utilise généralement un paramètre β, 0<β<1,et on prend :

$$Nmin\in HC^{-1}(\beta)$$
$$Nmax\in HC^{-1}(1-\beta)$$

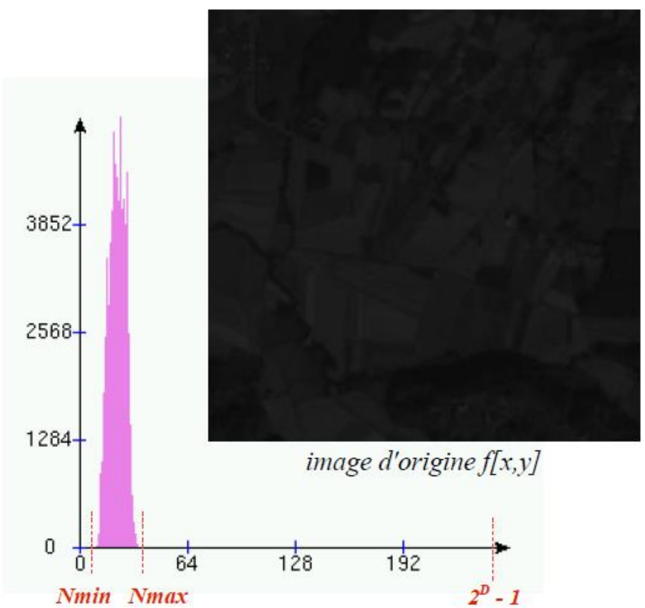
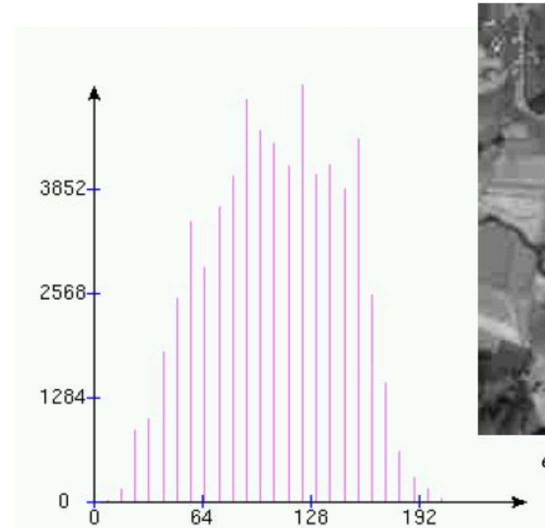


image d'origine f[x,y]

histogramme d'origine



histogramme normalisé

expansion de dynamique f_{new} [x,y]

Histogramme

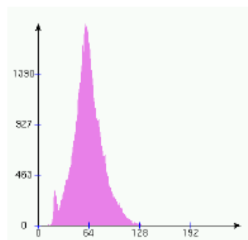
L'*égalisation d'histogramme* est une transformation des niveaux de gris dont le principe est d'*équilibrer* le mieux possible la distribution des pixels dans la dynamique (Idéalement, on cherche à obtenir un *histogramme plat*).

•*La technique classique consiste à rendre « le plus linéaire possible » l'histogramme cumulé de l'image en utilisant la transformation suivante :*

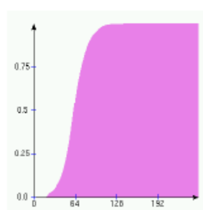
$$f_{new}[x,y] = (2^D - 1) \cdot \frac{HC(f[x,y])}{wh}$$

- ***D*** *: dynamique*
- ***(w,h)*** *: dimension de l'image*
- ***HC(.)*** *: histogramme cumulé*

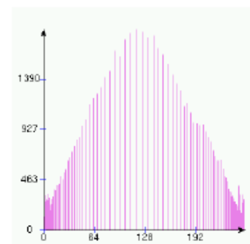
Original f[x,y]



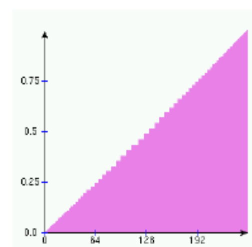
Histogramme de f



Histogramme cumulé de f



Histogramme de f_{new}

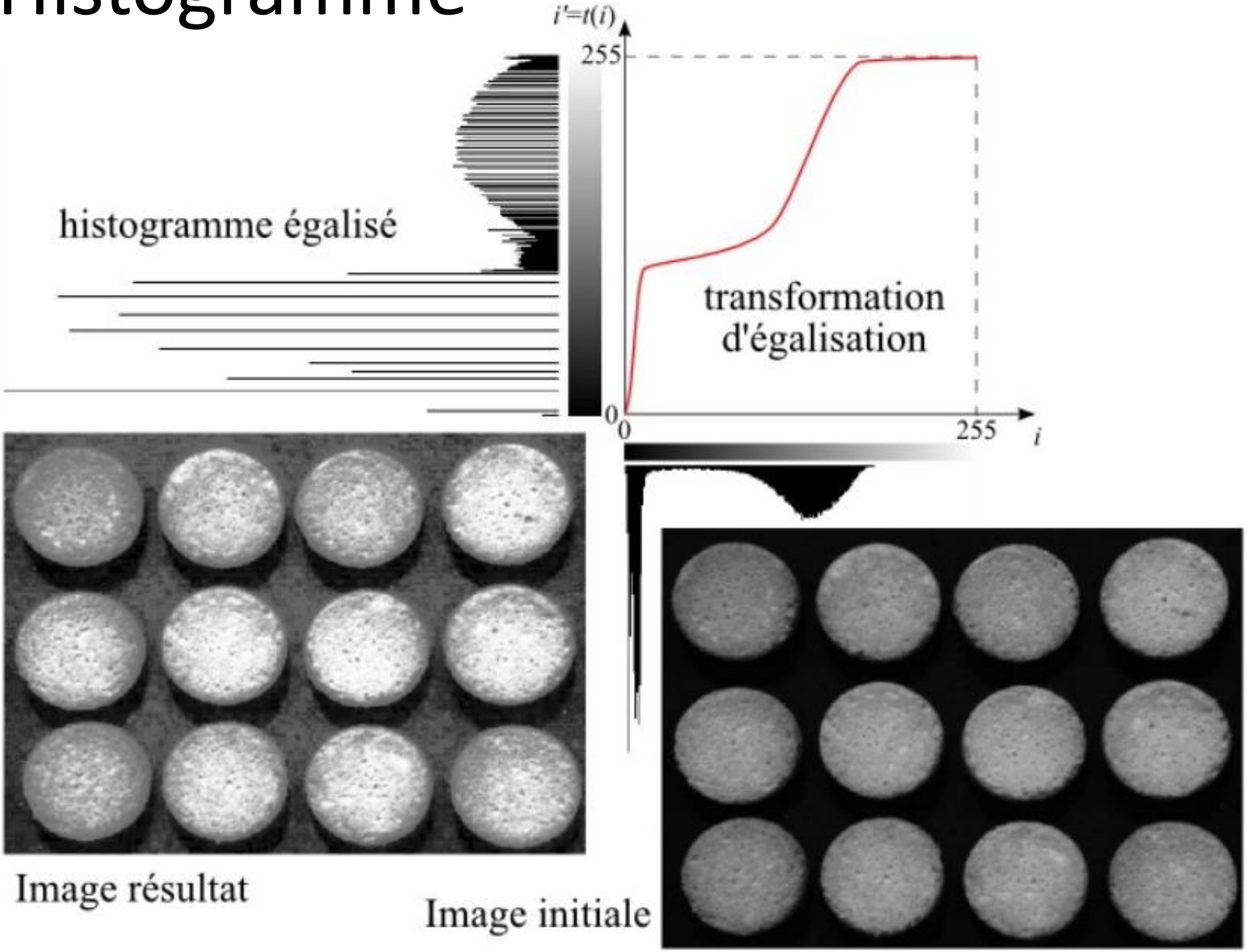


Histogramme cumulé de f_{new}

Après égalisation $f_{new}[x,y]$

Le résultat est une *augmentation global du contraste* dans l'image. Notez dans l'exemple ci-dessus l'accentuation des défauts avec la mise en évidence du bruit spatial fixe (effet de tramage) de l'imageur infra-rouge.

Histogramme



Caractéristiques statistiques de l’image

Moyenne

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^{255} iH(i)}{\sum_{i=0}^{255} H(i)}$$

Variance:

$$\sigma^2 = \frac{\sum_{0}^{255} (i-\mu)^2 H(i)}{\sum H(i)}$$

Informations sur la dispersion des niveaux de gris dans l’image

Caractéristiques statistiques de l'image

- Soit une image en NdG codée sur L niveaux (ex L = 256)
- L'image peut être vue comme la réalisation de NxM fois une variable aléatoire à valeurs dans [0 …. L-1] où NxM est le nombre de pixels

→ L'histogramme peut s'interpréter comme une estimation de la densité de probabilité.

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

$P(i)=\mathrm{Prob}\{I(x,y)=i\}$

$P(i) = H(i)/\sum H(i)$

Ng	#	Fréq. Rel = Prob(i)
0	2	.05
1	2	.05
2	4	.11
3	6	.17
4	7	.20
5	8	.22
6	6	.17
7	1	.03
	36	1.0

Entropie:

$$b_e = -\sum_{i=0}^{L} P(i)\log_2(P(i))$$

Exercice TD

Interpolation d'images

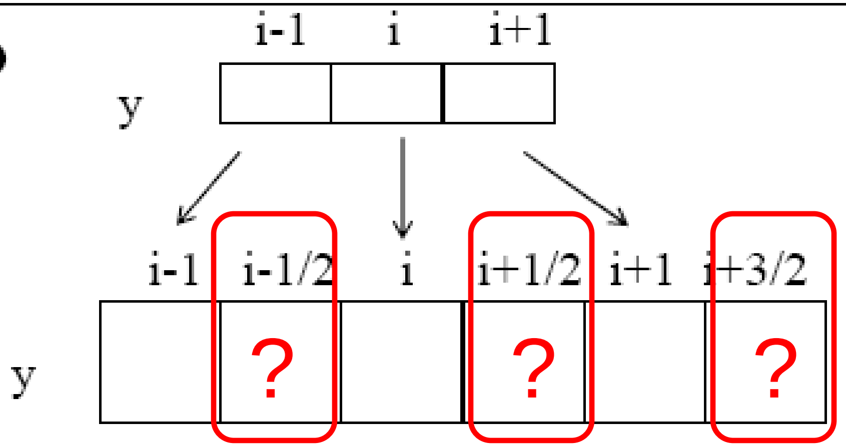
Détail à agrandir

- Comment faire pour augmenter la taille d'une image ?

Interpolation d’images

Zoom de l’image (exemple d’un zoom 2X)

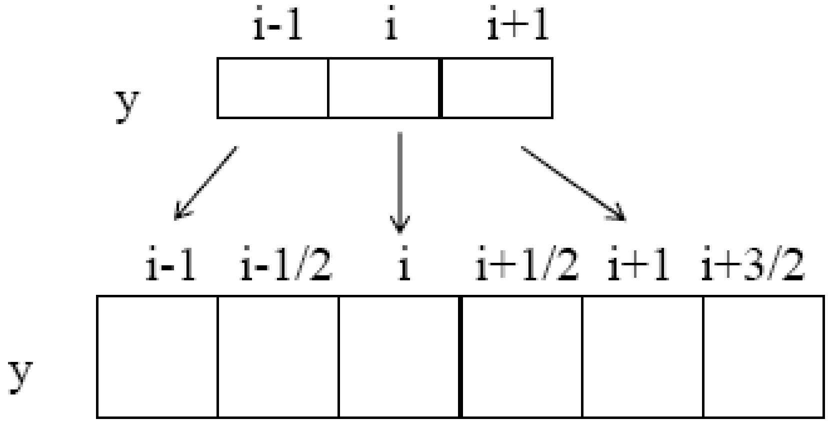
Interpolation linéaire, principe 1D



On suppose que la loi de variation entre y_i et y_{i+1} est linéaire :

$$y = a\,x + b$$

Interpolation d'images



- Interpolation linéaire
  - On utilise 2 voisins
- Interpolation cubique
  - On utilise 4 voisins

Interpolation cubique, principe 1D :

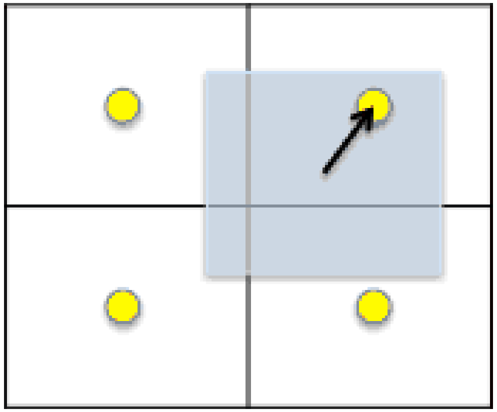
Même raisonnement que précédemment sauf que

$$y_{i+1/2} = (-y_{i-1} + 9*y_i + 9*y_{i+1} - y_{i+2}) /16$$

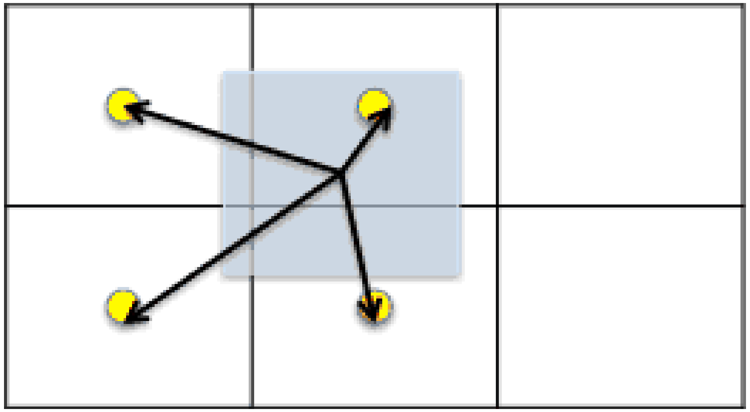
Interpolation d'images

- En 2D

  Le principe reste le même.



Plus proche voisin



Interpolation bilinéaire

Exemple (facteur de zoom = 6)

Duplication de pixel

Interpolation bilinéaire

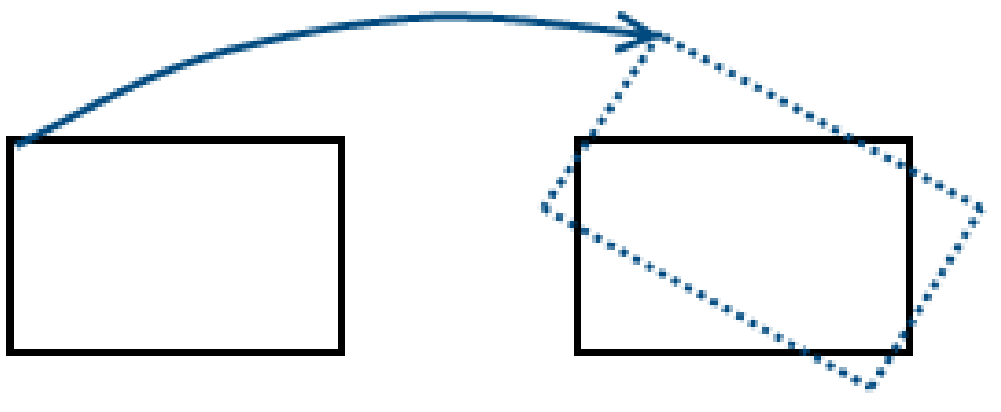
Interpolation bicubique

Interpolation d’images

- Conclusion
- Plusieurs méthodes pour augmenter la taille d’une image :
  - Duplication de pixels
  - Ajout de pixels par interpolation bilinéaire
  - Ajout de pixels par interpolation bicubique

Quand a-t-on besoin d'interpolation ?

- L'interpolation se rencontre lorsqu'on applique des transformations géométriques à l'image.
  - Exemple : zoom, rotation



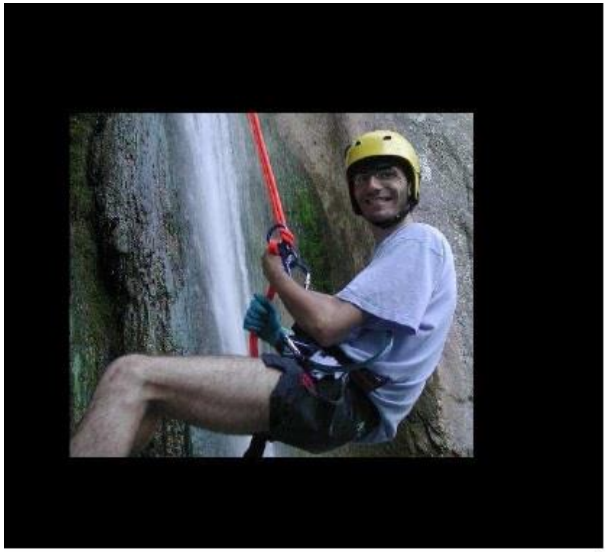


image originale

ordre 0

ordre 1

1 rotation de 10° autour du centre de l'image

ordre 3 (B=1 ;C=0)

ordre 3 (B=0 ;C=1)

9 rotations successives de 40°

(centre de l'image)

image originale

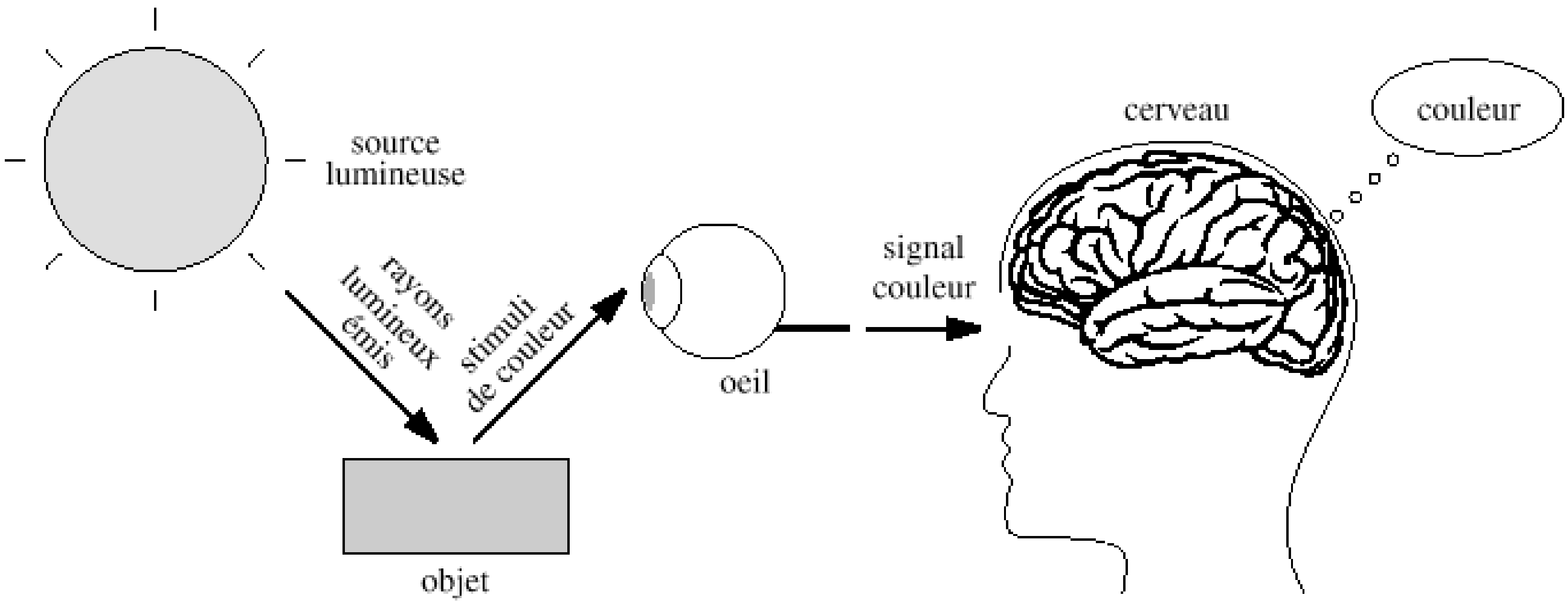
ordre 0

ordre 1

ordre 3 (B=1 ;C=0)

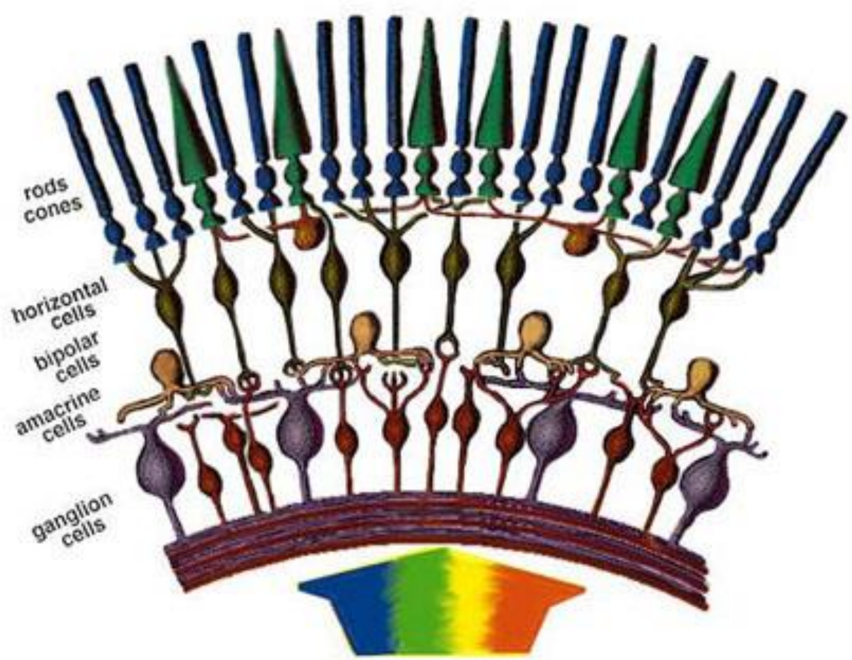
ordre 3 (B=0 ;C=1)

Perception humaine de la couleur



- pas de couleur sans lumière: **la nuit tous les chats sont gris** ☺
- un matériau n'a pas de couleur intrinsèque mais transforme les propriétés de la lumière

Perception humaine de la couleur

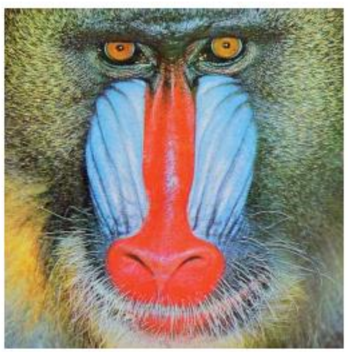


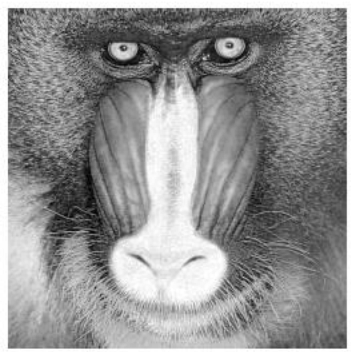
✘ pas de couleur sans lumière: **la nuit tous les chats sont gris** ☺

✘un matériau n'a pas de couleur intrinsèque mais transforme les propriétés de la lumière

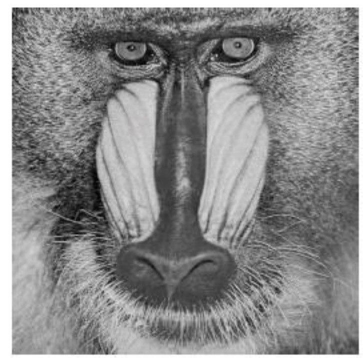
Couleur RGB

- Décomposition de l’image RGB sur les 3 plans R, G, B

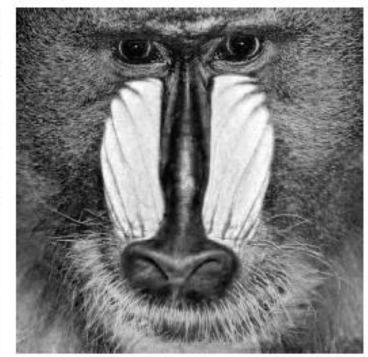




Rouge

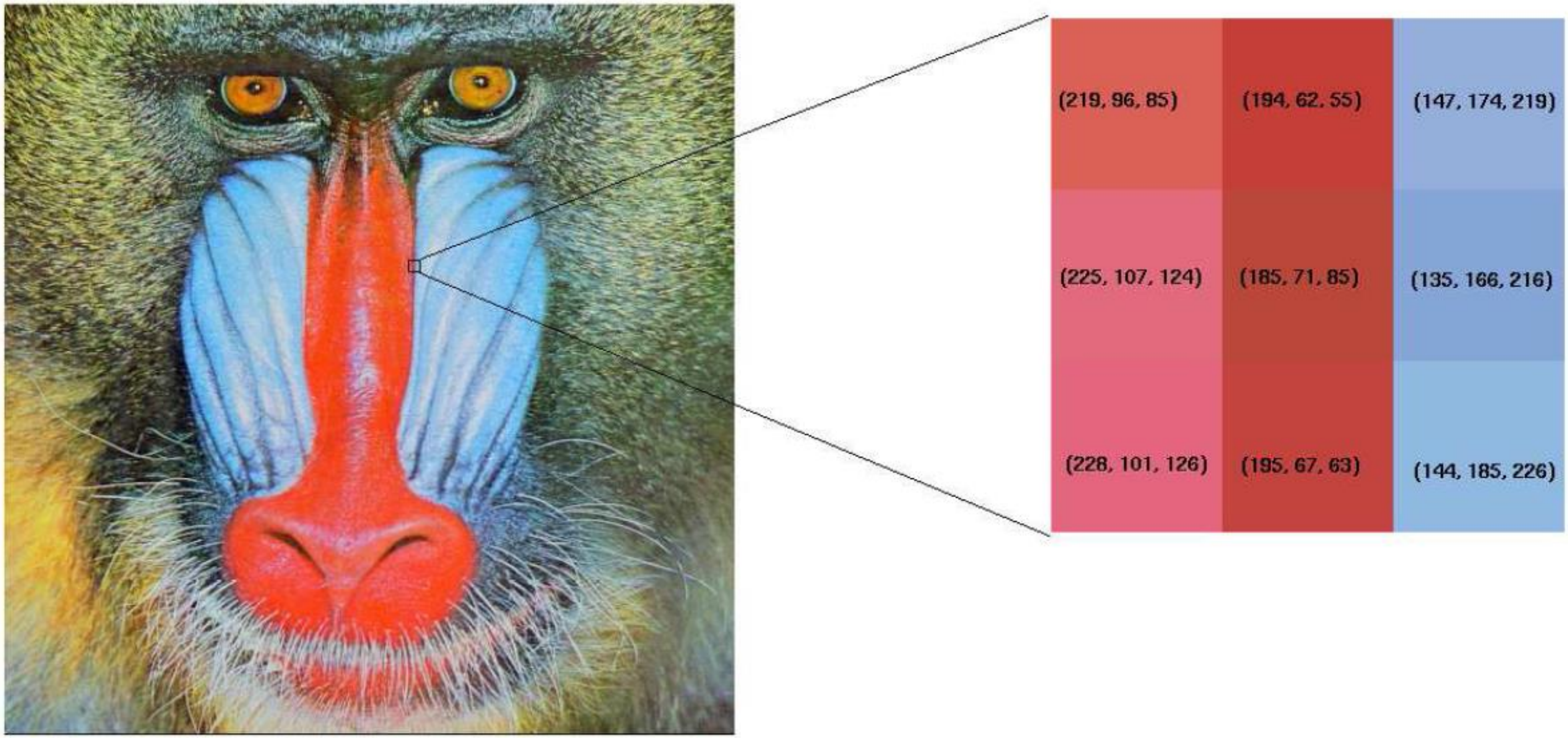


Vert



Bleu

Couleur RGB


(219, 96, 85)
(194, 62, 55)
(147, 174, 219)
(225, 107, 124)
(185, 71, 85)
(135, 166, 216)
(228, 101, 126)
(195, 67, 63)
(144, 185, 226)

Le modèle TSL (HSV)

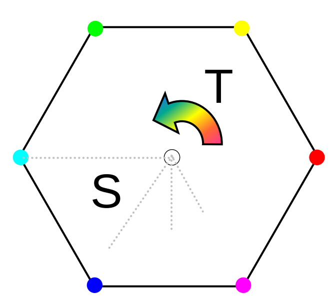
Modèle de couleur de Munsell (1946) : TSL (HSV)

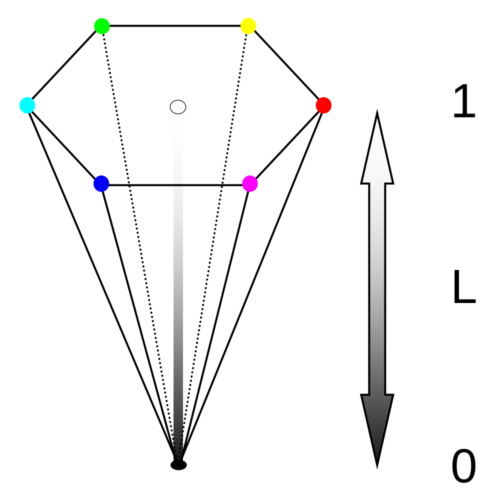
Le modèle TSL est fondé sur un modèle "perceptif" de la couleur :

T : ***Teinte*** (ou chrominance) : longueur d'onde dominante de la distribution spectrale de la couleur

S : ***Saturation*** : proportion de couleur pure par rapport au blanc

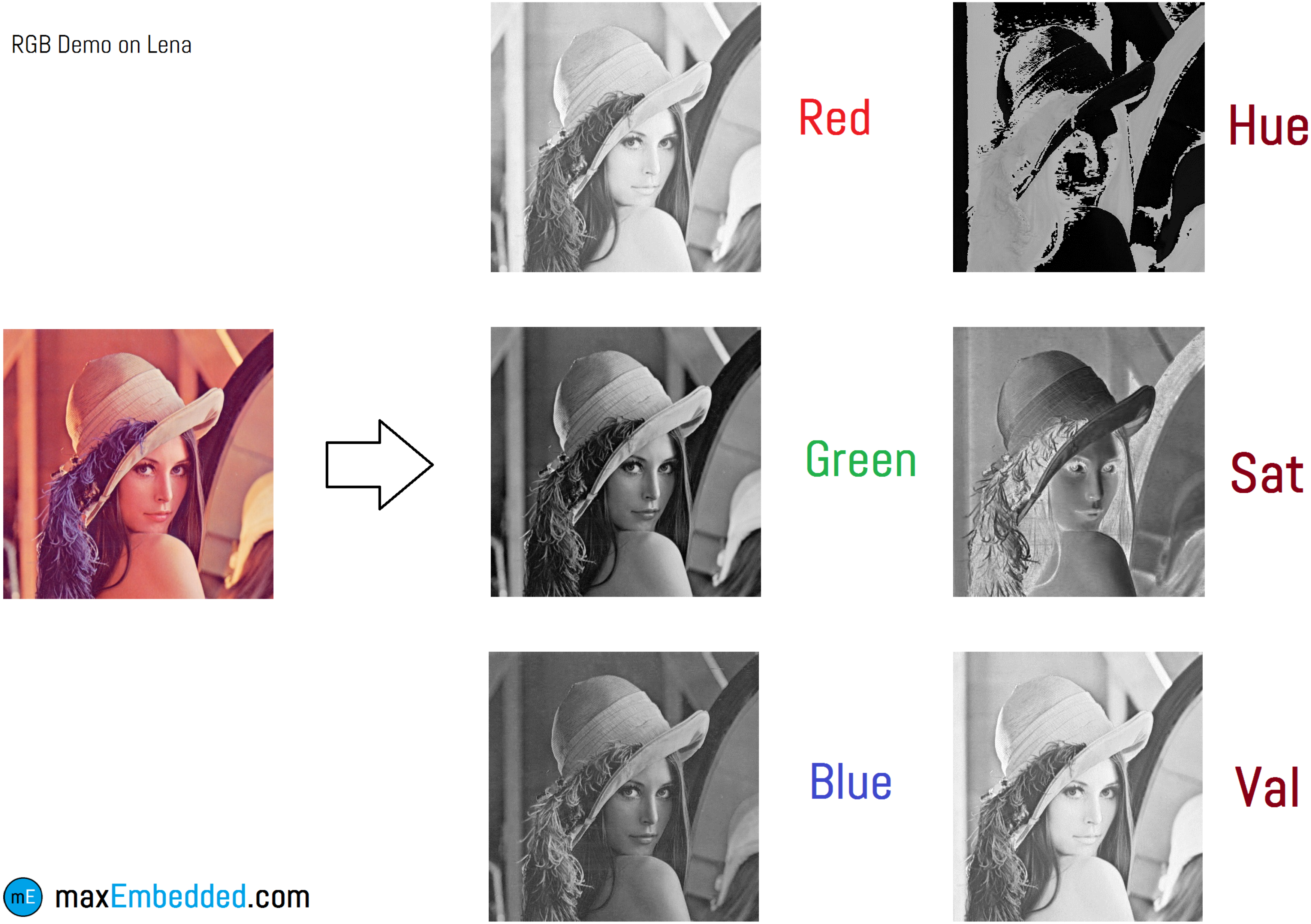
L : ***Luminance*** : intensité d'excitation visuelle, indépendant de T et S





HSV = f(RGB)

RGB Demo on Lena



maxEmbedded.com

RGB Demo on Lena

Red

Hue

Green

Sat

IMAGE
NdG

Blue

Val

Moyenne des 3 plans couleurs R, G, B

Références

- Cours B Nazarian, Imagerie numérique, Centre IRMf La Timone
- Cours R Zapata, Vision, LIRMM, Univ. Montpellier
- Cours C. Fernandez-Maloigne, Vision artificielle, IRCOM-SIC, Univ. Poitiers
- Cours S. Miguet, Techniques avancées en imagerie, LIRIS, Univ Lyon 2
- Cours A. Dieterlen, Traitement d’images
- Cours X. Clady, Traitement d’images
- Filters: Linear to Nonlinear, Local to Nonlocal, Todd Wittman, College of Charleston, 2012
- Non local image processing, JM Morel & Capo 2011
- Cours Julien Lefevre, Univ Aix Marseille