

Image Processing and Analysis

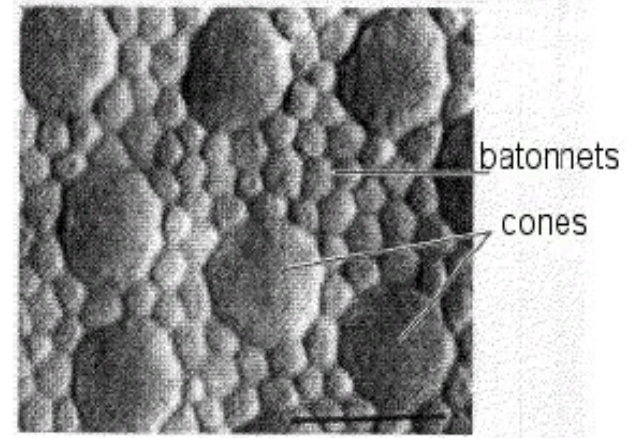
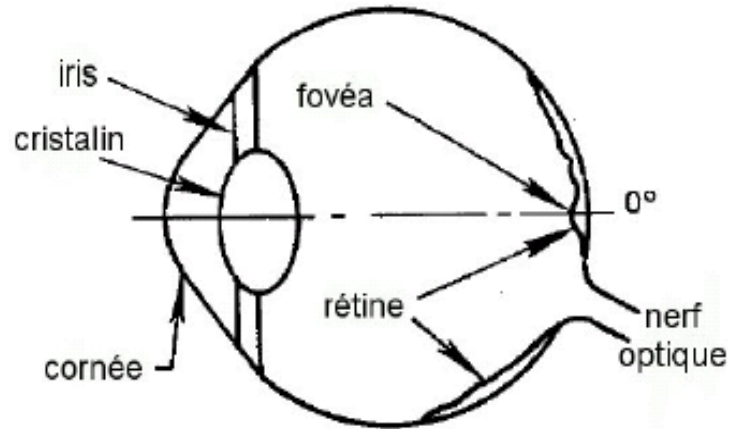
Introduction for Computational Biology

<http://www.imageprocessingbasics.com/>

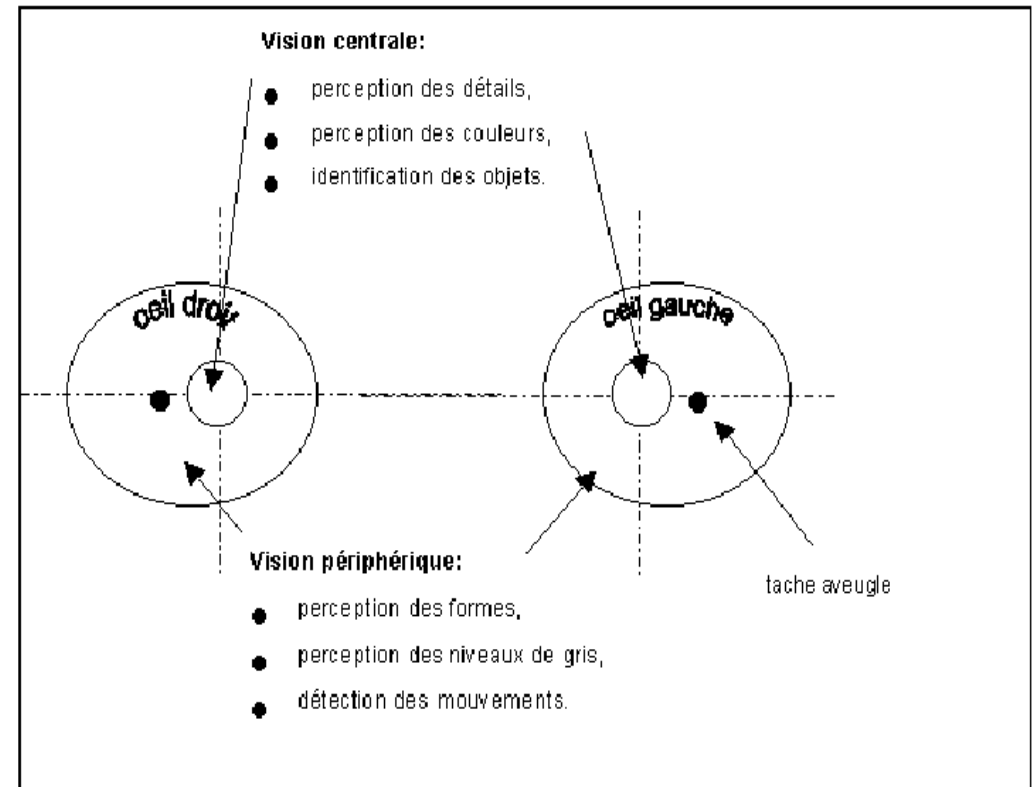
<http://www.cosc.canterbury.ac.nz/mukundan/covn/applcovn.html>

<https://transparent-human-embryo.com/> Iconic most recent development in imaging

Vision des Primates



- Cristallin : lentille de focale et d'ouverture variable
- Rétine : couche photosensible, transducteur optique -> électrique
- Rétine : hétérogène en nature et densité des photorécepteurs
- Dans la fovéa, zone d'hyperacuité visuelle, 6 à 7 Millions de cônes exclusivement, à branchement synaptique simple : caméra CCD
- Champ visuel asymétrique + point aveugle (<http://www.vonrechenberg.ch/blindspots.html>)



Robotic vision

Quick Access

Find a Product

Knowledge Base Search

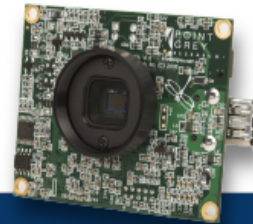
Downloads Login

Email Address

Password

[Forgot password?](#)

NEW 1.3MP DRAGONFLY2



Sony 1/3" CCD · 1296x964 at 20 FPS

[view all](#)

Point Grey Research® Inc. is a worldwide leader in the development of advanced digital camera technology products. With a number of local distributors throughout the world, Point Grey designs, manufactures and distributes IEEE-1394 (FireWire) cameras, stereo vision cameras and spherical digital video cameras to a broad spectrum of industries.



IMAGING

Single-lens IEEE-1394 (FireWire) and 1394b CCD and CMOS cameras.



STEREO VISION

Two- and three-camera IEEE-1394 (FireWire) stereo systems for 3D imaging.



SPHERICAL VISION

IEEE-1394 spherical imaging hardware and software.

[Products](#) • [Sales](#) • [Support](#) • [News](#) • [Corporate](#) • [Contact](#)

Recent News

8/15/2007

Point Grey Research Announces Remote Head Addition to the Dragonfly2 Family [\[more\]](#)

6/12/2007

Point Grey Research Launches the Grasshopper™ Series of IEEE-1394b Cameras [\[more\]](#)

Insights Newsletter

Stay updated with the latest Point Grey news by subscribing to our Insights mailing list.

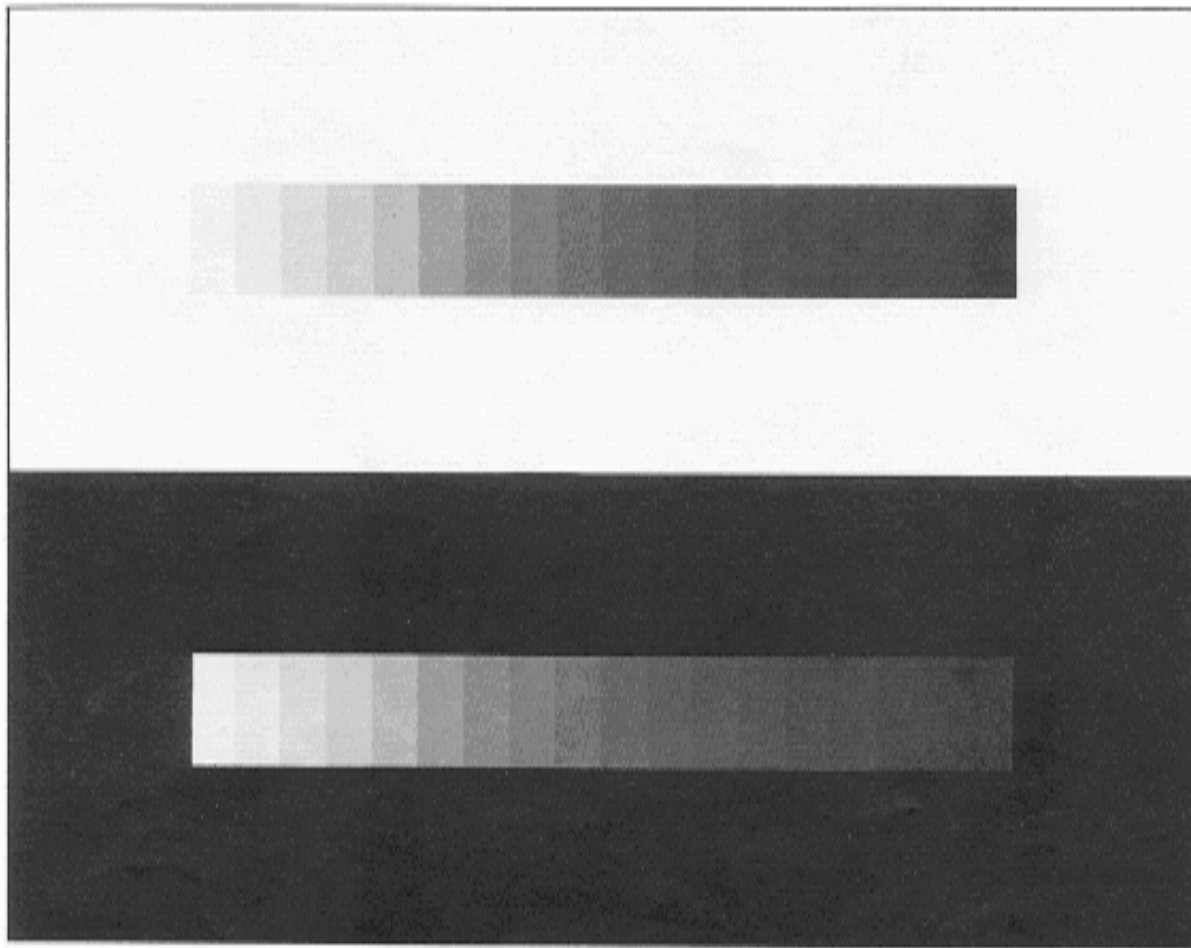


www.ptgrey.com

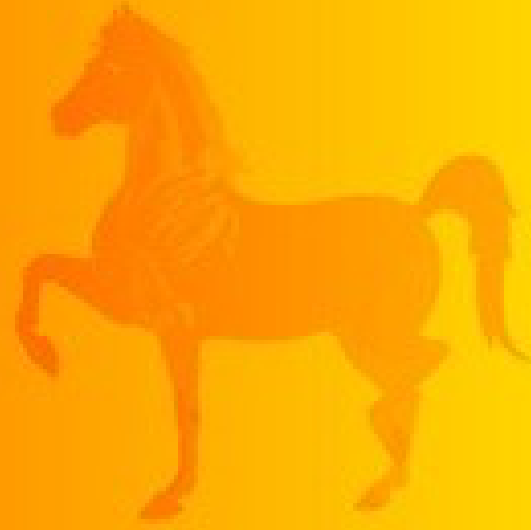


10 Years of Innovation in Imaging

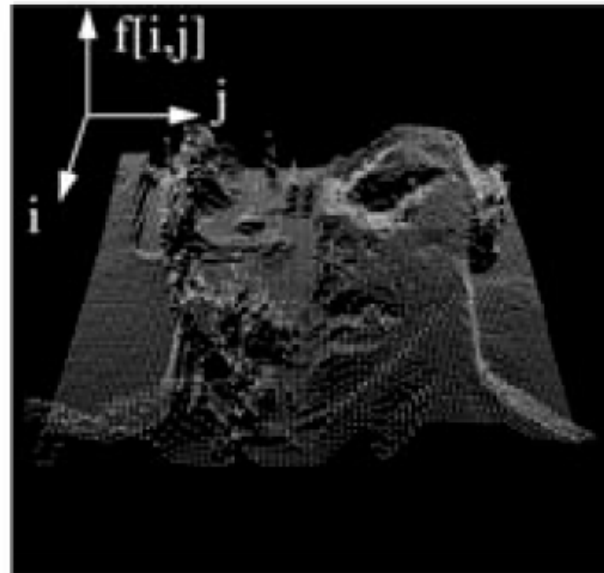
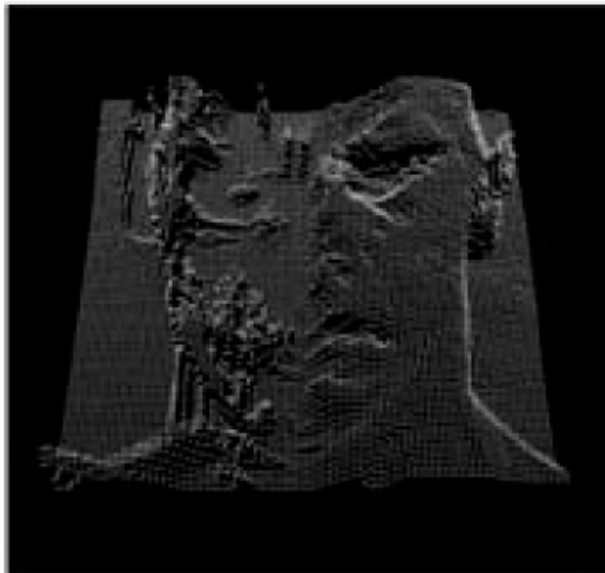
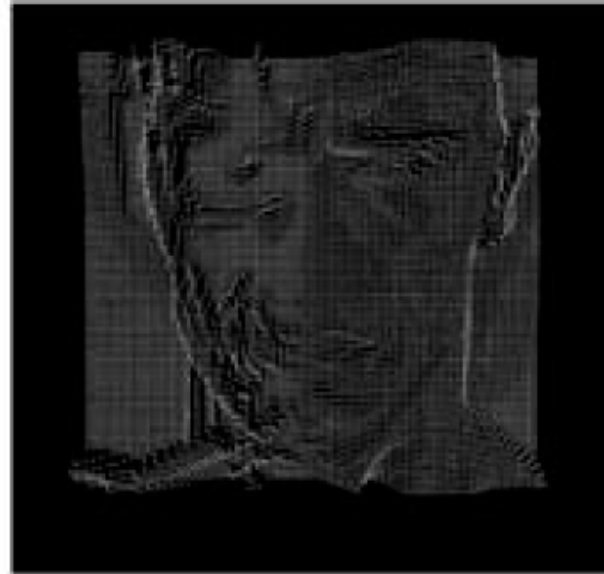
Universal Perception ?



· La perception des différentes gradations d'une échelle de gris dépend du niveau lumineux du fond.



Handling a digital image ? As a discrete matrix
 $f : [a,b] \times [c,d] \rightarrow [0,1]$



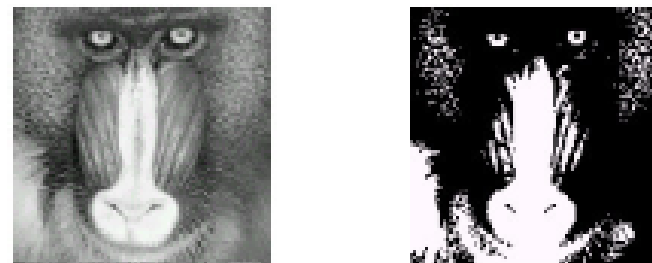
Format : very portable : *pgm* or *ppm* or *pbm*

```
P2
#feep.pgm
10 5
4
0 0 0 1 1 4 4 3 0 0
0 1 4 1 1 4 4 3 0 0
0 0 3 1 1 4 4 3 0 0
0 0 0 1 1 3 3 3 0 0
0 0 0 1 1 2 2 2 2 2
```

```
P3
# example.ppm
4 4
15
0 0 0 0 0 0 0 0 15 0
15
0 0 0 0 15 7 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 15 7 0 0 0
15 0 15 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0
```


La jungle des formats d'image

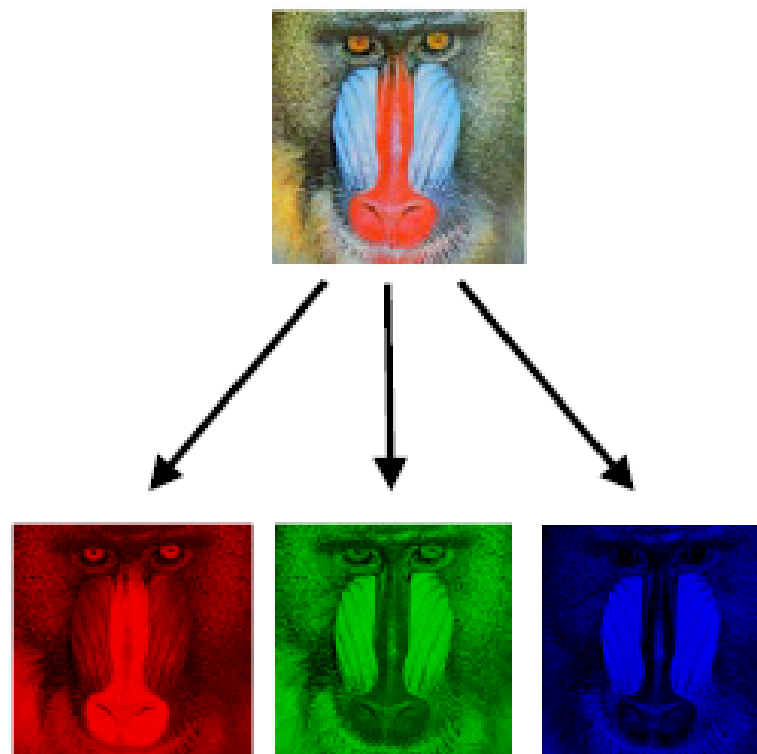
- **bitmap** \Rightarrow **image de niveaux de gris ou couleurs de type photo** (Exemple: GIF, PCX, BMP, JPEG, PGM...)



- Binaire: $I(x,y) \in \{0,1\}$
- Niveau de gris: $I(x,y) \in [0,255]$
- Couleur: $I_R(x,y) I_V(x,y) I_B(x,y)$

#ligne: 256, 512, 480, 600, 768, 1024
#colonne: 256, 512, 640, 800, 1024, 1280
#NdeG: 2, 64, 256, 1024, 4096, 16384

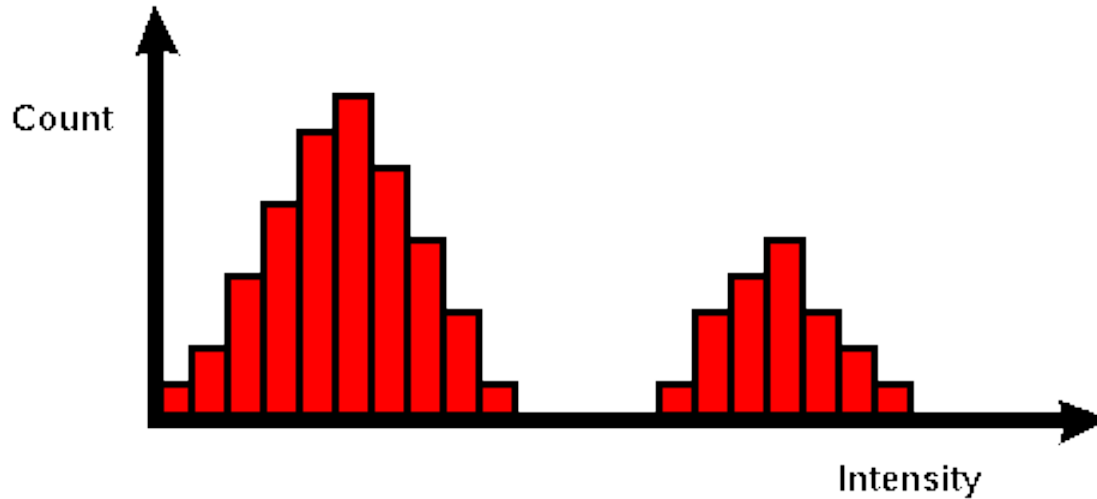
2^k (architecture, FFT...)



- **Vectoriel : SVG etc.**

Global representation of an image : histogram

Statistical distribution of grey levels : histogram spaces

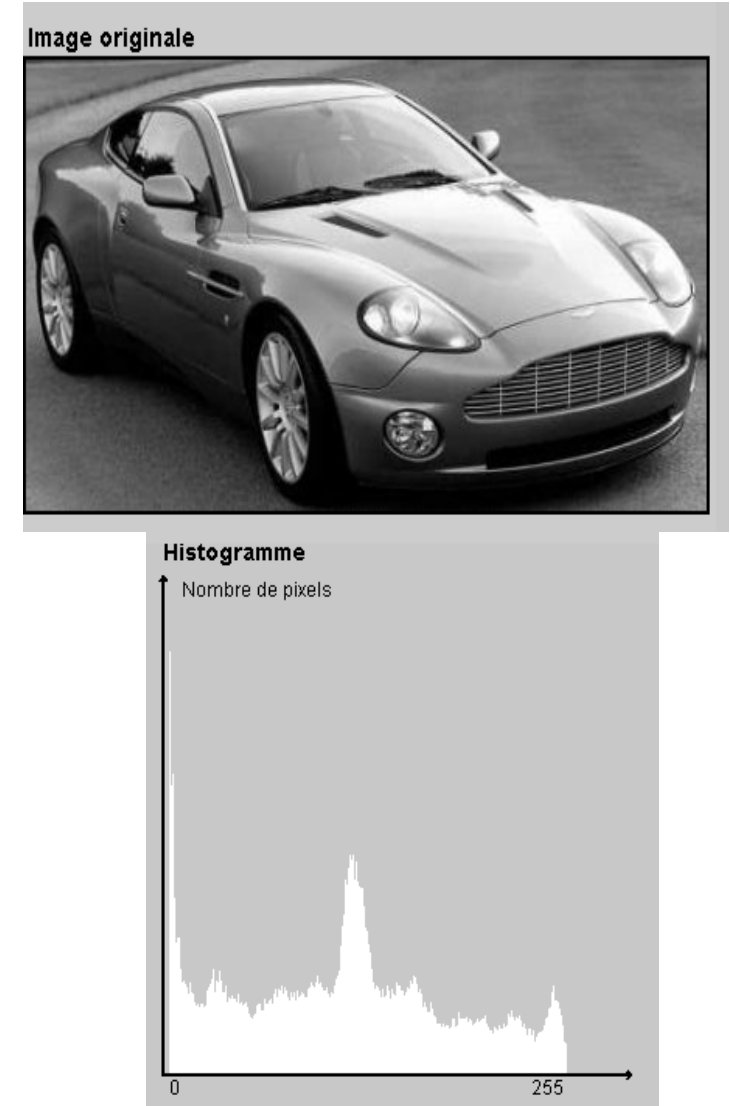
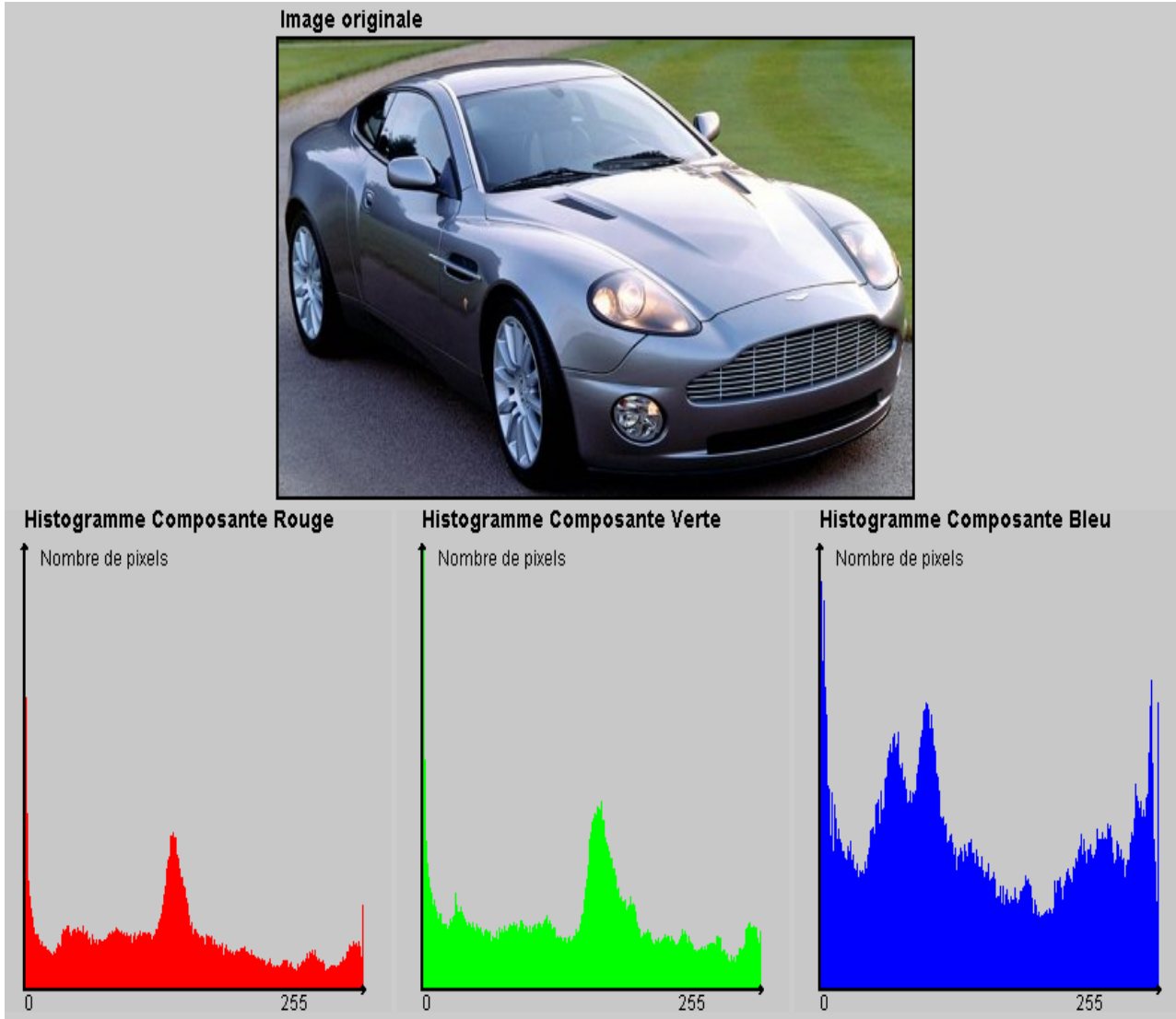


```
def contraste(A, f):
    n, m = np.shape(A)
    B = [[0 for j in range(m)] for i in
range(n)]
    for i in range(n):
        for j in range(m):
            B[i][j] = f(A[i][j])
    return B
```

```
nom = 'mandrill.jpg'
im = Image.open(nom).convert("L")
A = np.array(im)
plt.figure("Original")
plt.imshow(A, cmap=cm.gray)
plt.axis('off')
plt.savefig("Original", dpi=200)
plt.show()
plt.figure(u"Contraste1")
f = lambda x: np.sqrt(x)
B = contraste(A, f)
plt.imshow(B, cmap=cm.gray)
plt.axis('off')
plt.savefig('Contraste sqrt', dpi=200)
```

And a color image : $f(X,Y) \rightarrow (R,G,B)$: Vectorial functions analysis

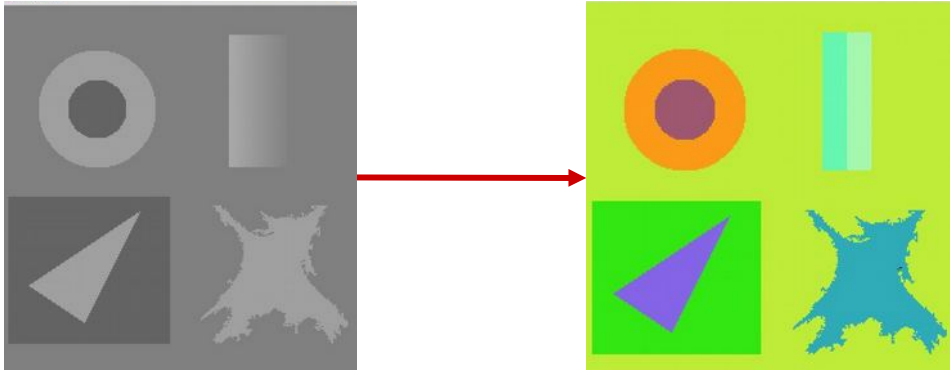
Color Histogram



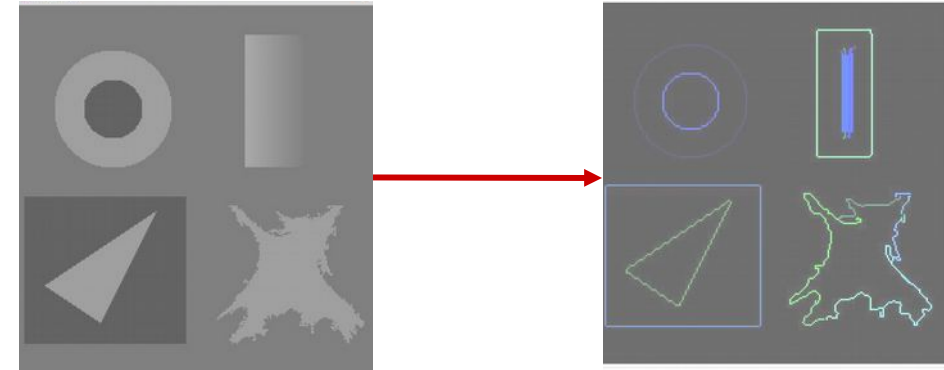
From Image processing to image analysis

We can SEGMENT (spatial clustering) an image with two approaches :

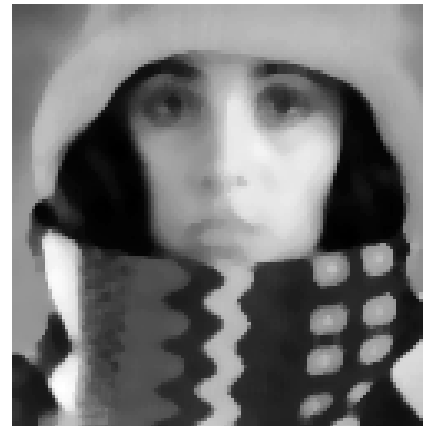
REGIONS or TEXTURES



CONTOURS

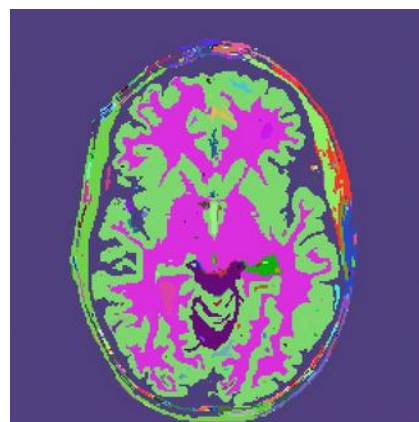
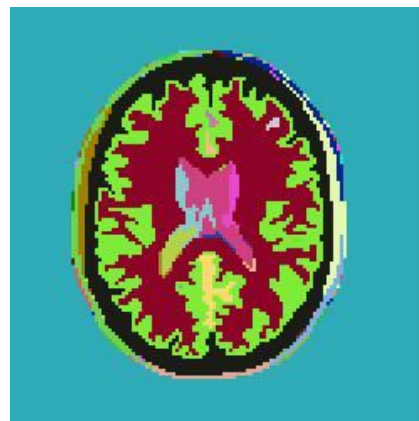


•An image should be pre-processed




```
def filtre_medien(A, taille):  
    n,m=np.shape(A)  
    ic = int(taille/2.)  
    B=[[0 for j in range(m)] for i in range(n)]  
    for i in range(ic,n-ic):  
        for j in range(ic,m-ic):  
            liste = []  
            for ik in range(-ic,ic+1):  
                for jk in range(-ic,ic+1):  
                    liste.append(A[i+ik][j+jk])  
            B[i][j]=np.median(liste)  
    return B
```

Regions



Segmentation en régions globale

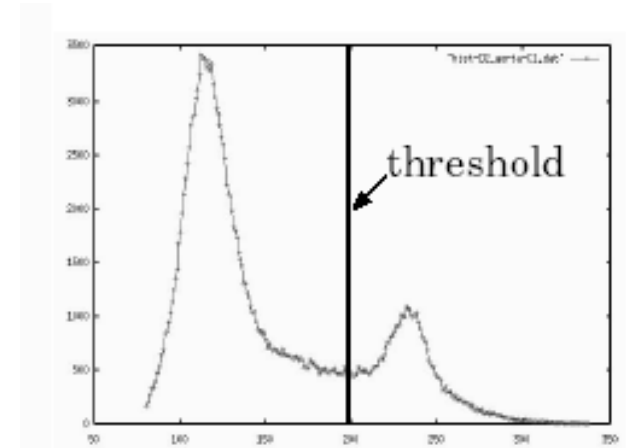
Le Seuillage (*threshold*)

- Le seuillage est une technique de segmentation simple, non contextuelle et efficace :
 - Seuillage d'intensité
 - Classification des pixels (voxels) en deux catégories
 - Création d'une image binaire (binarisation)
- Le seuillage peut utiliser un seuil soit **fixé** soit **adaptatif**
- Diverses techniques ont été imaginées pour définir automatiquement ce seuil mais aucune n'est complètement robuste 

Seuil et Histogramme

Seuiller implique généralement l'analyse de l'histogramme :

- Différentes caractéristiques image donne naissance à des modes dans un histogramme (bimodale)
- En général les pics (modes) de l'histogramme correspondant à des primitives image différentes vont se chevaucher



Un exemple de valeur de seuil est la moyenne des niveaux de gris

Seuillage fixe

- Seuil T *fixé* ou *global*: constant sur toute l'image

$$g(x,y) = \begin{cases} 0 & f(x,y) < T \\ 1 & f(x,y) \geq T \end{cases}$$

Normal Threshold

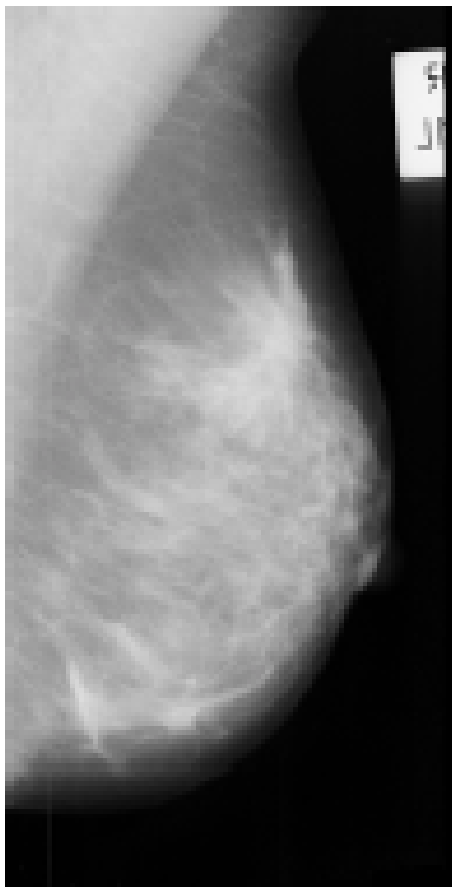
$$g(x,y) = \begin{cases} 1 & f(x,y) \leq T \\ 0 & f(x,y) > T \end{cases}$$

Reverse Threshold

$$g(x,y) = \begin{cases} 0 & f(x,y) < T_1 \\ 1 & T_1 \leq f(x,y) \leq T_2 \\ 0 & f(x,y) > T_2 \end{cases}$$

Deux seuils : intervalle d'intensités

Seuillage fixe

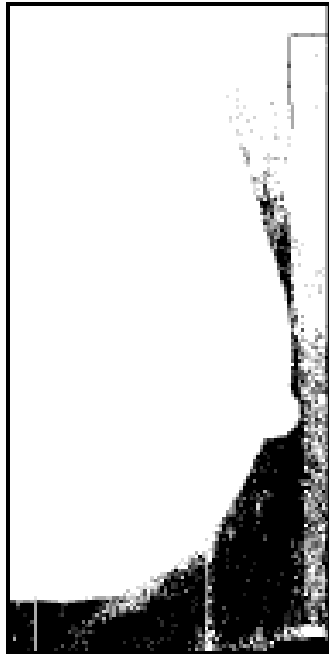
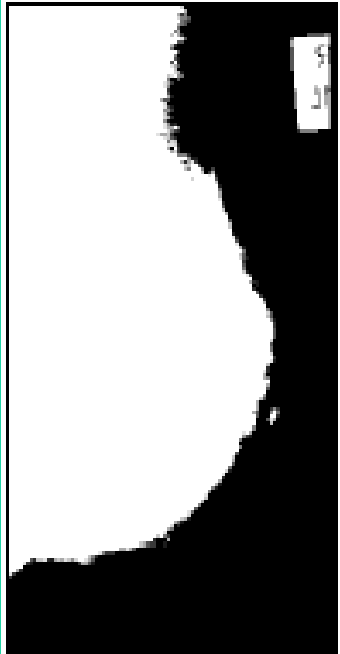


Régions

Too high

Too low

Correct



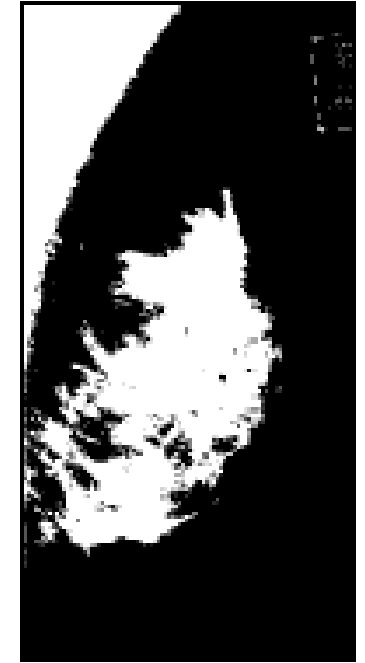
$T = 1 \ 1 \ 1$

$T = 3$

comment choisir ?



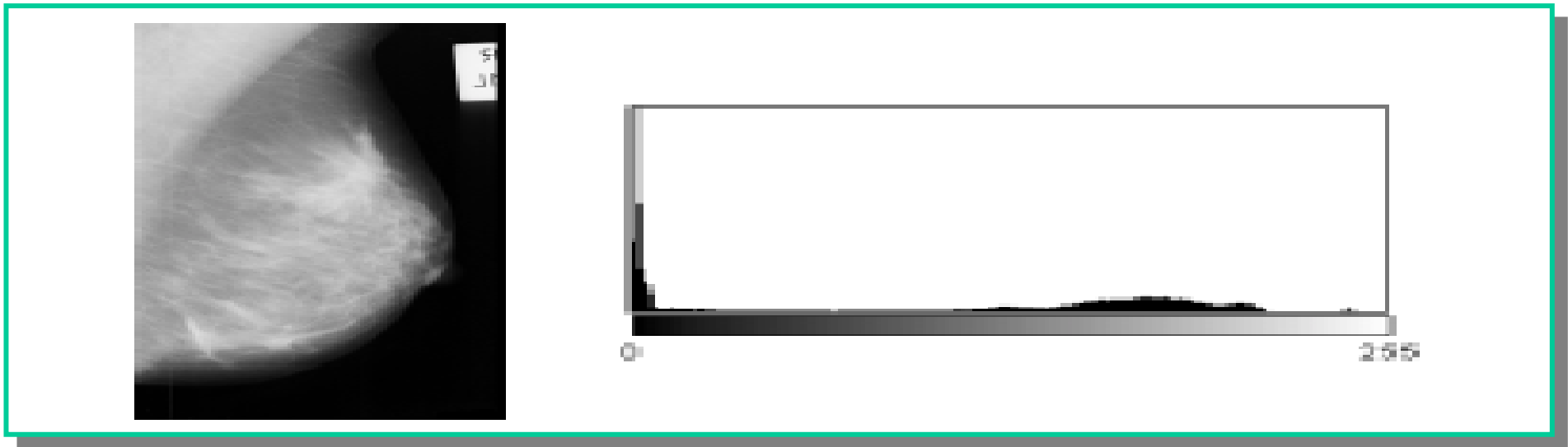
$T_1=8, T_2=169$



$T_1=169, T_2=223$

Sélection d'un Seuil Optimal ?

- Utilité de la forme de l'histogramme quand les pics ne sont pas bien définis ?



- Seuillage optimal : on mesure la séparation (statistique) entre deux régions à partir d'une fonction critère, et le seuil qui optimise ce critère est conservé : ISODATA

ISODATA Algorithm :

Algo générique : Iterative Self Organizing DATA

A rapprocher des algorithmes de classification des C-Moyennes ou d'estimation statistiques type EM (Expectation - Maximization)

<http://io9.com/the-10-algorithms-that-dominate-our-world-1580110464>

<http://www.fukakai.fr/top-10-des-algorithmes-du-20eme-siecle/>

Iterative threshold selection technique (pseudo-code)

- Select an initial threshold T_0 (e.g. the mean intensity)
- Partition the image into two groups (R_1 and R_2) using T_0
- Calculate the mean intensity values μ_1 and μ_2 of the partitions R_1 and R_2 .
- Select a new threshold: $T_i = (\mu_1 + \mu_2) / 2$
- Repeat steps 2-4 until: $T_i = T_{i-1}$

La méthode d'Otsu

- La méthode de seuillage d'Otsu repose sur la sélection d'un minimum *entre* deux *modes* (pics).
- Fréquence et Valeur Moyenne :

- Fréquence:

$$\omega = \sum_{i=0}^T P(i) \quad P(i) = n_i / N$$

N: Nombre total de pixels

- Moyenne :

$$\mu = \sum_{i=0}^T iP(i) / \omega$$

n_i : nombre de pixels dans le niveau i

- Analyse de la variance (variance= déviation standard²)
 - Variance totale :

$$\sigma_t^2 = \sum_{i=0}^T (i - \mu)^2 P(i)$$

La méthode d'Otsu

- variance **inter-classes** (δ_b^2):

$$\delta_b^2 = \omega_0 (\mu_0 - \mu_t)^2 + \omega_1 (\mu_1 - \mu_t)^2,$$

en utilisant $\mu_t = \omega_0 \mu_0 + \omega_1 \mu_1$, on obtient:

$$\delta_b^2 = \omega_0 \omega_1 (\mu_1 - \mu_0)^2$$

Avec $\omega_0, \omega_1, \mu_0, \mu_1$ respectivement fréquence et moyenne pour chaque classe

La méthode d'Otsu

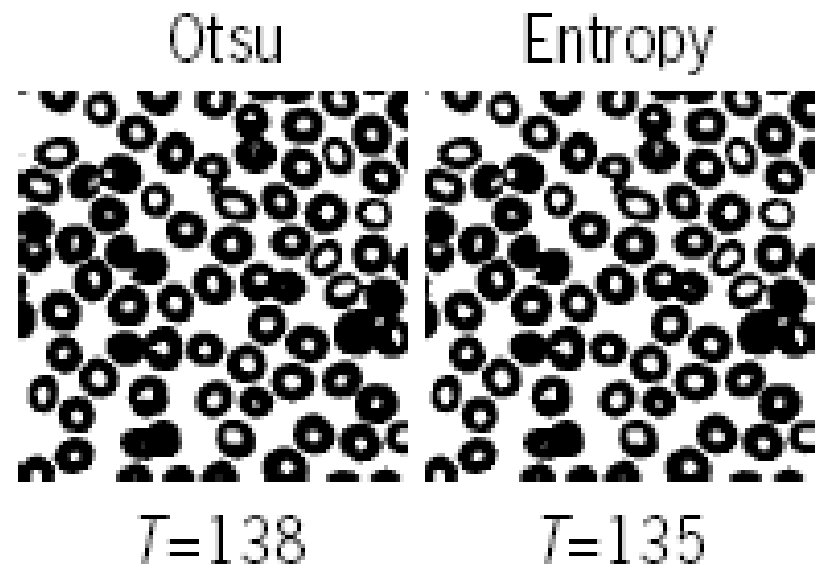
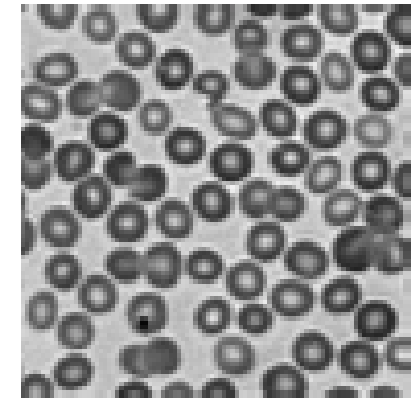
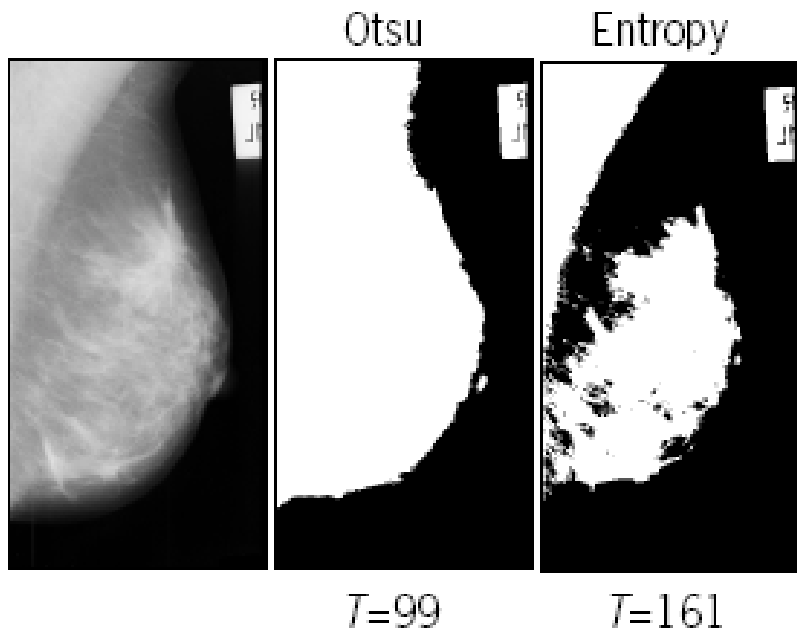
- La fonction critère utilise le rapport de la variance **inter-classes** rapportée à la variance totale:

$$\eta = \delta_b^2 / \delta_t^2$$

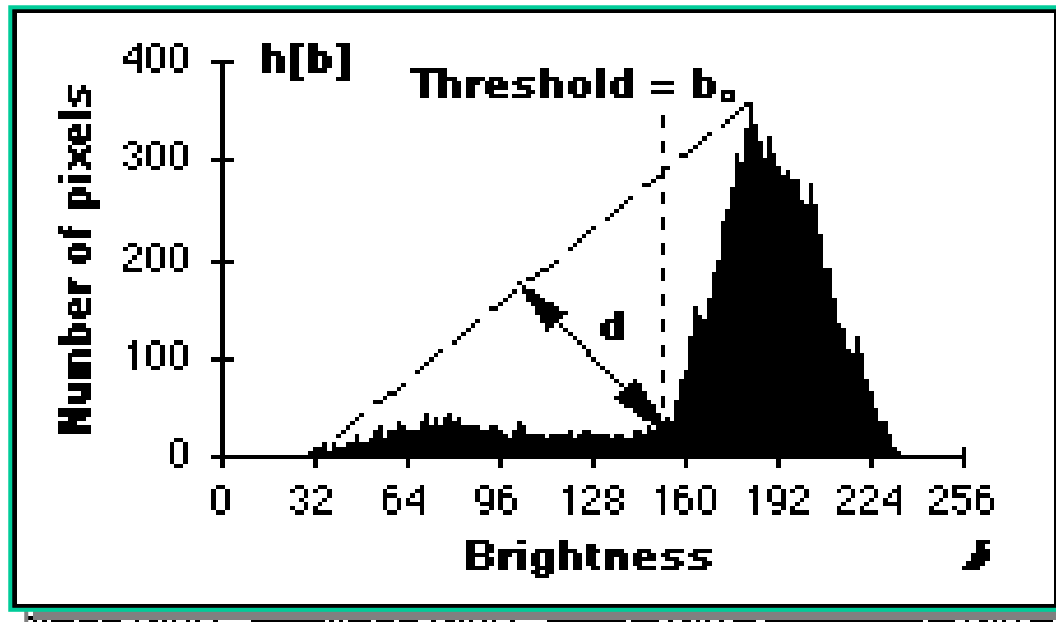
- Tous les seuils possibles sont évalués et celui qui maximise η est choisi comme le seuil optimal
- Un pseudo-code ? C'est à vous...

Régions

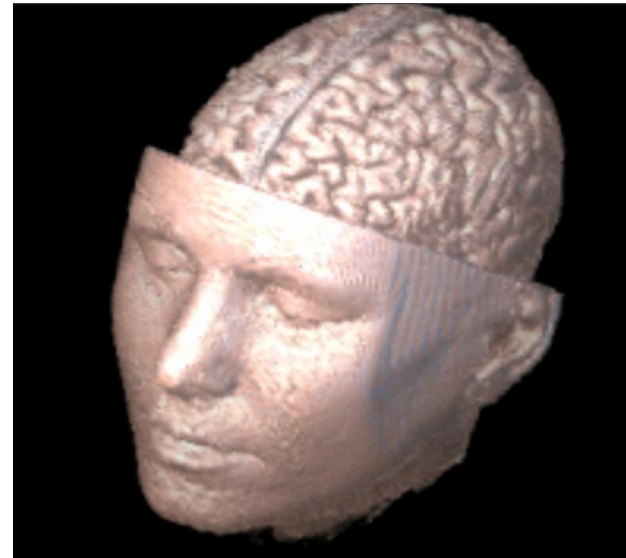
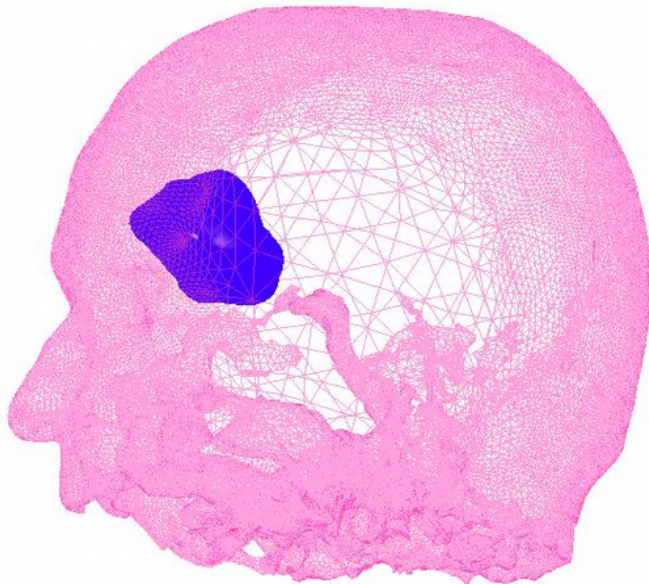
Comparons les valeurs de seuil :



Plein d'autres algorithmes :



- Algorithme du Triangle :
 - La distance maximum d retourne “le” seuil optimal



Propriétés des régions

- Périmètre et Surface :

- ❖ **Périmètre**: La longueur du **contour** d'une **composante connexe** (région).

- Calculé à partir du codage de chaîne de la région;
- Ou Estimé par le nombre de pixels du contour.

- ❖ **Surface** : Le nombre de pixels (carré unitaires) contenus dans la région/forme P

- Formule de Pick : $S(P) = n_i + n_b/2 - 1$

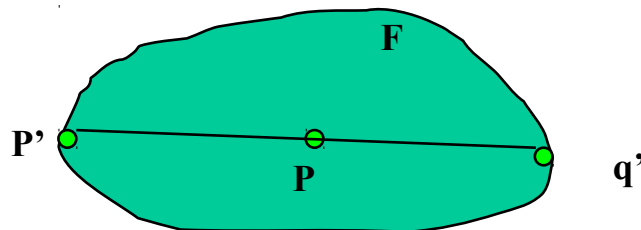
n_i , n_b : nombre de points intérieurs ou de points reposant sur la frontière, respectivement

Propriétés des régions

- Centre, Rayon et Diamètre :
 - ❖ Excentricité d'un point P dans F est le maximum des distances $d(p,q)$ pour tous les points $q \in F$:

$$\text{exc}(p) = \max d(p,q) \mid q \in F^*$$

- ❖ **Centre** : L'ensemble des points P de moindre *excentricité*
- ❖ **Rayon** : La valeur de la moindre *excentricité* $d(p,p')$
- ❖ **Diamètre** : La valeur de la plus grande *excentricité* $d(p',q')$



Propriétés des régions

- Centroïdes, Moments et Orientation:

- ❖ **Centroïde**: Soit F , un ensemble de n pixels connectés (x_i, y_i) , on peut définir un centroïde c comme suit :

$$x_c = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad y_c = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i$$

- ❖ **Moments**: le moment discret central d'ordre (k, l) est défini par :

$$\mu_{k,l} = \sum_{i=1}^n (x_i - x_c)^k (y_i - y_c)^l$$

- ❖ **Orientation**: l'orientation est définie ici par un angle θ :

$$\theta = \frac{1}{2} \arctan \left(\frac{2\mu_{1,1}}{\mu_{2,0} - \mu_{0,2}} \right)$$

Threshold.java

Below is the syntax highlighted version of `Threshold.java` from §3.1 Using Data Types.

```
/*  
 * Compilation: javac Threshold.java  
 * Execution:   java Threshold frame00001.jpg  
 * Dependencies: Picture.java Luminance.java  
 *  
 * Reads in a JPEG/GIF/PNG file, displays it on the screen,  
 * converts all pixels to grayscale, and displays those  
 * pixels with a grayscale value >= 180.  
 */  
*****/
```

```
import java.awt.Color;
```

```
public class Threshold {
```

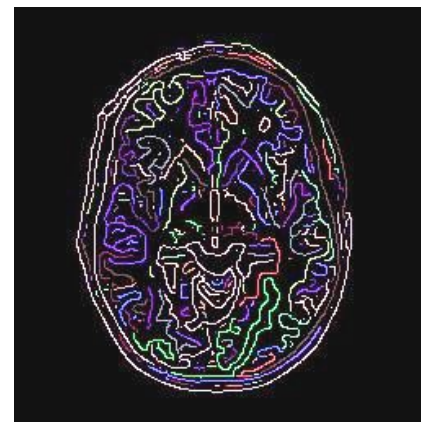
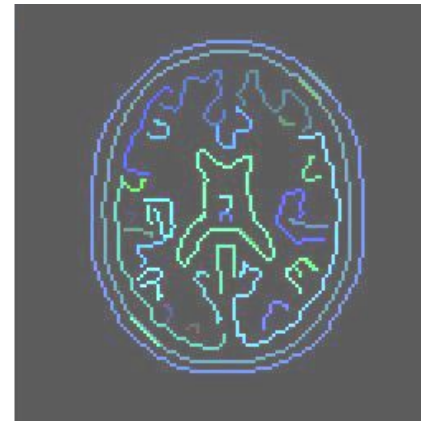
```
    public static void main(String[] args) {  
        int THRESHOLD = 180;  
        String filename = args[0];  
        Picture pic = new Picture(filename);  
        pic.show();  
        for (int i = 0; i < pic.width(); i++) {  
            for (int j = 0; j < pic.height(); j++) {  
                Color color = pic.get(i, j);  
                double lum = Luminance.lum(color);  
                if (lum >= THRESHOLD) pic.set(i, j, Color.WHITE);  
                else pic.set(i, j, Color.BLACK);  
            }  
        }  
        pic.show();  
    }  
}
```

<http://introcs.cs.princeton.edu/java/31datatype/Threshold.java.html>

<http://introcs.cs.princeton.edu/java/31datatype/Threshold.java>

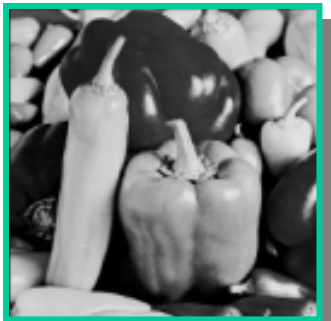
http://rsbweb.nih.gov/ij/plugins/download/Entropy_Threshold.java

Contours



Convolution : Etant donnés une image $I[i,j]$ et un noyau $h[m,n]$

$$h \star I[i, j] = \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-N}^N I[i - m, j - n] h[m, n]$$



*

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



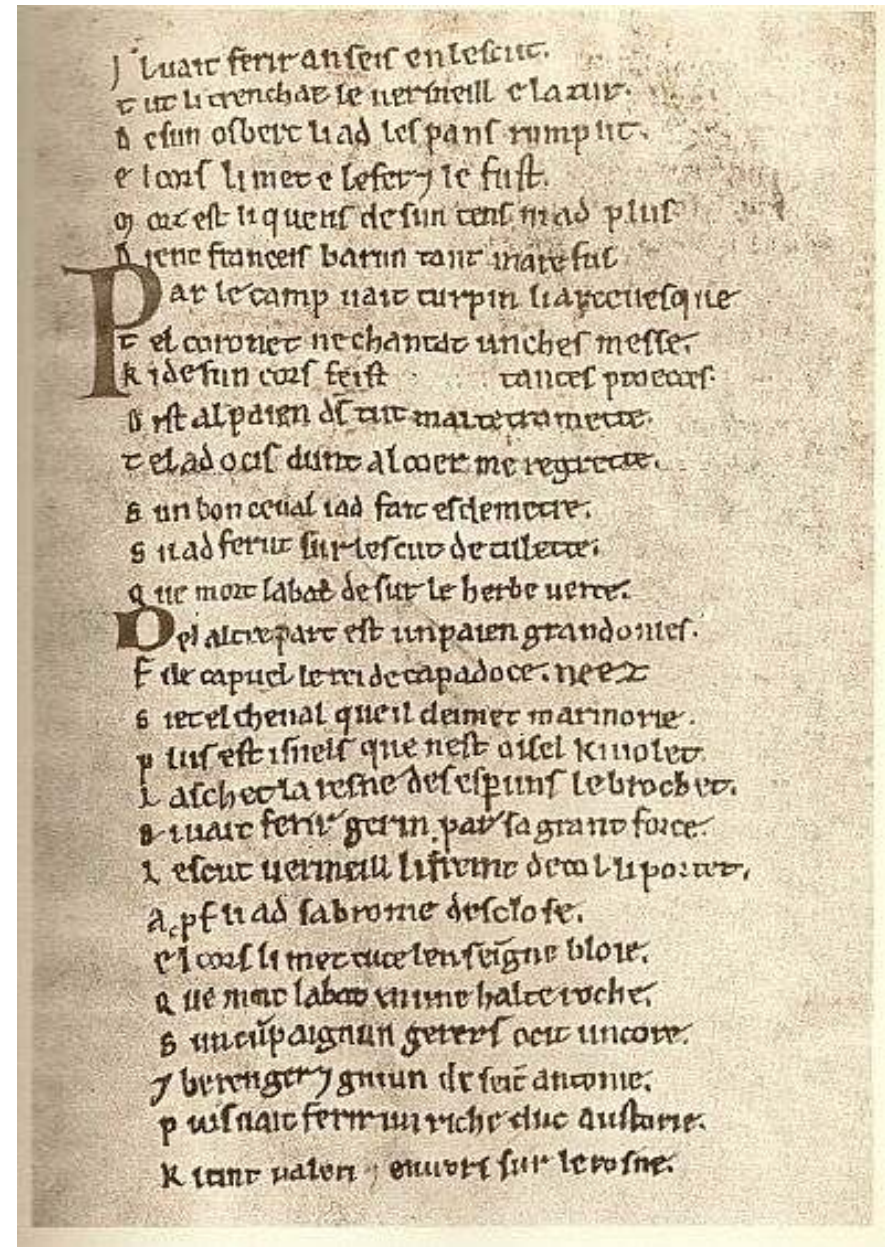
**Sobel
(1980)**



Une fois les traitements de bas-niveau effectués, on peut envisager des traitements de plus haut-niveau.

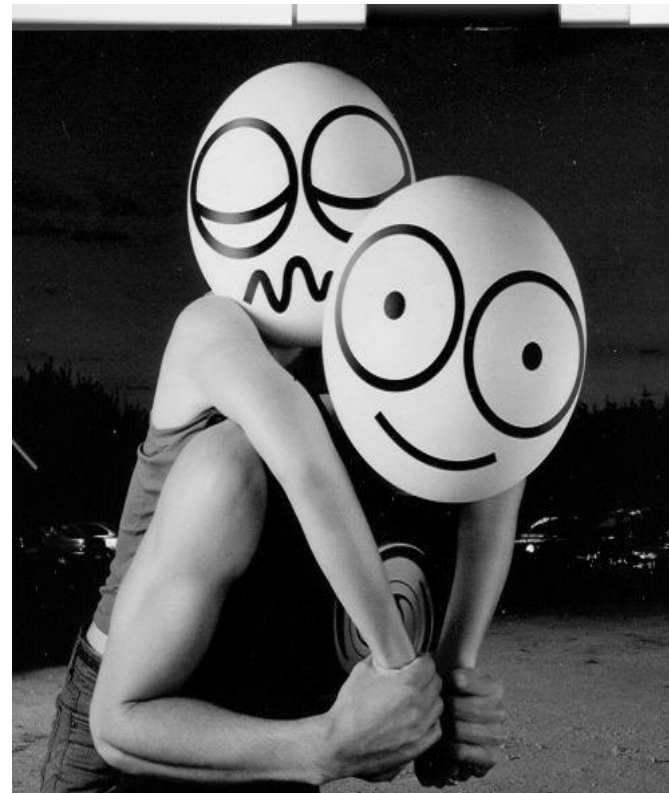
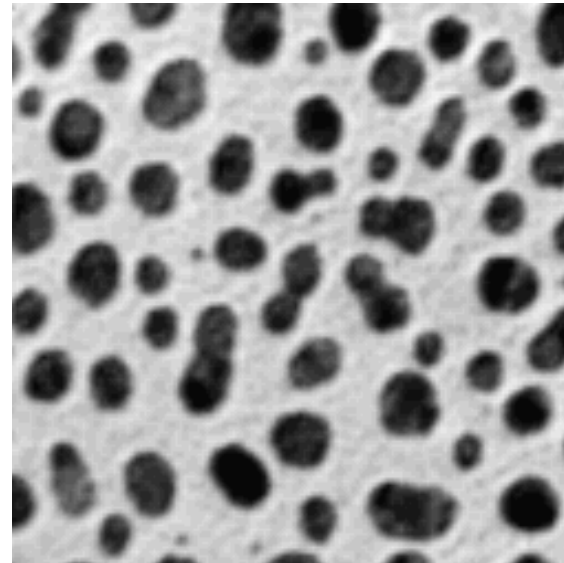
Nous allons essayer d'expliquer ce passage progressif du **traitement syntaxique** du signal vers un **traitement sémantique**.

Prenons un manuscrit textuel à analyser. On sort momentanément de l'image à proprement parler. Pour en extraire le sens, on commence généralement par corriger les artéfacts du signal : corriger les bavures de l'encre (bruit d'acquisition), les fautes d'orthographe et de grammaires (bruit de transmission), traduire dans une langue normalisée (transformation de la distribution des lettres pour en améliorer la lisibilité par l'opérateur), puis progressivement, on va structurer le document en phrases, paragraphes, chapitres (segmentation en région et contour). Toutes ces opérations ont été plus ou moins décrites pour le cas spécifique d'une image et correspondent aux prétraitement syntaxique et structurel du signal pour le mettre en forme avant d'en analyser le fond.



Une fois ce filtrage syntaxico-structurel effectué, on peut commencer à analyser le sens du document. C'est ce qu'on appellera , filtrer sémantiquement le signal. Par exemple, on voudra chercher tous les paragraphes qui parlent de « chômage ». Dans une image, c'est la même idée. On cherchera toutes les zones de l'image qui contiennent des formes circulaires ou plus sémantique encore, toutes les images satellites qui contiennent des cheminées d'usine (dont l'apparence est circulaire en général).

Un opérateur algorithmique qui réalise ce filtrage quasi- sémantique est l'opérateur de Hough par exemple (voir plugin imageJ).



La suite logique de ces opérateurs converge une autre discipline qu'on appelle la Reconnaissance de Formes.

Par exemple, comment reconnaître des visages dans une image, puis une classe de personnes, puis identifier une personne en particulier. Ces techniques sont des procédés souvent statistiques s'appuyant sur des mesures effectuées dans l'image (cf. biométrie, empreintes digitales).

Dans le cas de l'imagerie médicale par exemple, il s'agira de reconnaître automatiquement une mammographie présentant une tumeur d'une autre.

Une technique qui est à la limite du filtrage syntaxique (niveau pixel seul) et du filtrage sémantique (niveau forme ou ensemble de pixels) s'appelle la Morphologie Mathématique : dans ce cas **il ne s'agit plus de filtrage linéaire mais de filtrage d'ordre et cette distinction est conceptuellement fondamentale.**

