HMIN318M

Imagerie (médicale) 3D

Segmentation (1/2)

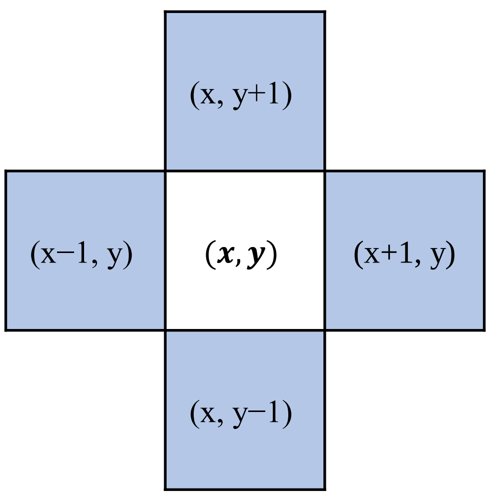
Noura Faraj
noura.faraj@umontpellier.fr

Source Gérard Subsol

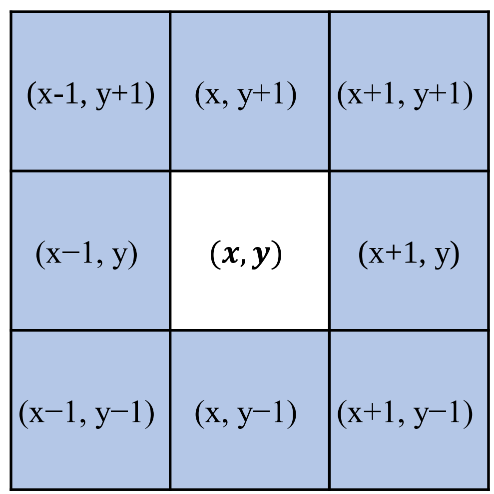
Un voxel parmi ses voisins

- Voisinage(**neighborhood**) défini par la connexité (**connectivity**)

Dans une image :



4-voisinage

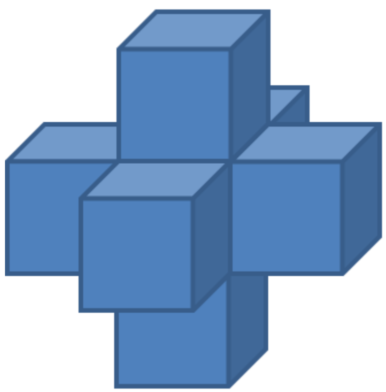


8-voisinage

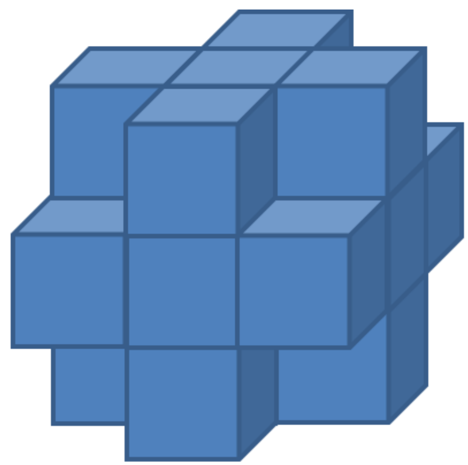
Un voxel parmi ses voisins

- Voisinage(**neighborhood**) défini par la connexité (**connectivity**)

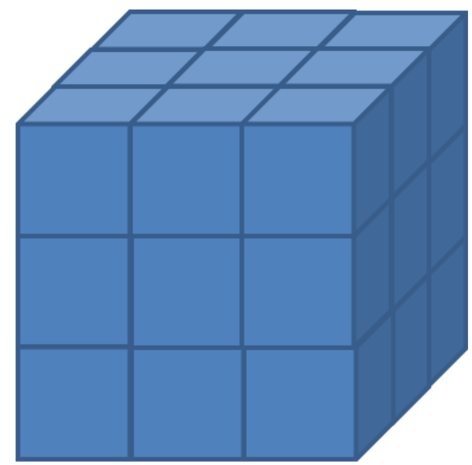
Dans une grille de voxels :



6-connectivity



18-connectivity

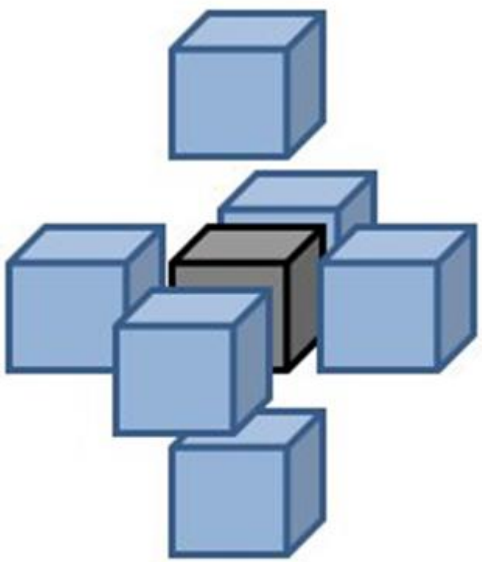


26-connectivity

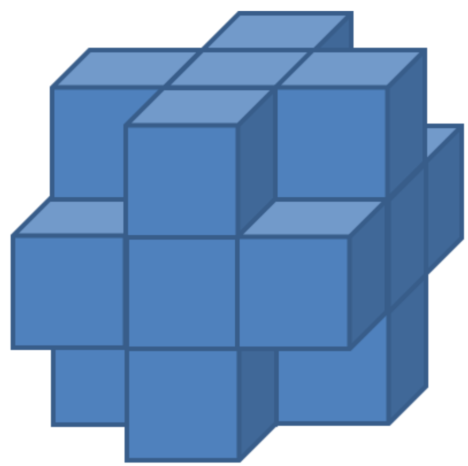
Un voxel parmi ses voisins

- Voisinage(**neighborhood**) défini par la connexité (**connectivity**)

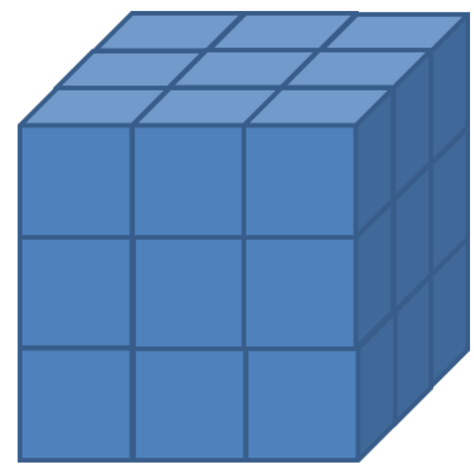
Dans une grille de voxels :



Seulement les faces
1+4+1 = 6 voisins



18-connectivity

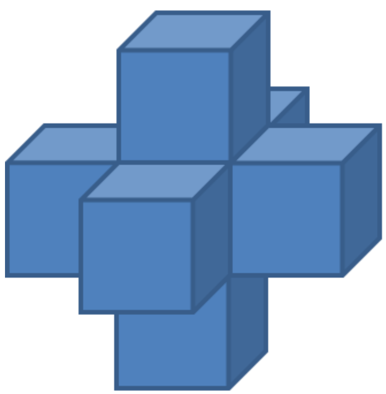


26-connectivity

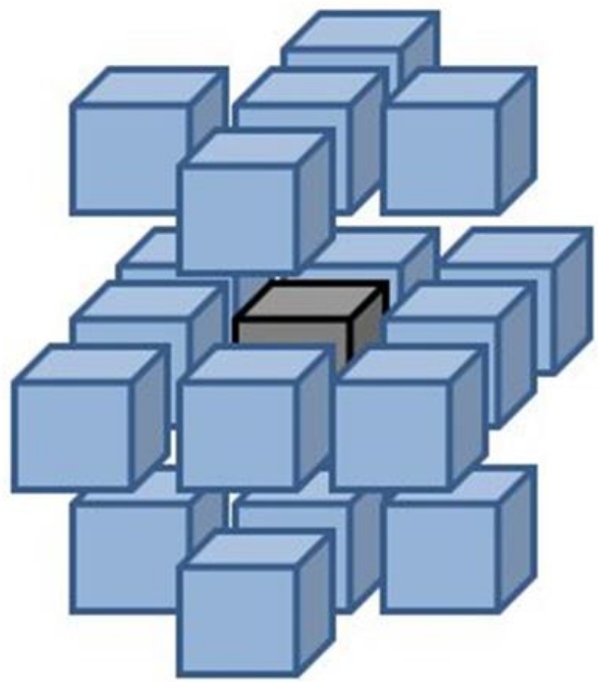
Un voxel parmi ses voisins

- Voisinage(**neighborhood**) défini par la connexité (**connectivity**)

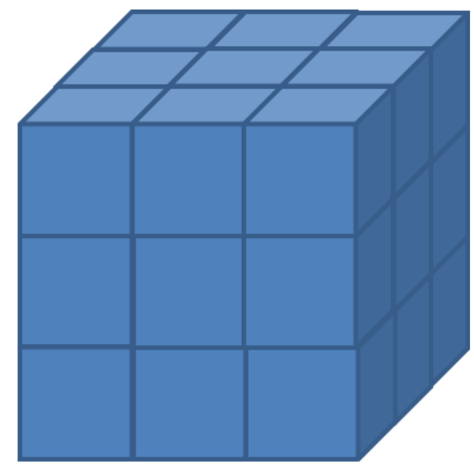
Dans une grille de voxels ·



6-connectivity



Arêtes ou faces
5+8+5 = 18 voisins

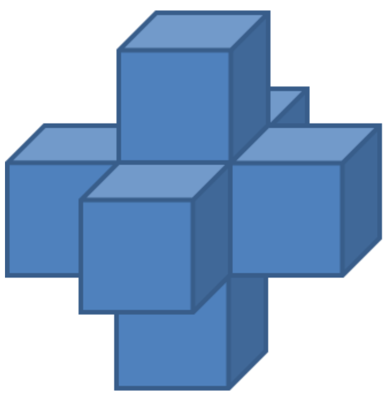


26-connectivity

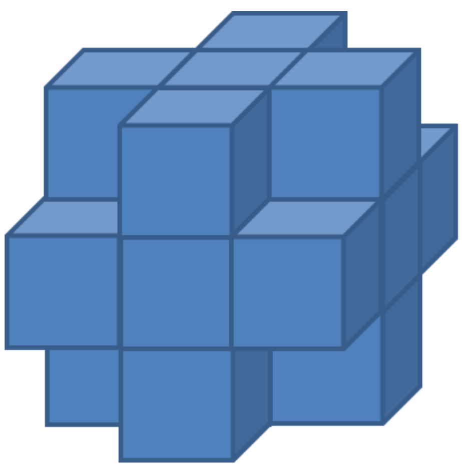
Un voxel parmi ses voisins

- Voisinage(**neighborhood**) défini par la connexité (**connectivity**)

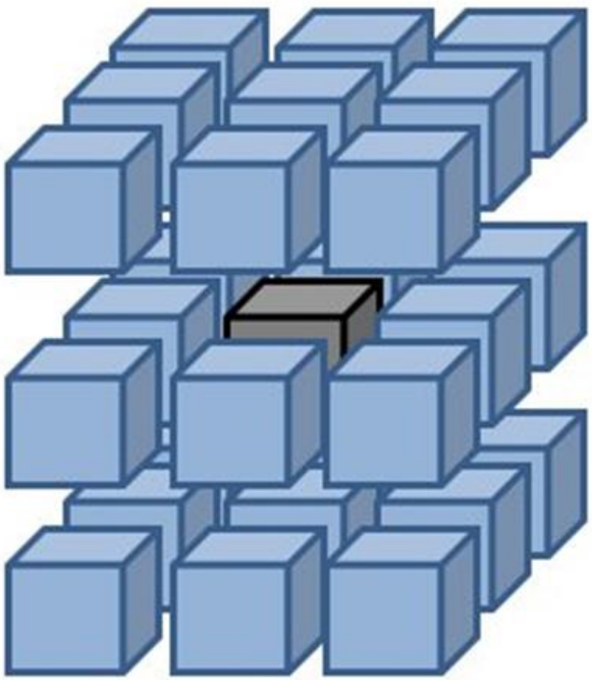
Dans une grille de voxels :



6-connectivity



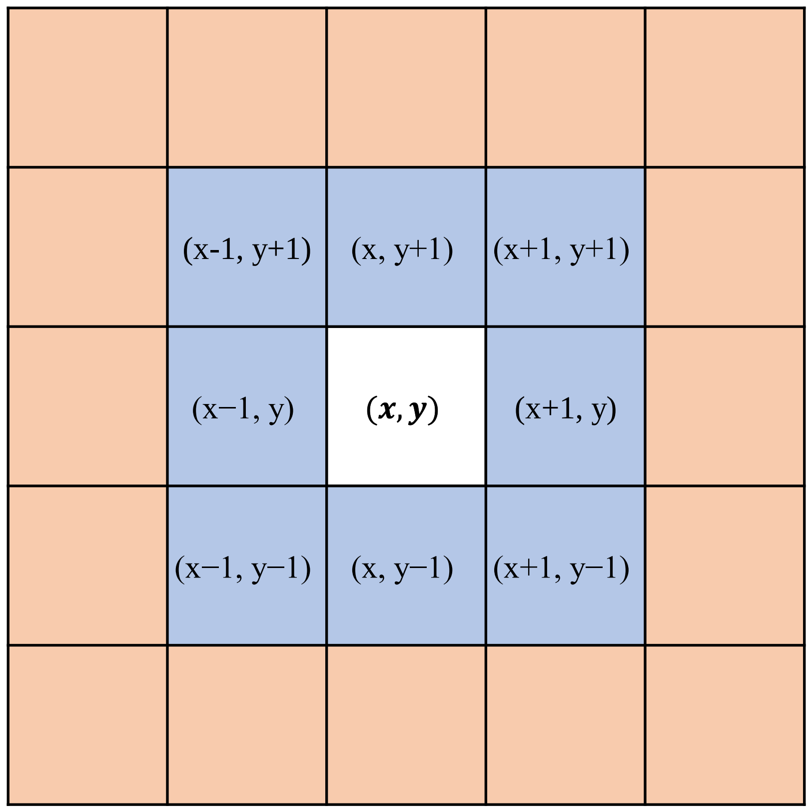
18-connectivity



Arêtes, faces ou coins
9+8+9 = 26 voisins

Un voxel parmi ses voisins

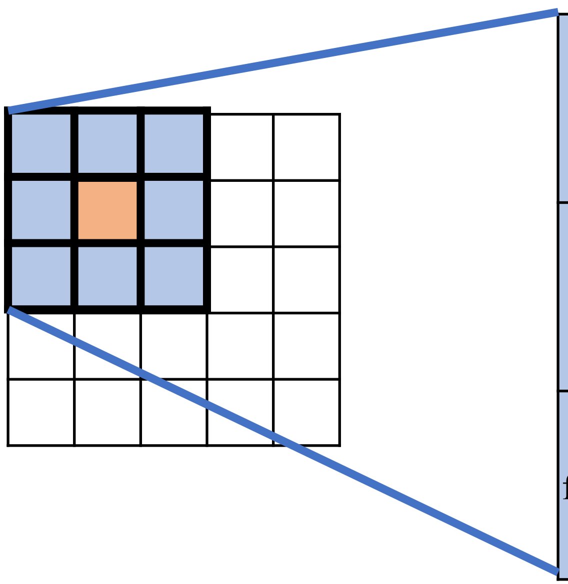
- Voisinage(**neighborhood**) défini par la connexité (**connectivity**)
- Notion de taille (**size**) de voisinage: voisin du voisin du voisin….



Filtrage linéaire

- Filtres de traitement d'images (2D ou) 3D souvent linéaires.

  →définis par une convolution avec une fonction de pondération (**masque**/**mask** ou **noyau**/**kernel**) définie sur un voisinage 3D.



Région de $f(x, y)$

f(x-1, y+1)	f(x, y+1)	f(x+1, y+1)
f(x−1, y)	$\boldsymbol{f(x, y)}$	f(x+1, y)
f(x−1, y−1)	(x, y−1)	f(x+1, y−1)

Masque $w(i, j)$

w(-1,1)	w(0,1)	w(1,1)
w(−1,0)	$\boldsymbol{w(0, 0)}$	w(1,0)
w(−1, −1)	w(0, −1)	w(1, −1)

$$g(x, y) = \sum_{i=-1}^{1} \sum_{j=-1}^{1} w(i, j) f(x + i, y + j)$$

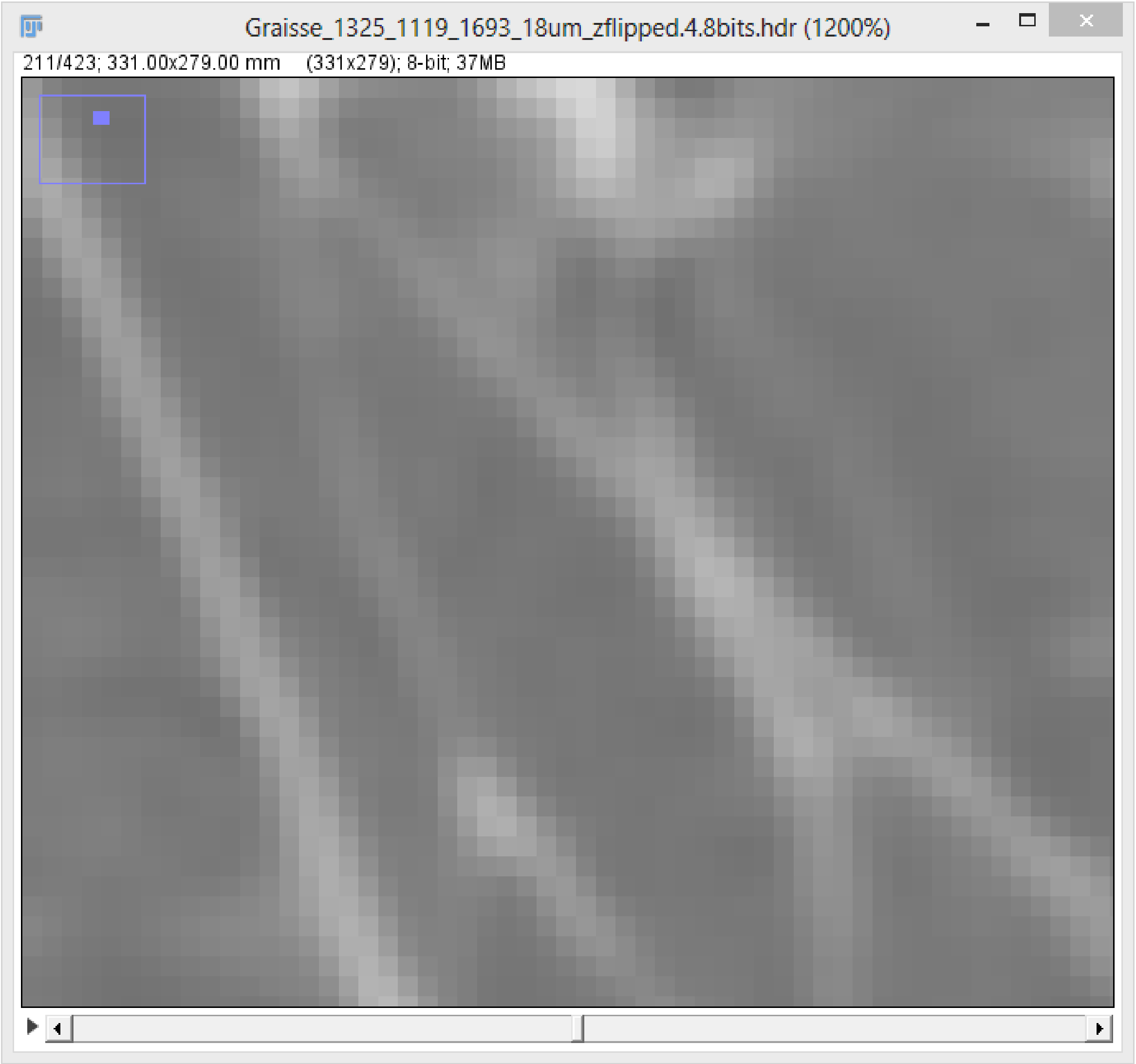
$$\sum w(i, j) = 1$$

Exemples de filtre linéaire

Moyenne locale pour lisser (smoothing) ou flouter (blurring)

$$M(x, y, z) = {}^{1}/_{27}$$

1	1	1
1	1	1
1	1	1

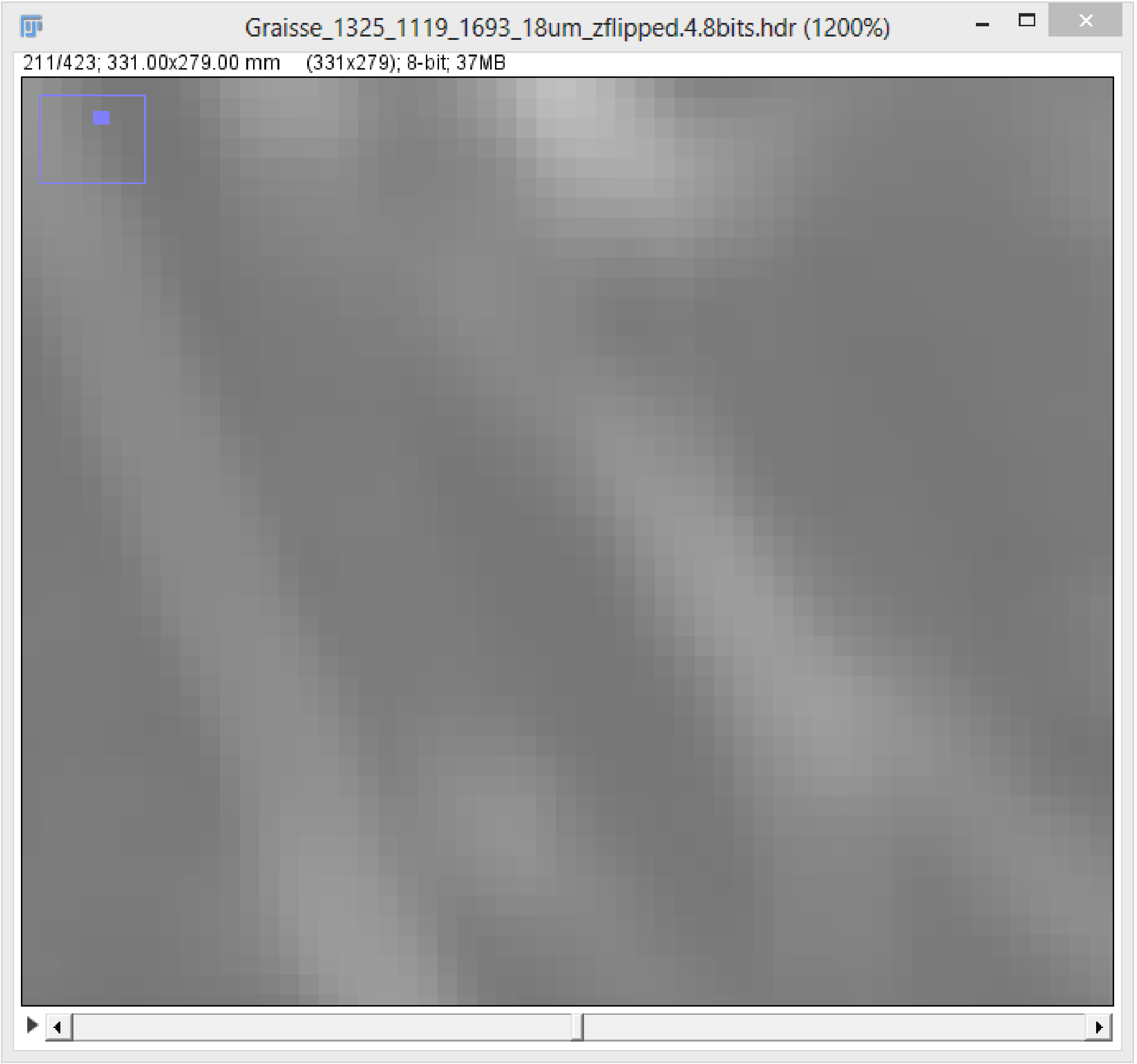


Exemples de filtre linéaire

La taille du masque peut être plus ou moins grande.

$$M(x,y,z) = {}^{1}/_{147}$$

1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1

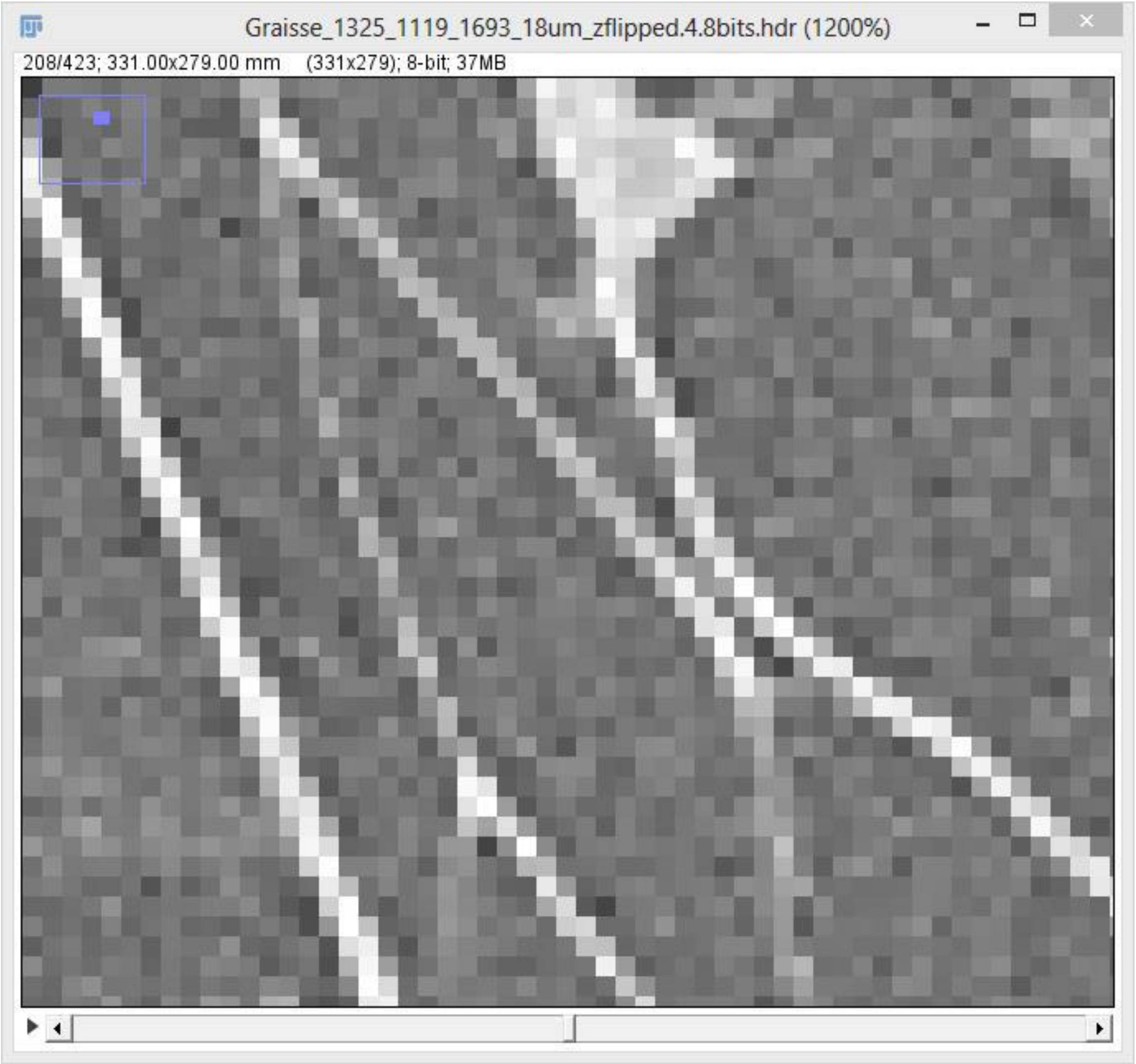


Exemples de filtre linéaire

Différences pour rehausser le contraste (**contrast enhancement**)

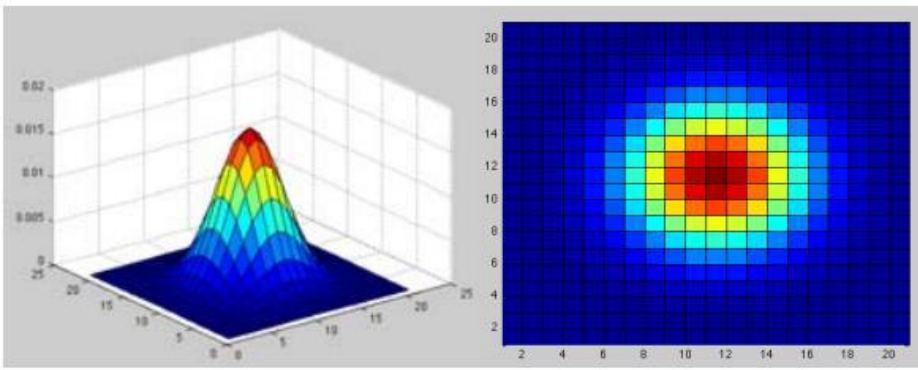
$$M(x,y,z) = {}^{1}/_{27}$$

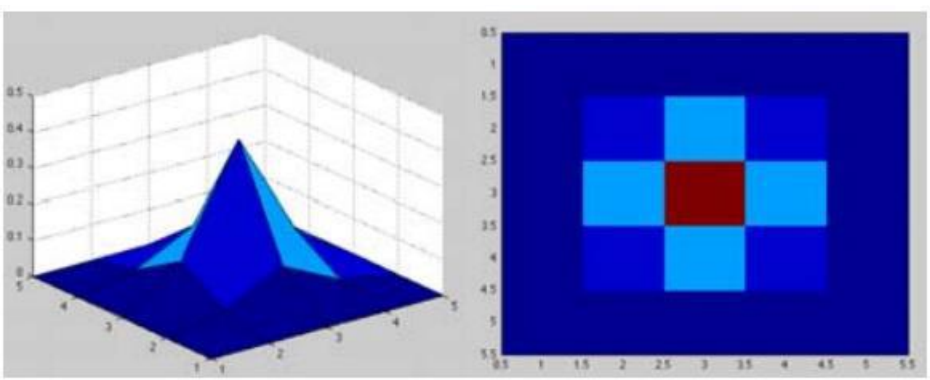
0	-1	0
-1	5	-1
0	-1	0



Filtre linéaire

Lissage gaussien





Exemple : σ= 1,4

$$h = \frac{1}{159}\begin{pmatrix} 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 5 & 12 & 15 & 12 & 5 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \end{pmatrix}$$

Autres filtres

Filtres non linéaires : eg. Filtre médian(**median filter**), efficace contre le bruit « poivre et sel » ou bruit impulsionnel.

https://fr.wikipedia.org/wiki/Filtre_m%C3%A9dian

Autres filtres

Filtres non linéaires : eg. Filtre médian(**median filter**), efficace contre le bruit « poivre et sel » ou bruit impulsionnel.

On considère 9 pixels avec une valeur aberrante (111) :

5	6	7
6	111	8
7	8	9

voisinage par valeurs croissantes :

5	6	6	7	7	8	8	9	111

Prendre la valeur médiane (ici 7)

5	6	7
6	**7**	8
7	8	9

https://fr.wikipedia.org/wiki/Filtre_m%C3%A9dian

Notion de gradient 3D

Gradient 3D = vecteur des dérivées du signal de l'image (=intensité) selon les 3 directions x y z.

$$\nabla f = grad\ f = < \frac{\partial f}{\partial x}(x,y,z), \frac{\partial f}{\partial y}(x,y,z), \frac{\partial f}{\partial z}(x,y,z) >$$

- Vecteur gradient dirigé dans la direction de la plus forte variation locale de l'intensité.
- Pointe vers les zones de plus forte intensité.
- Sa norme donne une indication sur l'importance de la variation.
  - → contours : valeurs élevées de la norme du gradient.

Détection de contours

Coordonnées du gradient 3D calculée à l'aide de filtres linéaires par différences finies.

Exemple: filtres de **Sobel** en 3D

Masque pour la direction z

$\boldsymbol{G_z}$=

-1	-2	-1
-2	-4	-2
-1	-2	-1

$(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y}, \boldsymbol{z} - \mathbf{1})$

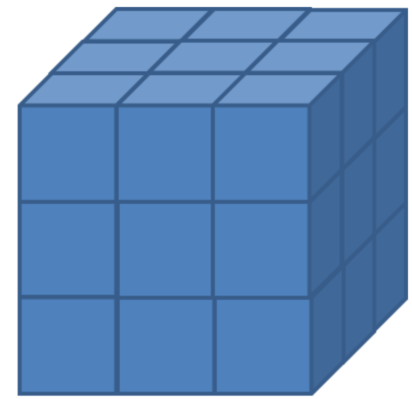
0	0	0
0	**0**	0
0	0	0

$(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y}, \boldsymbol{z})$

+1	+2	+1
+2	+4	+2
+1	+2	+1

$(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y}, \boldsymbol{z} + \mathbf{1})$

$*$



Opérateur de convolution

Amplitude du gradient

$$\boldsymbol{G} = \sqrt{\boldsymbol{G_x} + \boldsymbol{G_y} + \boldsymbol{G_z}}$$

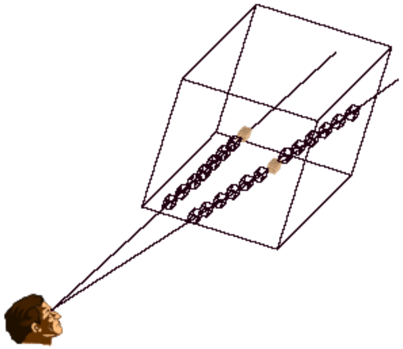
Détection de contours : prendre les « grandes » valeurs du gradient

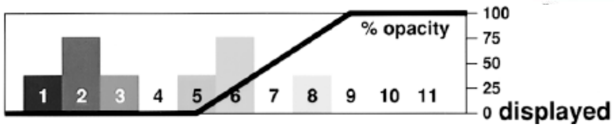
Trouver un seuil qui ne doit pas être trop sensible au bruit...

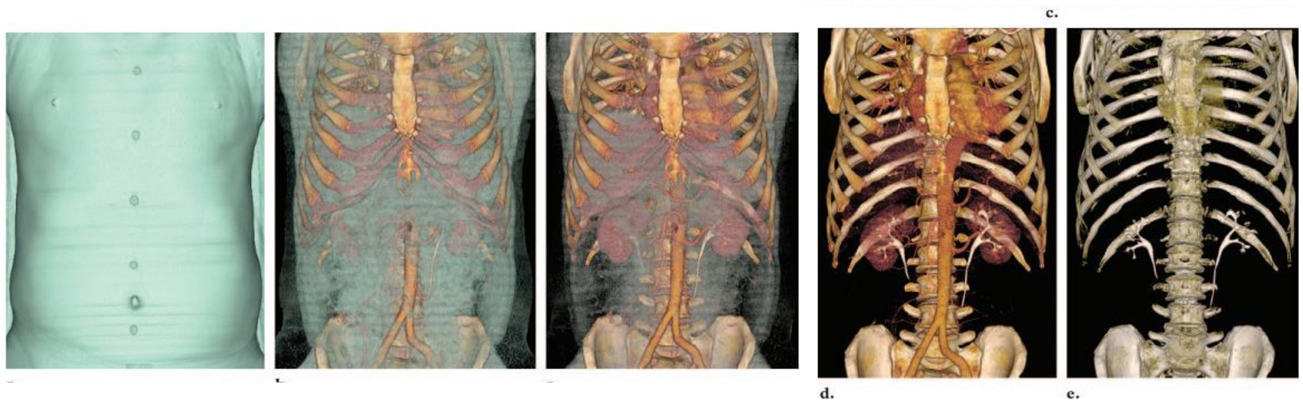
Problème de la segmentation

Visualisation volumique

- **Problème : comment voir à l'intérieur de l'image ?**
- **Principe** :
  - couleur et opacité pour chaque voxel en fonction de son intensité ;
  - sélectionner un point de vue
  - «intégrer» couleur et opacité (*ray casting*).





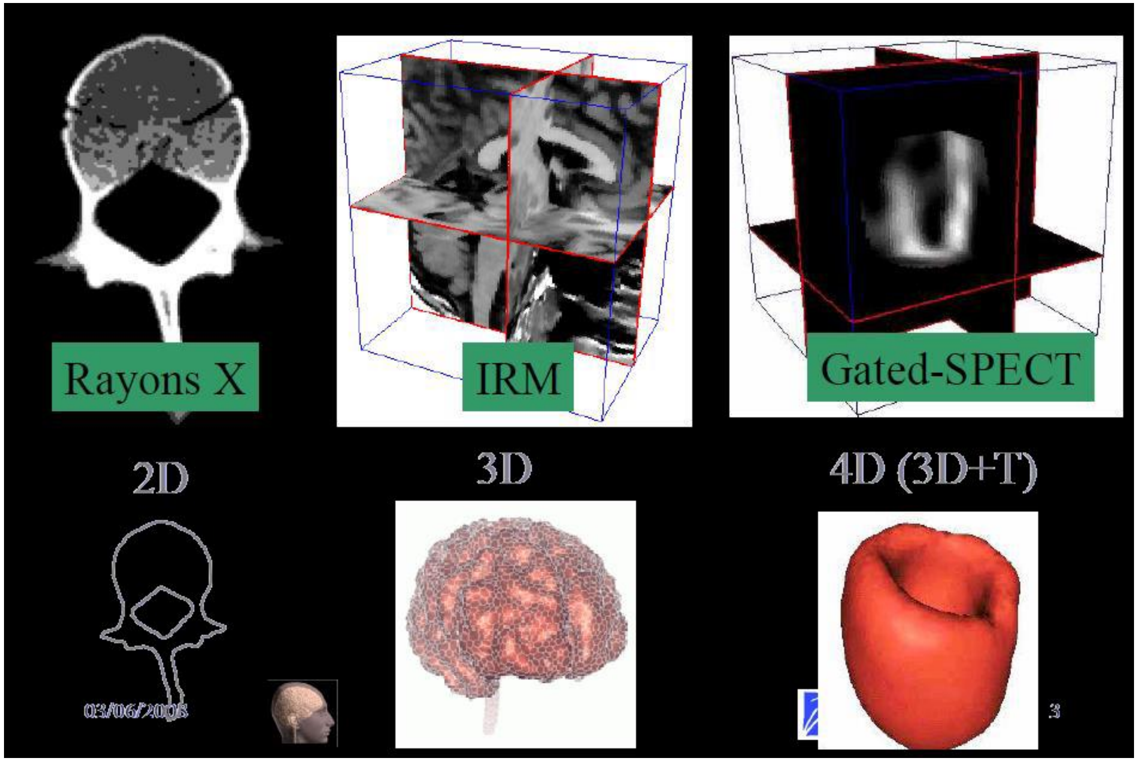


→ Mais il ne s'agit que d'une «coloration» des voxels qui permet d'obtenir une image utile mais pas exactement précise.

Le problème de la segmentation (1)

- Pour les applications biomédicales, on a besoin de :
  - Définir une RDI ou **ROI** (Region Of Interest)
  - Définir la surface d'une structure anatomique pour la visualiser sous forme d'un maillage 3D (rendu surfacique)
  - Obtenir des paramètres quantitatifs (ex. volume d'une lésion)
  - …

Décomposer l'image en sous-parties = **Segmentation**



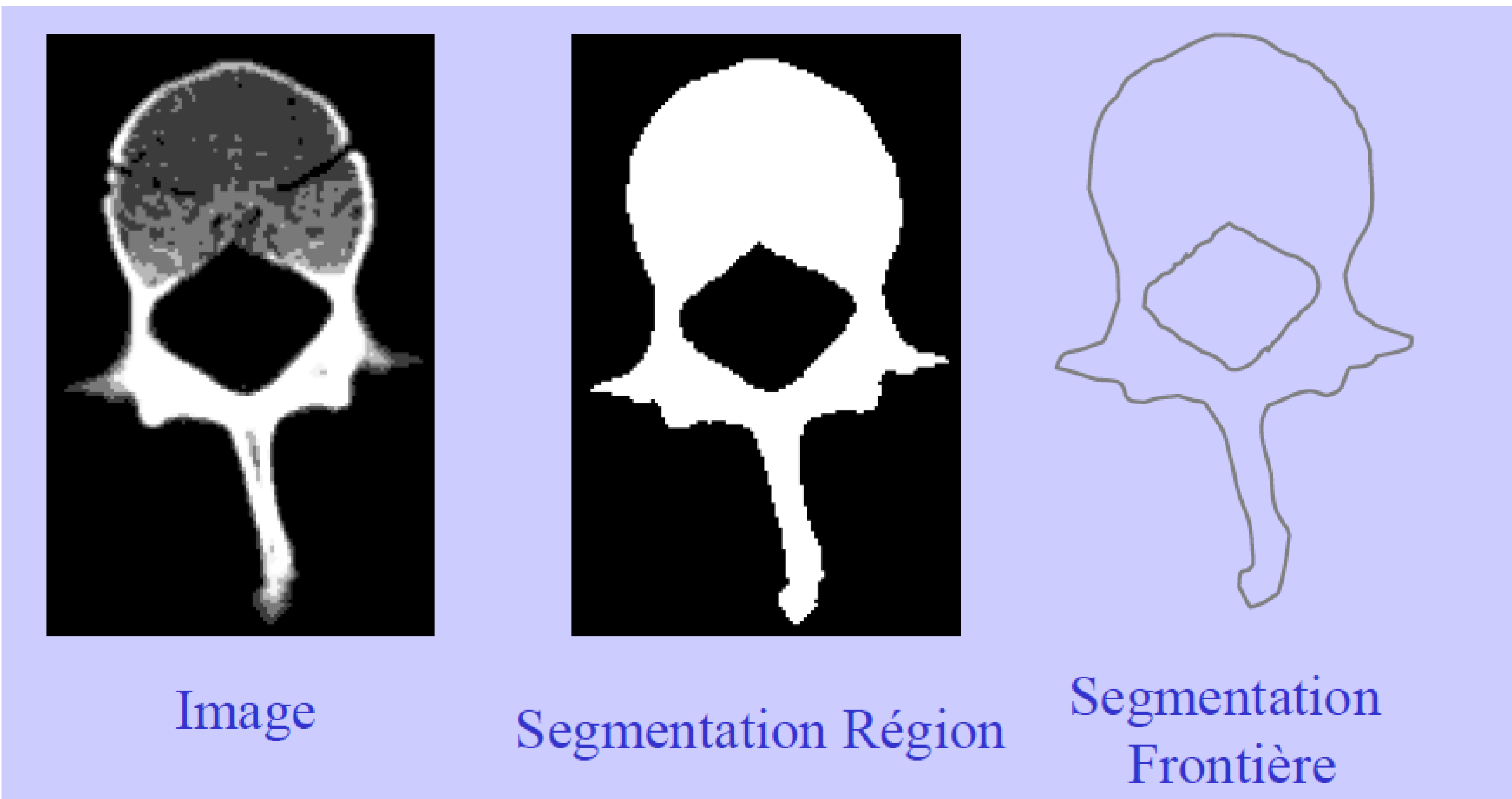
Le problème de la segmentation (2)

- Pour une image I : $I = \bigcup_{k=1}^{K} S_k$ S_k éléments disjoints de I

- **Segmentation** : Subdivision de l'image ou du volume en différentes entités "significatives" (objets, régions, frontières).
- **Classification** : classer chaque pixel/voxel dans un ensemble donné de catégories.
- **Labélisation** : Assigner un label a une région segmentée ou un groupe de pixels/ voxels classifié.

Le problème de la segmentation (3)

- Détermination des **voxels** appartenant à la ROI.
  - Distribution de probabilités d'appartenance à chaque voxel
- Définition de la surface **frontière**



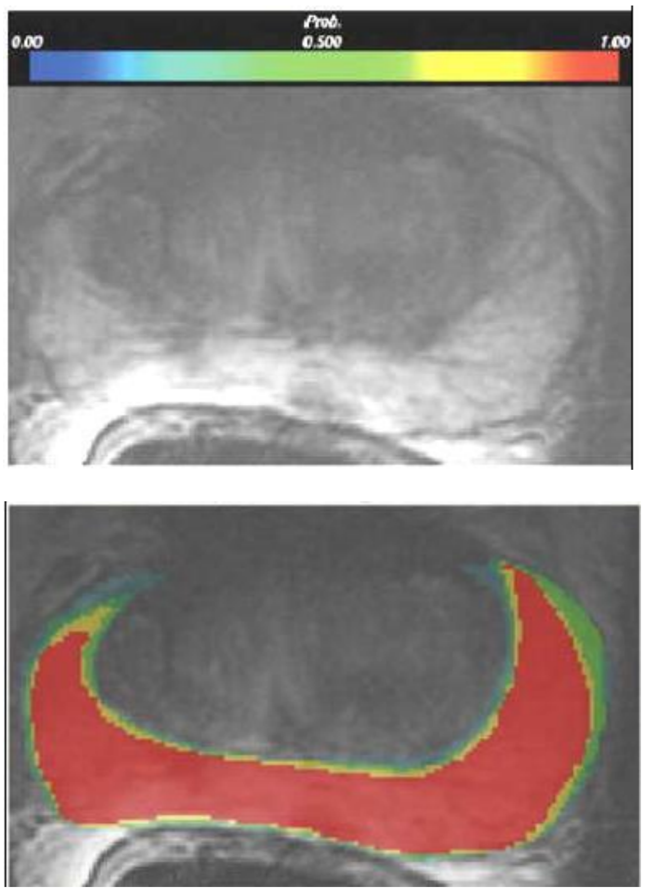
Le problème de la segmentation (4)

- De **nombreux algorithmes** qui dépendent :
  - du type d'image et de ses artefacts,
  - de la structure à segmenter
  - et de l'application (précision).

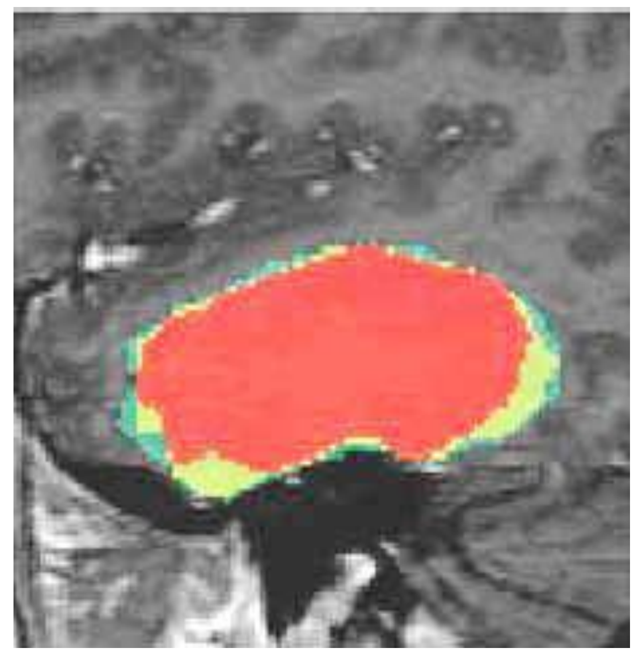
- Difficile à valider
  - «fantômes» sont difficiles à fabriquer,
  - images de synthèse non réalistes
  - et les segmentations 3D d'experts peuvent être très variables…

Le problème de la segmentation (4)

- Segmentations d'experts



5 segmentations de la même structure par le **même** expert (variabilité **intra-individuelle**)



Segmentation par **3 experts différents** (variabilité **inter-individuelle**)

Quelques méthodes de segmentation 3D «région »

Seuillage d’intensité (1)

La structure que l’on cherche à segmenter est caractérisée par son intensité dans l’image 3D → seuillage de l’image

Examples :

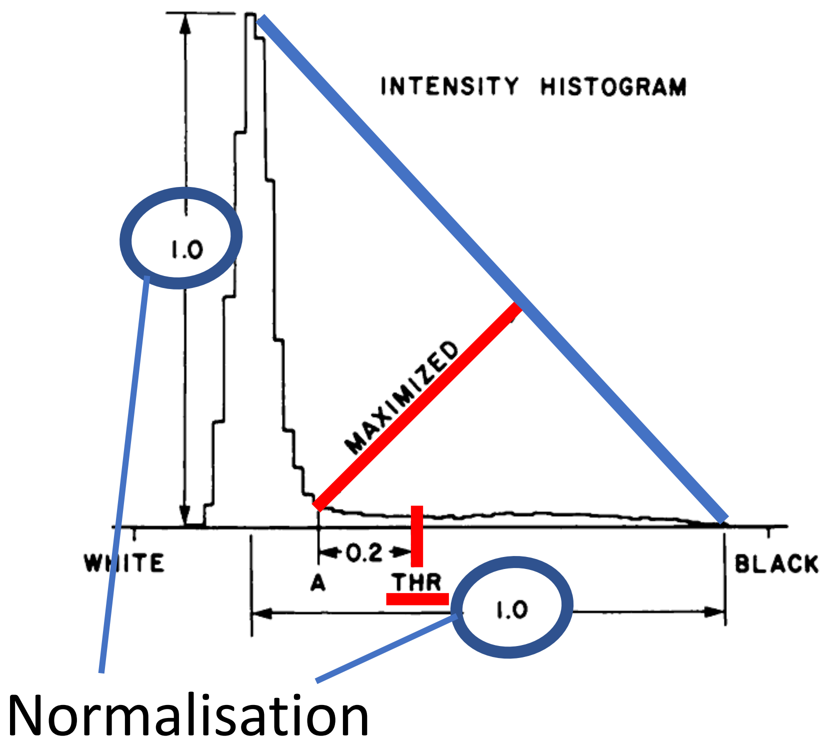
- MANIX
  - Tête : ~500-700
  - Os : ~1200

- Engine
  - Structure 1 : pic autour de 140
  - Structure 2 : > 170

Mais… comment trouver un seuil significatif et reproductible à partir de l’histogramme ?

Mais comment fixer le(s) seuil(s) ? (1)

Un exemple de méthode très simple : algorithme de Zack (1977)



Zack GW, Rogers WE, LattSA (1977), "Automatic measurement of sister chromatid exchange frequency", J. Histochem. Cytochem. 25 (7): 741–53,

Fonctionne en particulier bien pour séparer le fond (~pic) / structure (~bruit faible étalé)

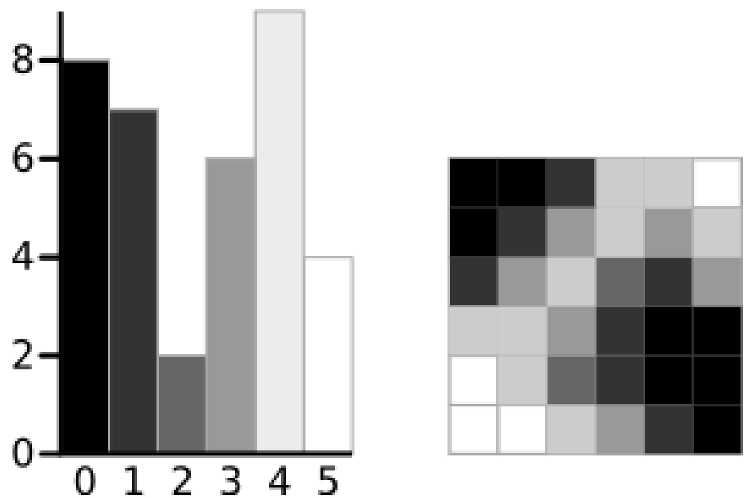
Mais comment fixer le(s) seuil(s) ? (2)

Un autre exemple de méthode très simple : algorithme d'Otsu (1977) :

- Recherche exhaustive du seuil minimisant la variance intra-classe, définie comme une somme pondérée de la variance des 2 classes :

$$\sigma_w^2 = \omega_1(t)\sigma_1^2(t) + \omega_2(t)\sigma_2^2(t)$$

- Exemple

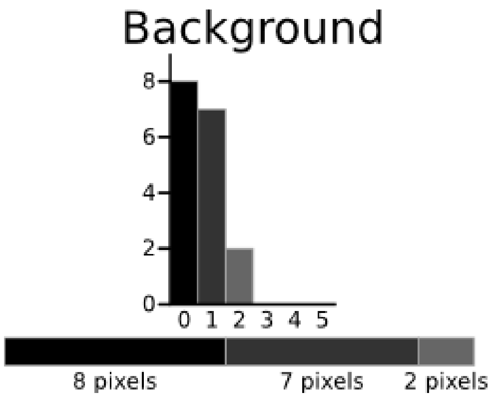


A 6-level greyscale image and its histogram

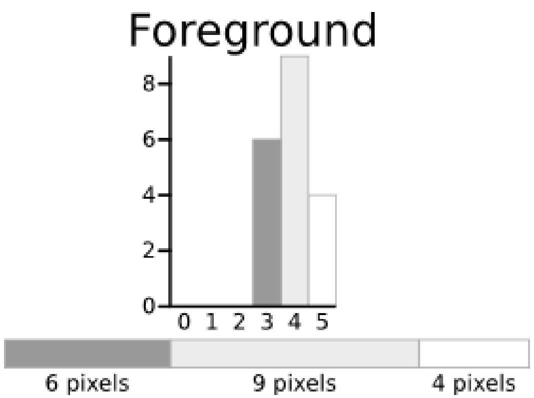
Nobuyuki Otsu (1979). "A threshold selection method from gray-level histograms". IEEE Trans. Sys., Man., Cyber. ***9****(1): 62–66.*

Mais comment fixer le(s) seuil(s) ? (2)

Pour un t (t=3)



$$\text{Weight} \quad W_b = \frac{8+7+2}{36} = 0.4722$$



$$\text{Weight} \quad W_f = \frac{6+9+4}{36} = 0.5278$$

$$\text{Mean} \quad \mu_f = \frac{(3\times 6)+(4\times 9)+(5\times 4)}{19} = 3.8947$$

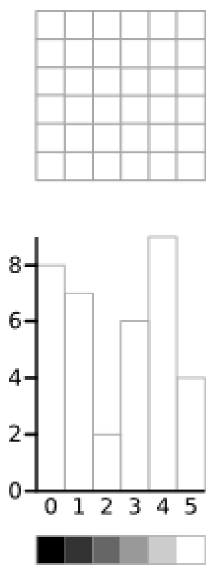
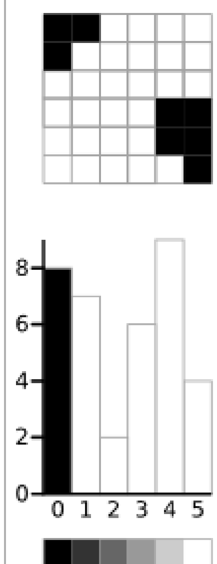
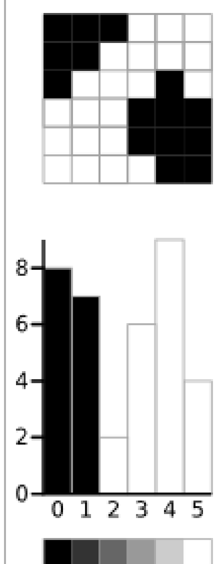
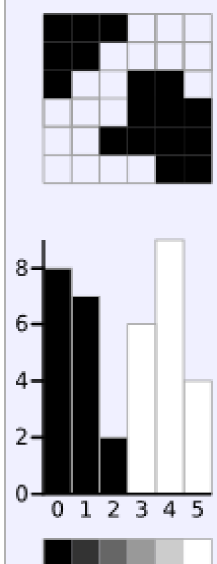
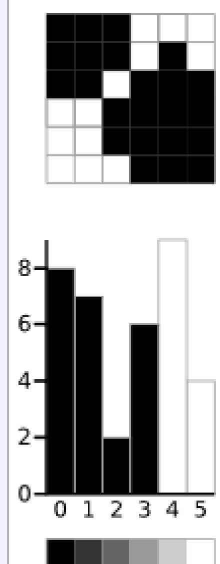
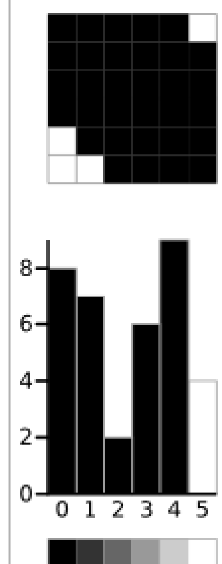
$$\begin{aligned}\text{Variance} \quad \sigma_f^2 &= \frac{((3-3.8947)^2\times 6)+((4-3.8947)^2\times 9)+((5-3.8947)^2\times 4)}{19} \\ &= \frac{(4.8033\times 6)+(0.0997\times 9)+(4.8864\times 4)}{19} \\ &= 0.5152\end{aligned}$$

Calculer la variance intra-classe :

$\sigma_w^2 = \omega_b(t)\sigma_b^2(t) + \omega_f(t)\sigma_f^2(t)$ = 0.4722∗0,4637+ 0.5278∗0.5152
= 0.4909

http://www.labbookpages.co.uk/software/imgProc/otsuThreshold.html

Mais comment fixer le(s) seuil(s) ? (2)

Threshold	T=0	T=1	T=2	T=3	T=4	T=5
						
Weight, Background	$W_b = 0$	$W_b = 0.222$	$W_b = 0.4167$	$W_b = 0.4722$	$W_b = 0.6389$	$W_b = 0.8889$
Mean, Background	$M_b = 0$	$M_b = 0$	$M_b = 0.4667$	$M_b = 0.6471$	$M_b = 1.2609$	$M_b = 2.0313$
Variance, Background	$\sigma^2_b = 0$	$\sigma^2_b = 0$	$\sigma^2_b = 0.2489$	$\sigma^2_b = 0.4637$	$\sigma^2_b = 1.4102$	$\sigma^2_b = 2.5303$
Weight, Foreground	$W_f = 1$	$W_f = 0.7778$	$W_f = 0.5833$	$W_f = 0.5278$	$W_f = 0.3611$	$W_f = 0.1111$
Mean, Foreground	$M_f = 2.3611$	$M_f = 3.0357$	$M_f = 3.7143$	$M_f = 3.8947$	$M_f = 4.3077$	$M_f = 5.000$
Variance, Foreground	$\sigma^2_f = 3.1196$	$\sigma^2_f = 1.9639$	$\sigma^2_f = 0.7755$	$\sigma^2_f = 0.5152$	$\sigma^2_f = 0.2130$	$\sigma^2_f = 0$
Within Class Variance	$\sigma^2_W = 3.1196$	$\sigma^2_W = 1.5268$	$\sigma^2_W = 0.5561$	$\sigma^2_W = 0.4909$	$\sigma^2_W = 0.9779$	$\sigma^2_W = 2.2491$

Mais comment fixer le(s) seuil(s) ? (2)

Un autre exemple de méthode très simple : algorithme d'Otsu (1977) :

$$\sigma_w^2 = \omega_1(t)\sigma_1^2(t) + \omega_2(t)\sigma_2^2(t)$$

- Engine
  - Otsu = 70

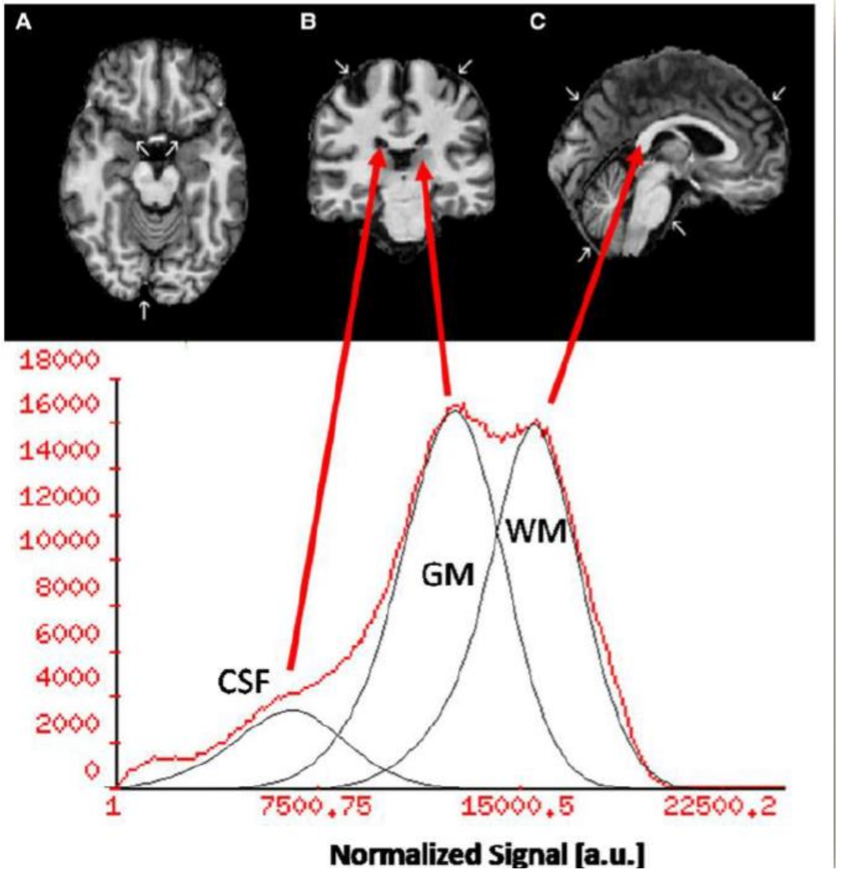
Nobuyuki Otsu (1979). "A threshold selection method from gray-level histograms". IEEE Trans. Sys., Man., Cyber. ***9****(1): 62–66.*

Mais comment fixer le(s) seuil(s) ? (3)

Seuillage est **trop strict** car intensités non uniformes dans structure anatomique :

- «texture» du tissu,
- artefact de volume partiel
- ou de la présence de produit de contraste.

Helms, G. Segmentation of human brain using structural MRI. Magn Reson Mater Phy (2016) 29: 111

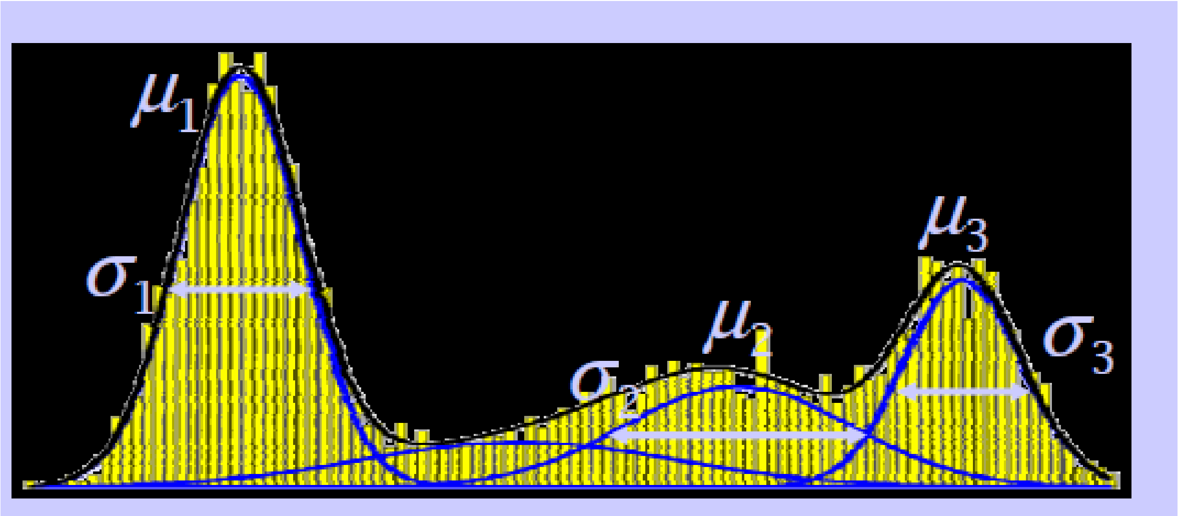


→ Modéliser la **distribution des intensités** au sein de chaque structure par des fonctions plus «adoucies» comme des Gaussiennes.

Mais comment fixer le(s) seuil(s) ? (3)

Soit l'histogramme $H = \{h_j\}$

Où h_j = nombre de voxels / $I(voxel) = j$



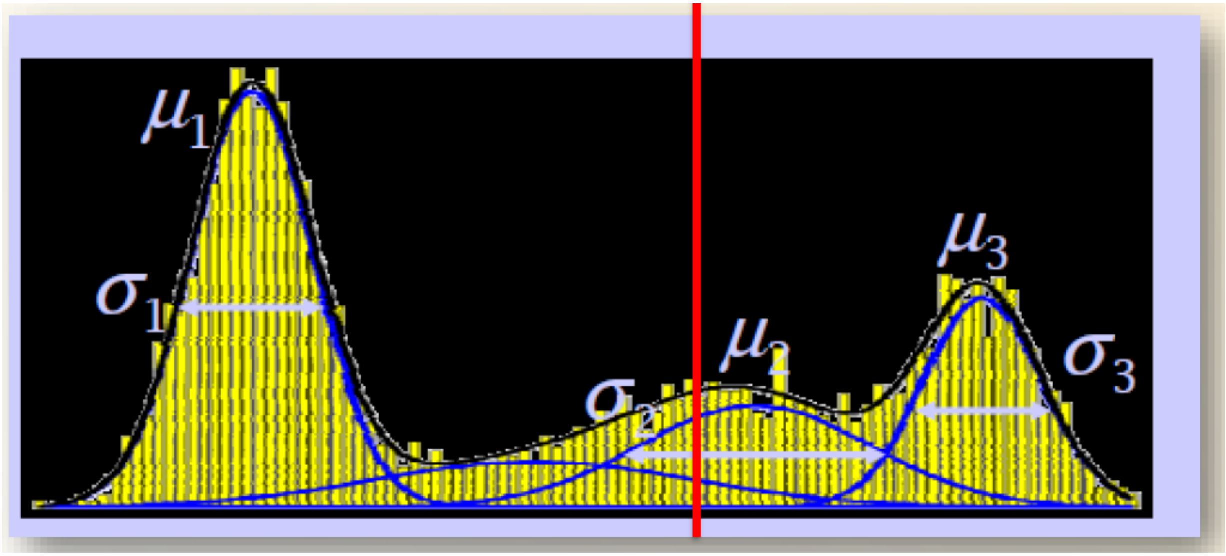
On suppose qu'il y a K structures différentes S_k caractérisées chacune par une distribution des intensités suivant une loi Gaussienne G de paramètres $\{\mu_k, \sigma_k\}$.

On peut alors modéliser l'histogramme H par une somme de k Gaussiennes définies par les paramètres : $\{a_k, \mu_k, \sigma_k\}_{k=1 \text{ à } K}$ où a_k est la pondération (de somme 1).

On cherche alors à ajuster l'histogramme H et le modèle.

Pour les voxels d'intensité j → $\sum_{k=1}^{K} a_k . G[\mu_k, \sigma_k](j) \approx h_j$

Mais comment fixer le(s) seuil(s) ? (3)



Pour les voxels d'intensité j → $\sum_{k=1}^{K} a_k.G[\mu_k,\sigma_k](j) \approx h_j$

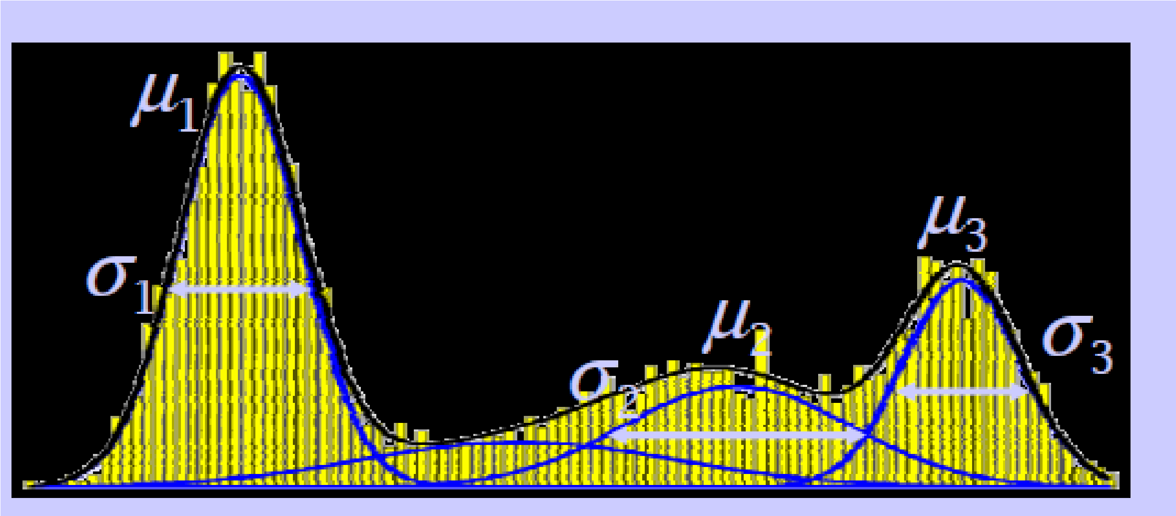
- Pas de solution analytique pour trouver les paramètres optimaux.
- On utilise la technique itérative EM (Expectation/Minimization) en 2 étapes :
- On suppose qu'on a une initialisation $\{a_k,\mu_k,\sigma_k\}_{k=1 \text{ à } K}$

E : Calcul de la probabilité $p_{j\in i}$ = (voxel d'intensité j) ϵ S_i, d'après le modèle théorique:

$$p_{j\in i} = a_i.G[\mu_i,\sigma_i](j) \,/\, \sum_{k=1}^{K} a_k.G[\mu_k,\sigma_k](j)$$

numérateur = valeur s'il n'y avait que la structure i
dénominateur = valeur en tenant compte de toutes les structures

Mais comment fixer le(s) seuil(s) ? (3)



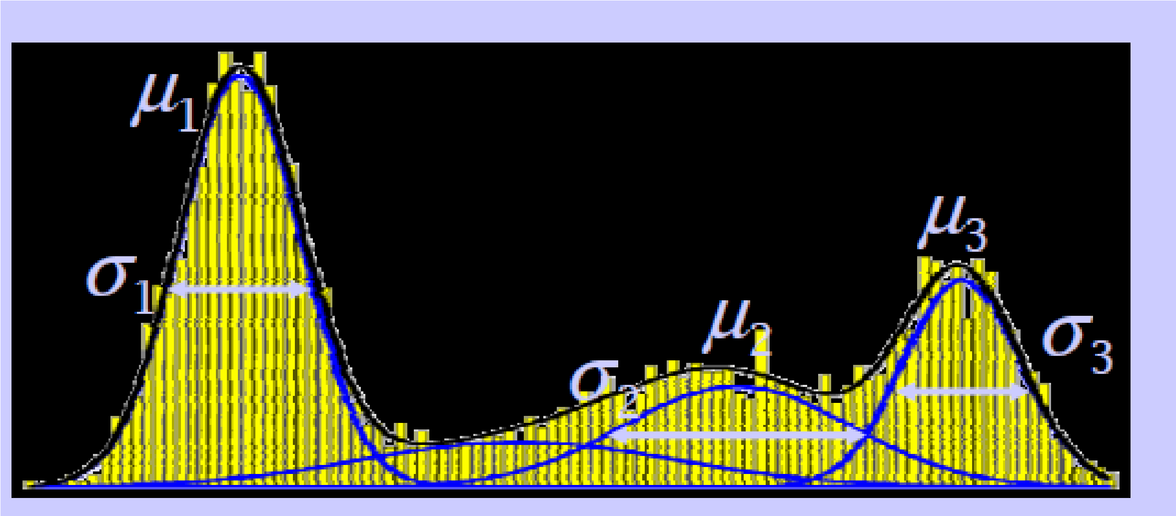
Pour les voxels d'intensité j → $\sum_{k=1}^{K} a_k . G[\mu_k, \sigma_k](j) \approx h_j$

•**M** : Une fois qu'on a les probabilités «théoriques» $p_{j\in i}$ = (voxel d'intensité j) ϵ S_i, on peut actualiser les paramètres (a_k, μ_k, σ_k) du modèle par les estimateurs classiques sur les données expérimentales :

$$a'_i = \sum_j p_{j\in i} . h_j \qquad \mu'_i = \sum_j (p_{j\in i} . h_j). j \qquad \sigma'_i = \sqrt{\sum_j ((p_{j\in i} . h_j). j - \mu'_i)^2}$$

→ On itère jusqu'à stabilité.

Mais comment fixer le(s) seuil(s) ? (3)



Pour les voxels d'intensité j → ∑k=1 à K→$\sum_{k=1 \text{ à } K} a_k.\ G[\mu_k,\sigma_k](j) \approx h_j$

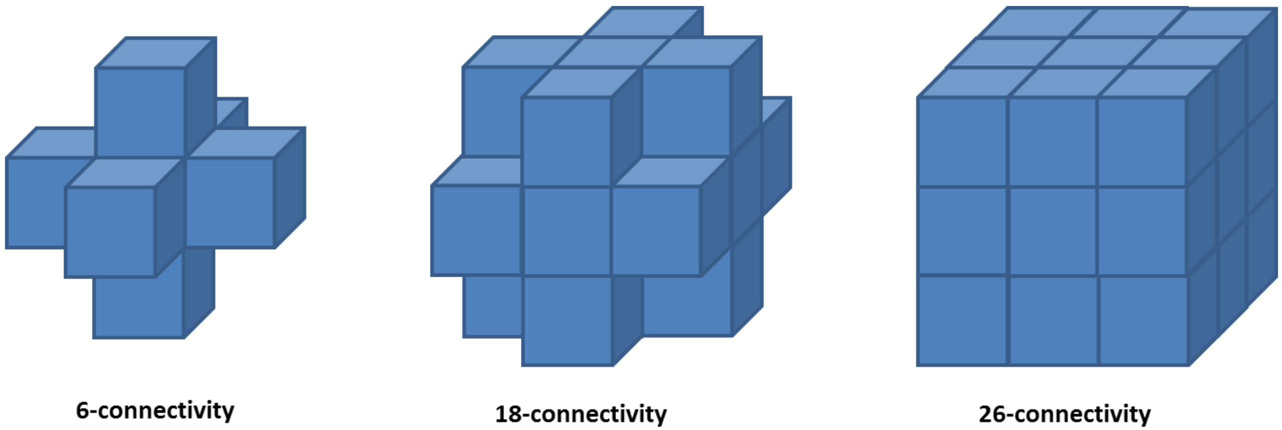
→ A la fin, on affectera l'intensité j à la structure i qui maximise

p_{ij} =(voxel d'intensité j) ϵ(structure i)

On peut montrer que le processus converge vers un optimum local mais… il est **sensible à l'initialisation** et… il faut connaître le **nombre de structures**…

Prendre en compte les relations spatiales ? (1)

- On va utiliser la notion de voisinage ou de connexité.



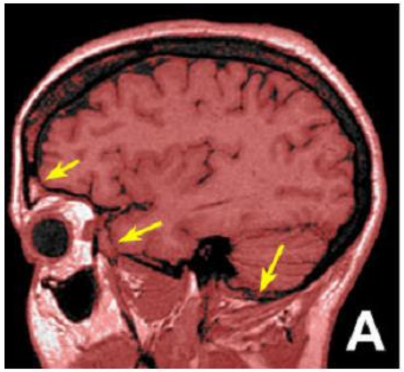
- Algorithme de «Region Growing» (croissance de région)
  - On part d'un voxel graine
  - On agrège un voxel voisin si son intensité est «proche».

- Version interactive (clic = graine, roulette = réglage de la tolérance).
- On peut aussi utiliser des statistiques sur la zone déjà segmentée pour décider de l'inclusion d'un nouveau voxel.

MAIS

- Sensible au bruit et à la variabilité de l'image.
- Grande complexité de calcul.

Prendre en compte les relations spatiales ? (2)



Après une étape de segmentation, plusieurs structures reliées par des petits ponts ou alors plusieurs morceaux d'une même structure séparés par des petits vides.

→Utilisation d'opérateurs de morphologie mathématique (érosion, recherche de composantes connexes, dilatation) **→ TP1 Segmentation automatique du cerveau dans des images IRM en pondération T1.**

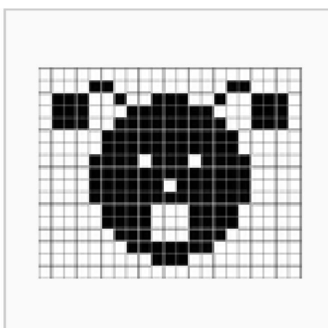
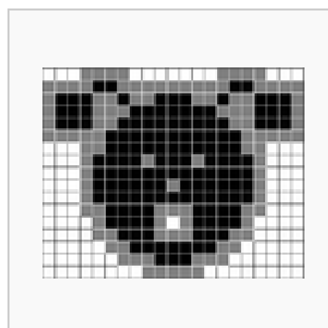
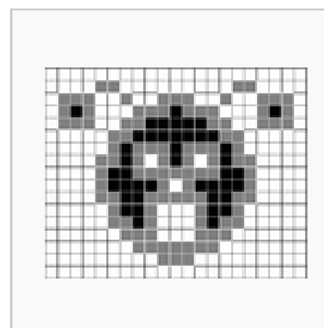


Image originale (en noir : l'objet ; en blanc : le fond)



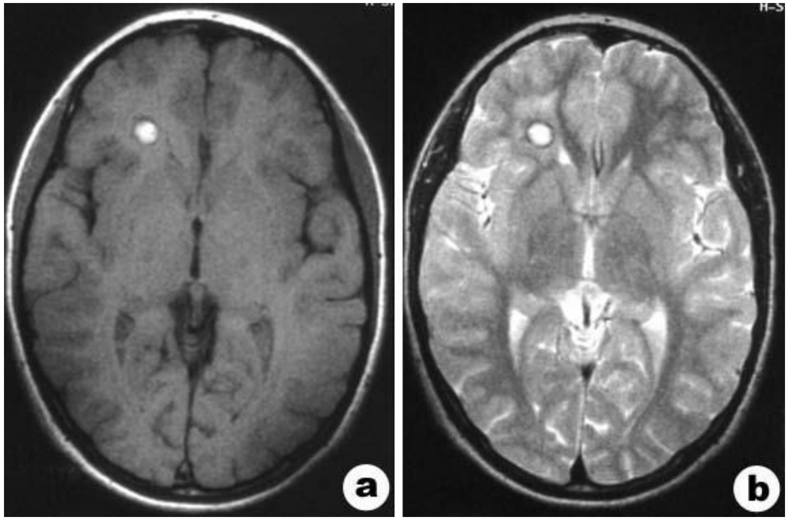
Dilatation par un carré 3x3 : les pixels noirs et gris font partie de l'ensemble résultant



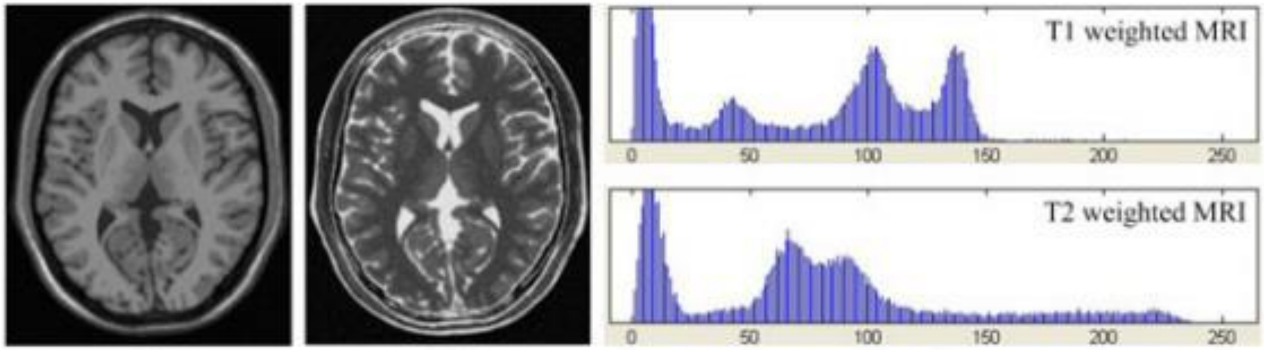
Érosion par un carré 3x3 : seuls les pixels noirs font partie de l'ensemble résultant

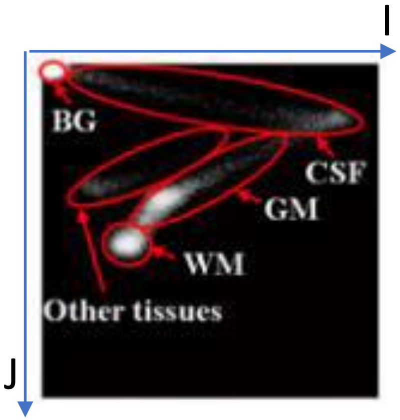
Images multimodales ?

- Par exemple, une IRM de la tête en pondération T1 et T2.



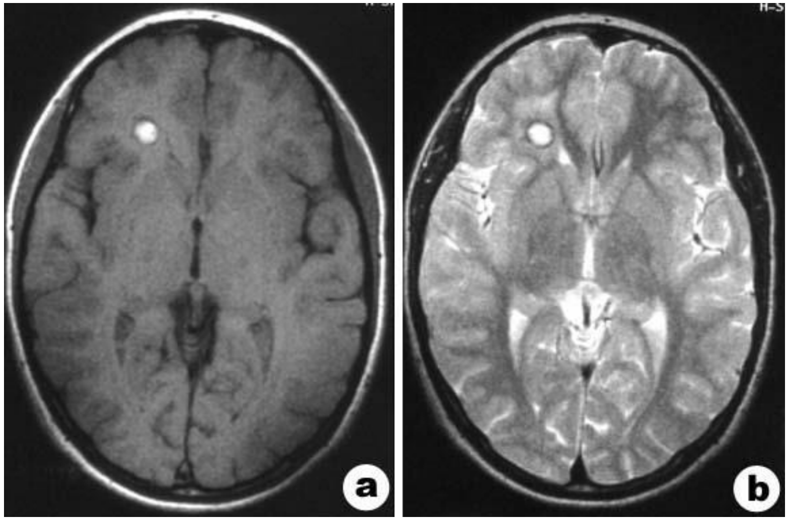
- Voxel de position (x,y,z) → 2 intensités I dans a et J dans b : image de histogramme conjoint.





Images multimodales ?

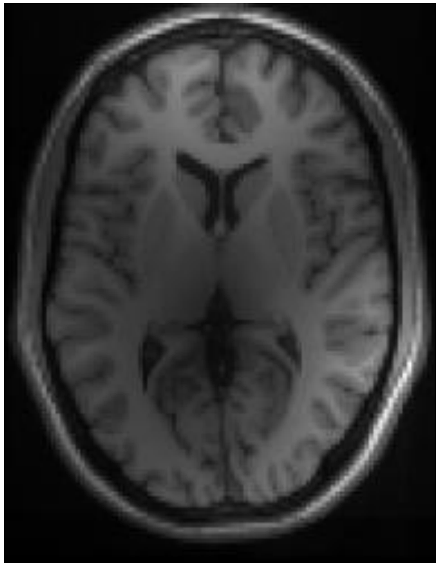
- Par exemple, une IRM de la tête en pondération T1 et T2.

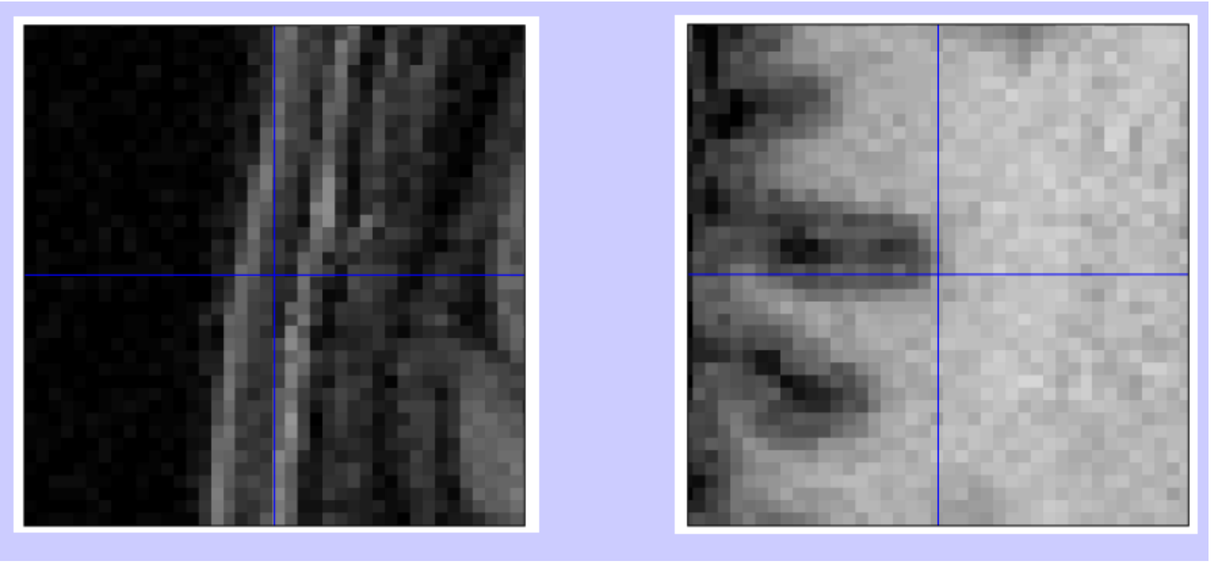


- On peut essayer d'effectuer une classification non-supervisée des pixels de l'histogramme conjoint par l'algorithme «classique» des k-means :
  - On a k classes, chaque classe C_i va être définie par un point 2D (I_i, J_i)
  - Chaque voxel (x,y,z) → (I, J) est affecté à la classe C_i telle que $\mathrm{d}((\mathrm{I}, \mathrm{J}), (I_i, J_i))$ minimale
  - Pour chaque classe C_i, on calcule le barycentre des(I, J)des voxels affectés → (I_i, J_i)
  - On itère jusqu'à convergence… (dans un minimum local pour le critère k-means)

- Donne une segmentation limitée…

Limites des méthodes région ?





- Les artefacts d'acquisition (inhomogénéité du champ en IRM, volume partiel en CT et IRM…) font varier l'intensité des structures dans l'image.

→ Une notion plus stable peut être celle de la discontinuité d'intensité (= frontière, **contour**…)