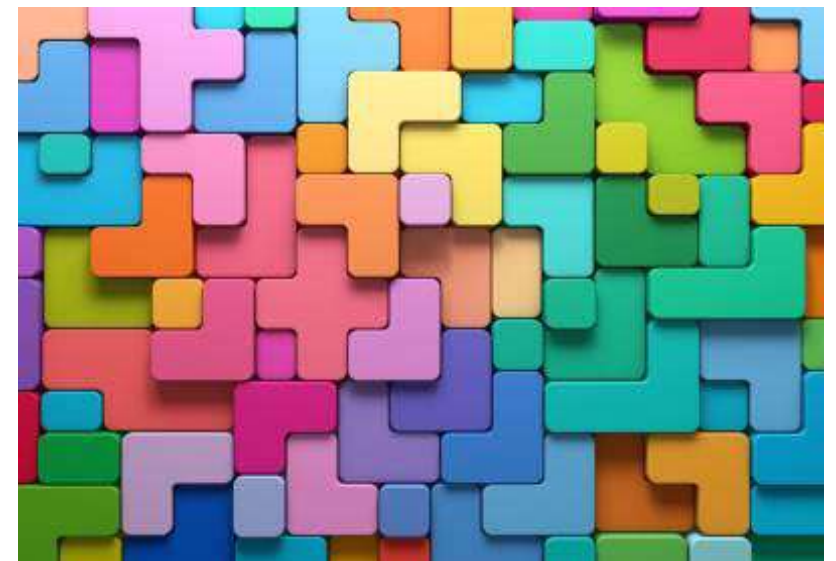
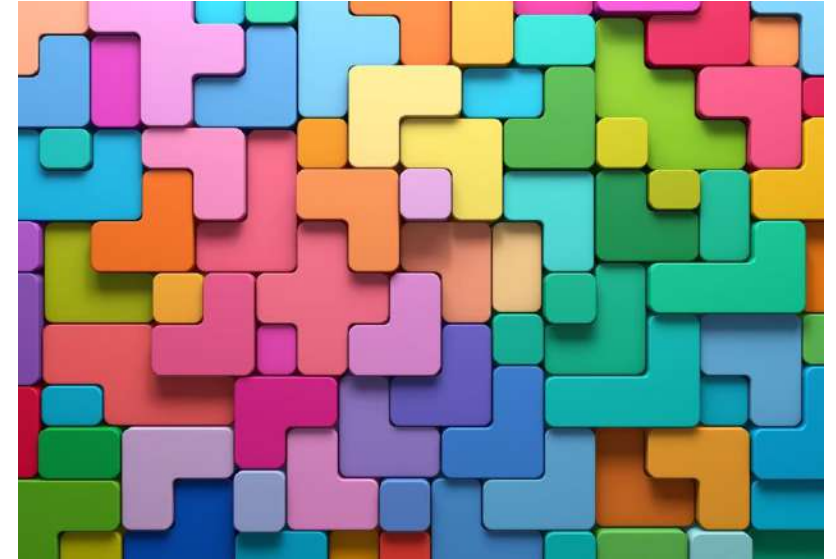


Segmentation, débruitage, évaluation

D'après les cours de Maxime Descoteaux



Présentation du problème

Segmentation

- Détection
- Dénombrement
- Mesure
 - Suivi
 - Diagnostic
- Prédiction
- Diagnostic
- Recherche

Du bruit du bruit du bruit !

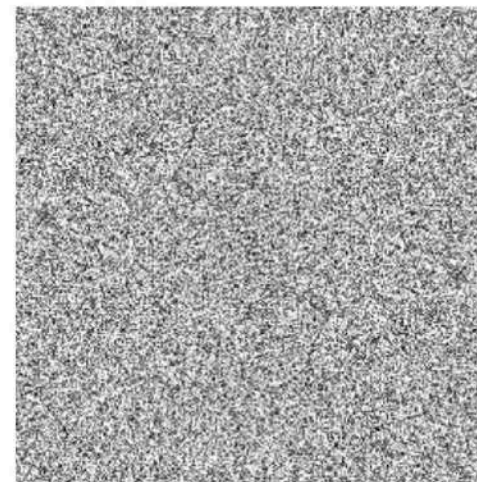
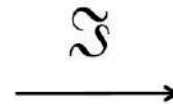
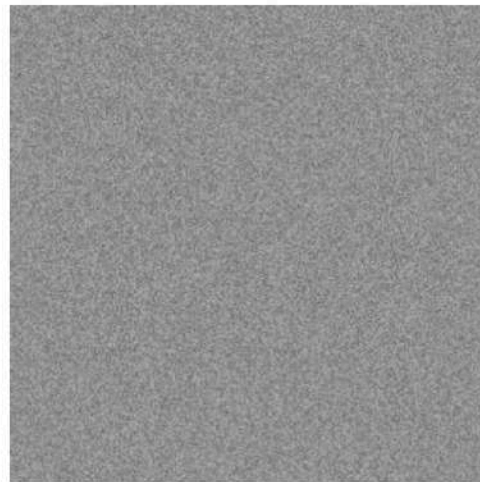
Bruit

$$g = f * h + \eta$$

↑
Bruit additif non corrélé

En général, le **bruit est blanc**, c-à-d que sa distribution fréquentielle est globalement uniforme

Bruit blanc (η)



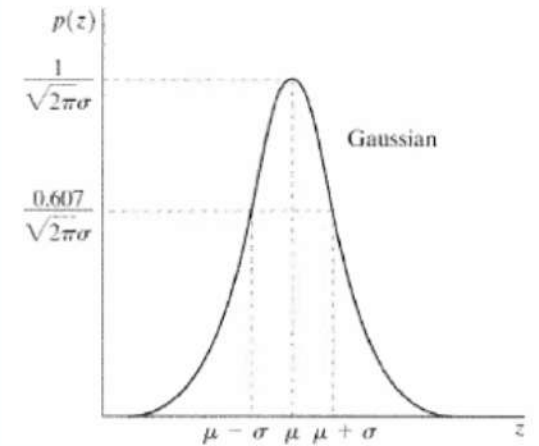
Des bruits variables

Bruit

Une variable de bruit « z » est considérée comme étant une **variable aléatoire** suivant une **densité de probabilité**

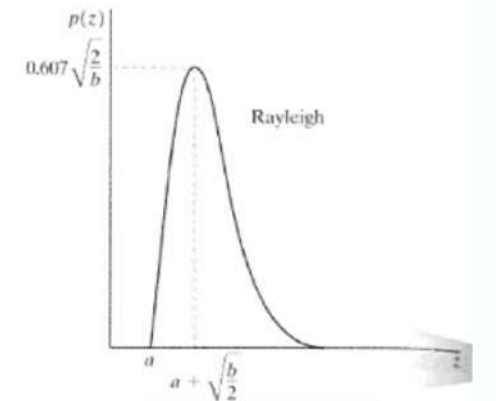
Bruit gaussien

$$p(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(z-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$



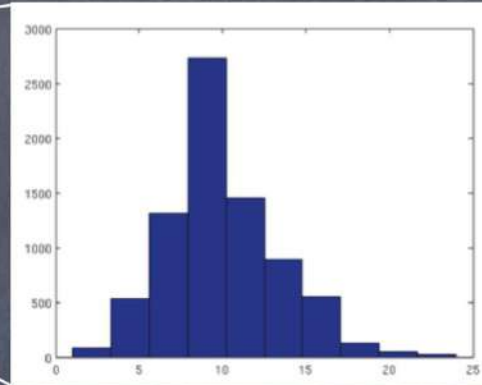
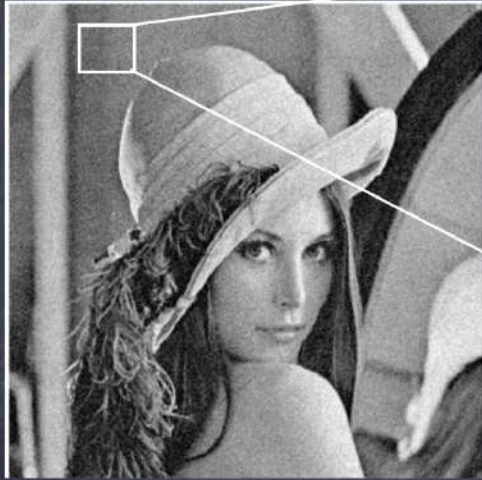
**Bruit de Rayleigh
ou appelé bruit
Ricien**

$$p(z) = \frac{2(z-a)}{b} e^{-\frac{(z-a)^2}{b}} \quad \forall z \geq a$$



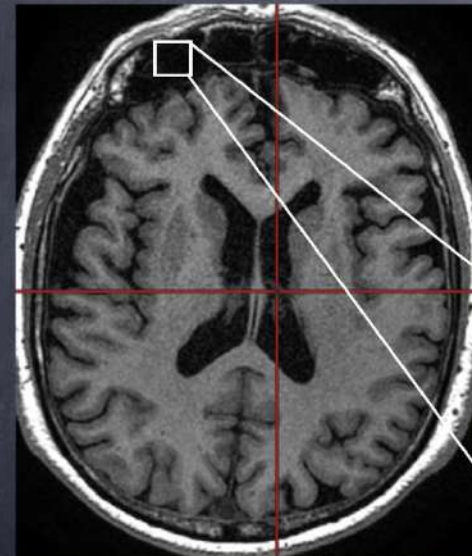
Bruit

Gaussien

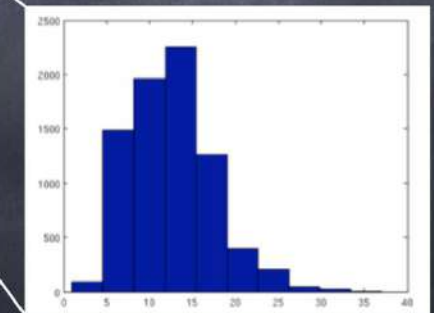


- Nature du bruit dépend de la modalité d'imagerie

Bruit



- Nature du bruit dépend de la modalité d'imagerie



Ricien

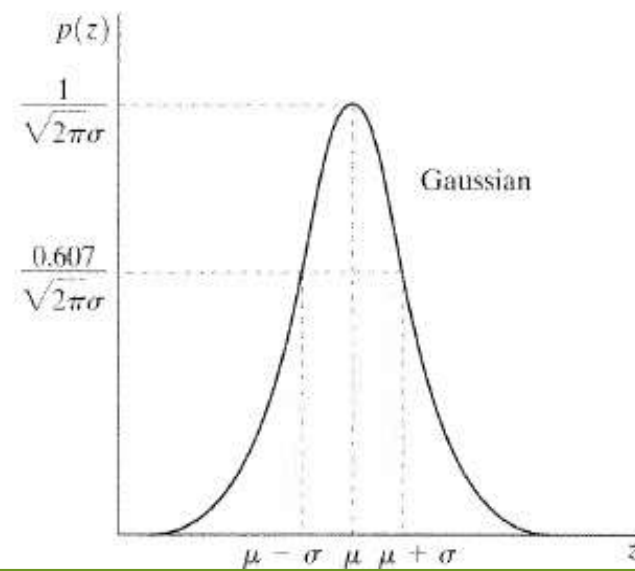
Bruit

Une variable de bruit « z » est considérée comme étant une **variable aléatoire** suivant une **densité de probabilité**

Ex: En affichant l'histogramme d'une région noire de l'image:

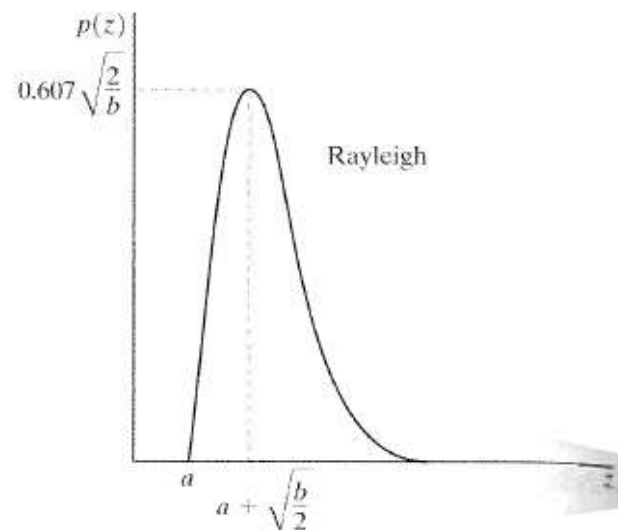
Bruit gaussien

$$p(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(z-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$



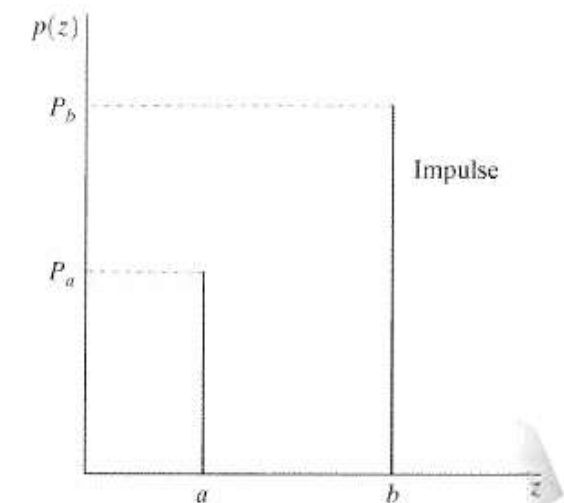
Bruit de Rayleigh ou
appelé bruit Ricien

$$p(z) = \frac{2(z-a)}{b} e^{-\frac{(z-a)^2}{b}} \quad \forall z \geq a$$



Bruit poivre et sel

$$p(z) = \frac{1}{b-a} \quad \forall a \leq z \leq b$$



Exemple de bruit sur une
image composée de 3
régions uniformes

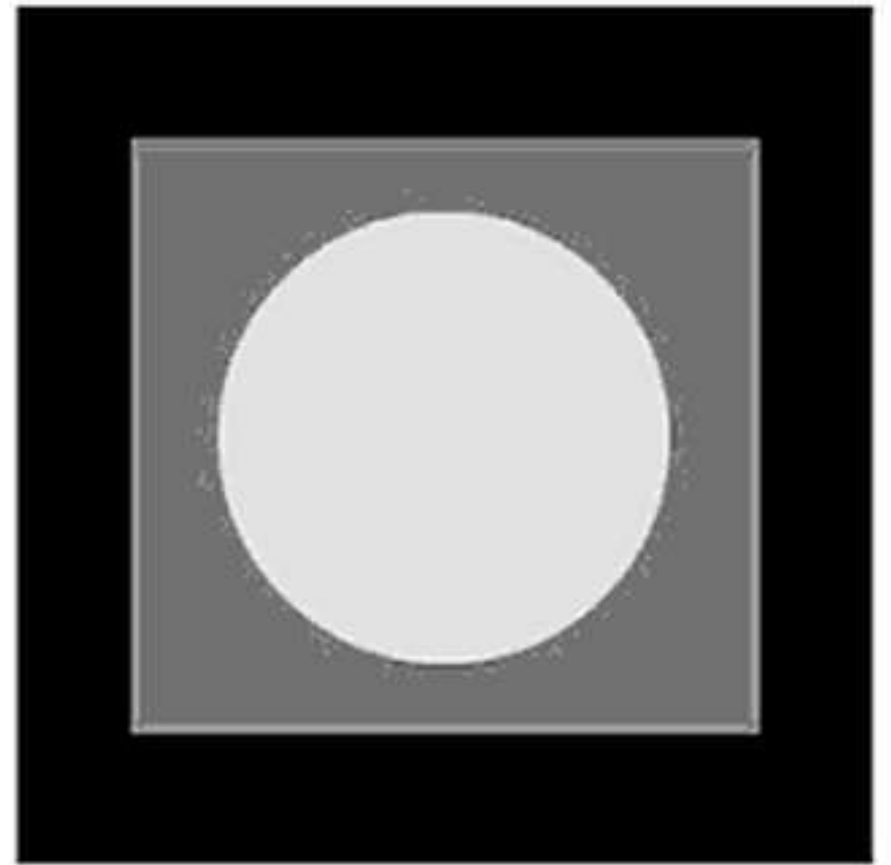
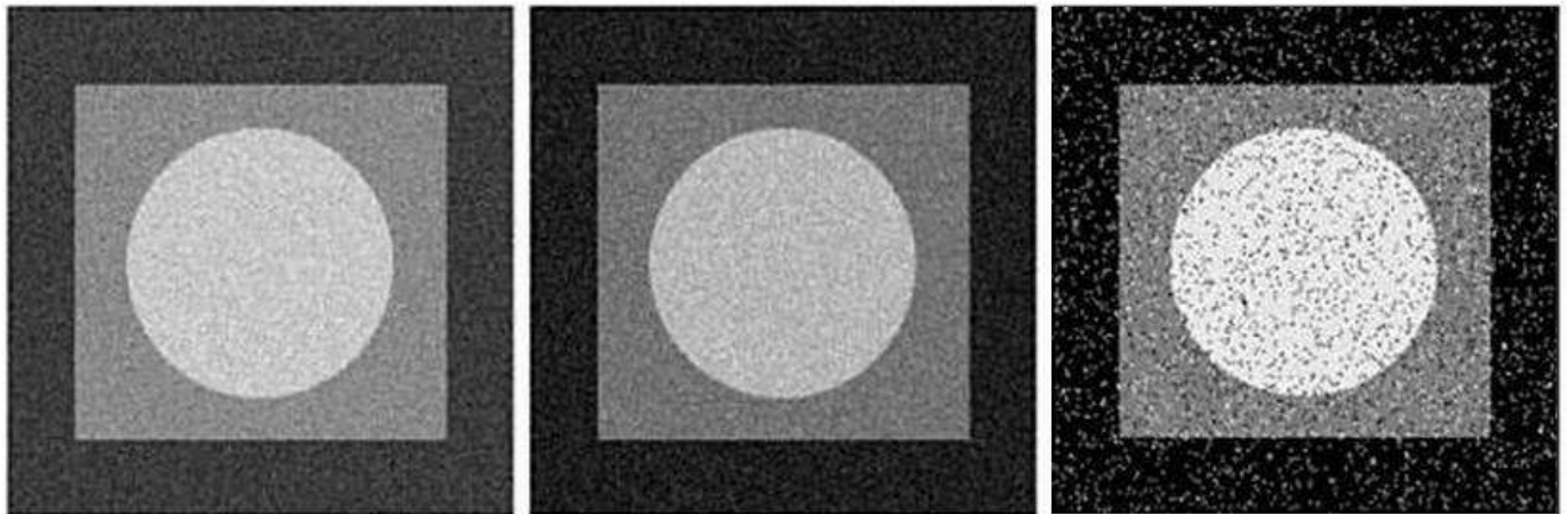
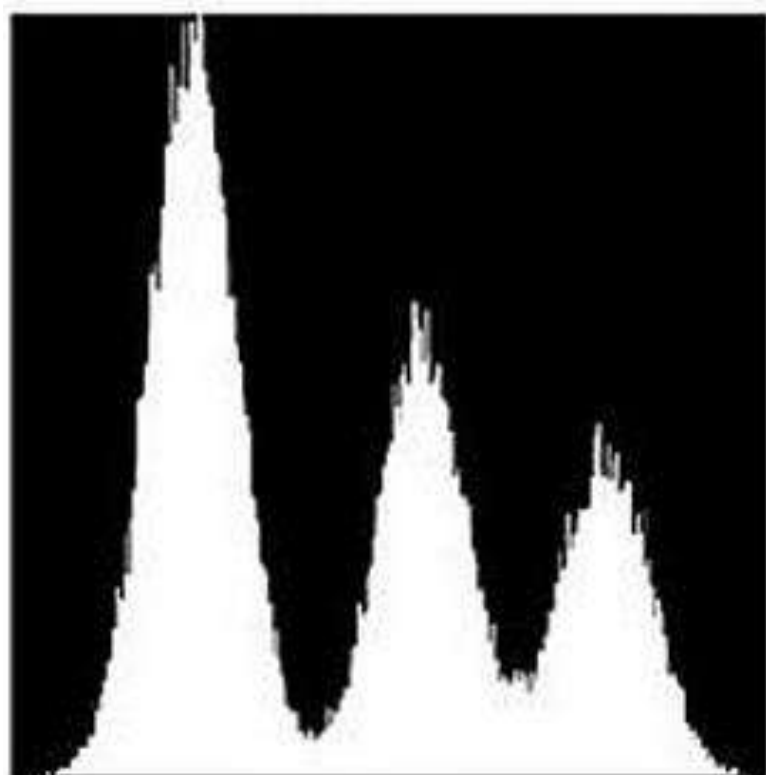
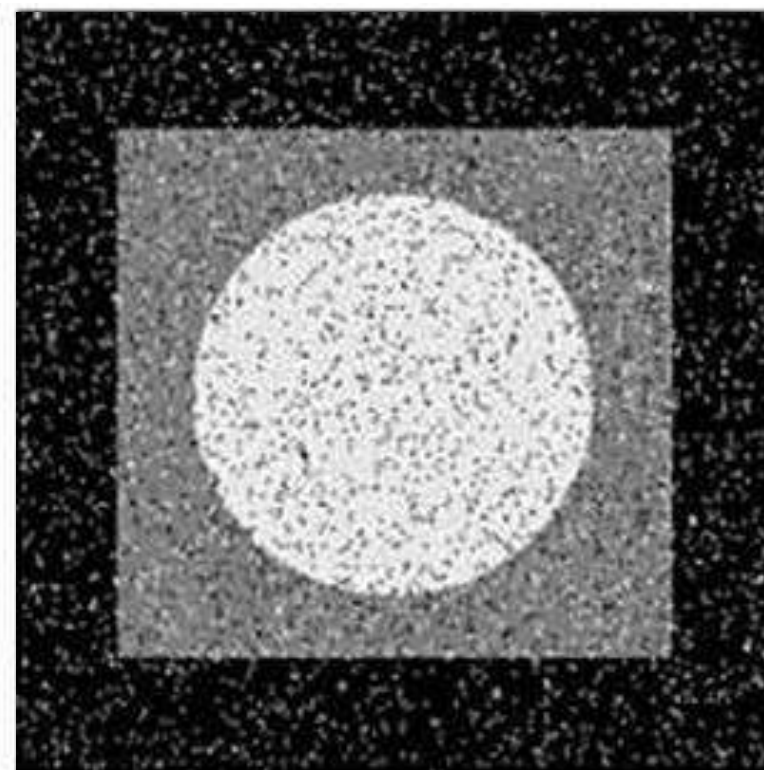
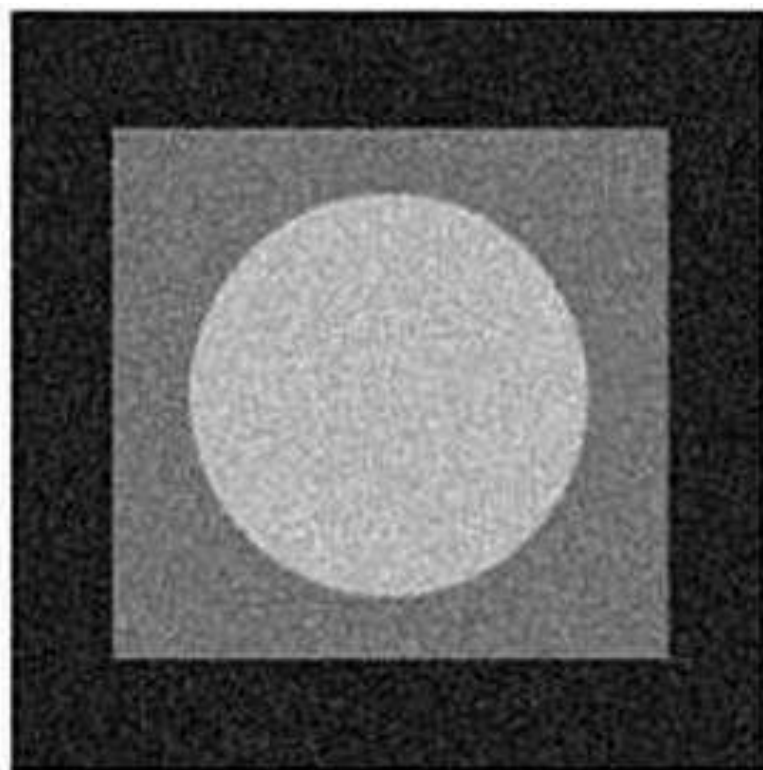
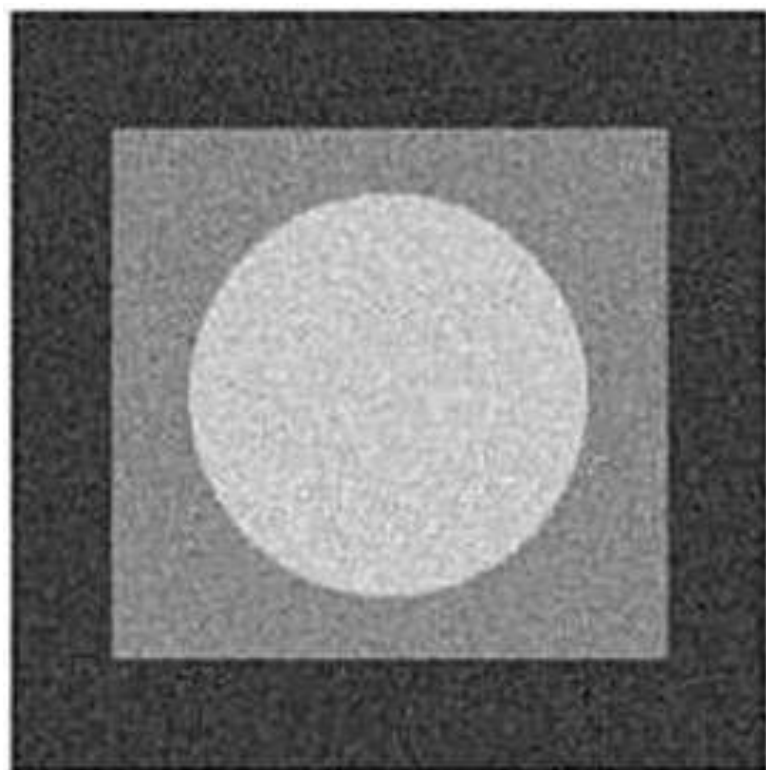
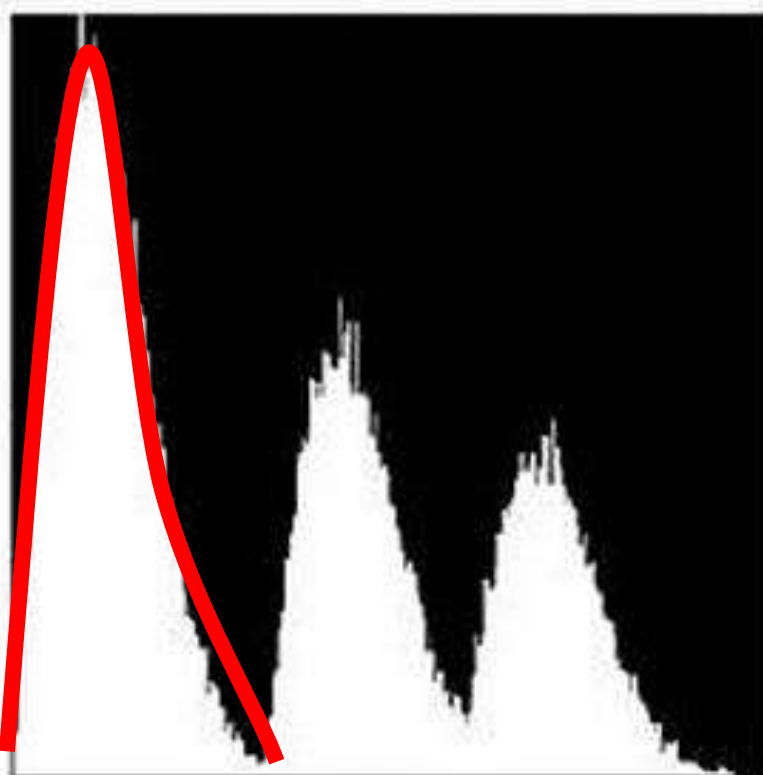


Image d'origine non bruitée

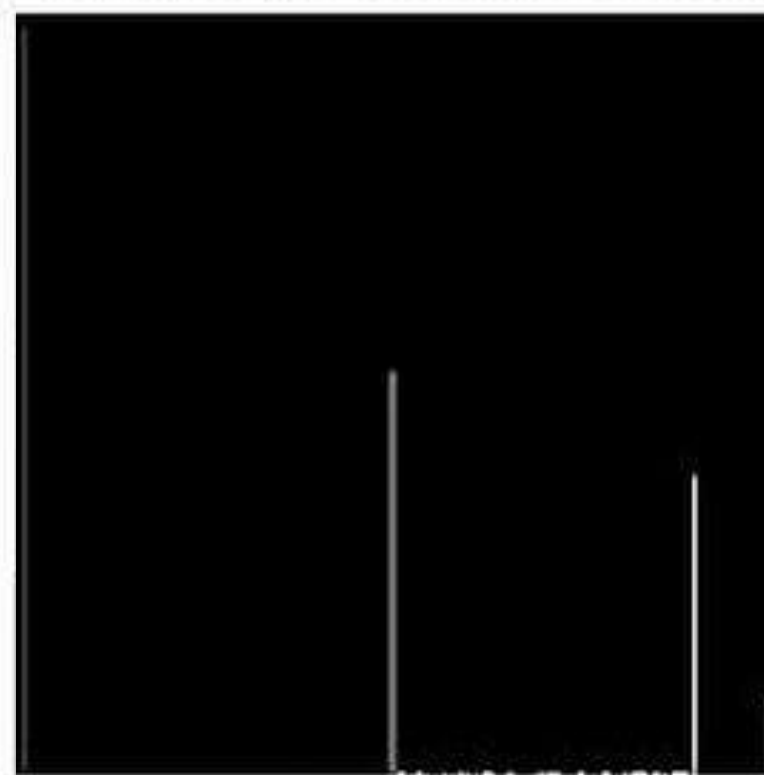




Gaussian



Rayleigh



Salt & Pepper

Métriques de qualité les plus fréquentes en imagerie médicale

Erreur quadratique moyenne (*mean square error*)

$$MSE(f, g) = \frac{1}{nm} \sum_{i,j} (f(i, j) - g(i, j))^2$$

Ratio signal sur bruit (signal to noise ratio) en DB

$$\begin{aligned} SNR(f, g) &= 10 \log \frac{P_f}{P_{f-g}} \\ &= 10 \log \frac{\sum_{ij} f(i, j)^2}{\sum_{ij} (f(i, j) - g(i, j))^2} \\ &= 20 \log \frac{\sum_{ij} f(i, j)}{\sum_{ij} f(i, j) - g(i, j)} \end{aligned}$$

Métriques de qualité

Ratio signal sur bruit impulsionnel (Peak signal to noise ratio)

- Une métrique beaucoup plus souvent utilisée est le PSNR en traitement d'image

$$PSNR(f, g) = 10 \log \left(\frac{d^2}{MSE(f, g)} \right)$$

d est la valeur maximale dans l'image

- Le problème avec MSE, SNR et PSNR est qu'une légère modification d'une image, parfois même imperceptible par l'œil humain, peut avoir un effet majeur sur ces métriques.
- D'autres métriques ont été proposées. Ex: SSIM.
<https://vicuesoft.com/glossary/term/ssim-ms-ssim/>

Calcul d'un SNR pour l'image

- On sait que le SNR est proportionnel aux caractéristiques de la machine
- Mais on ne connaît quand même pas le SNR obtenu.
- En pratique, on estime le SNR à partir de l'image.
 - On pose l'hypothèse suivante: l'arrière-plan de l'image devrait être noir.

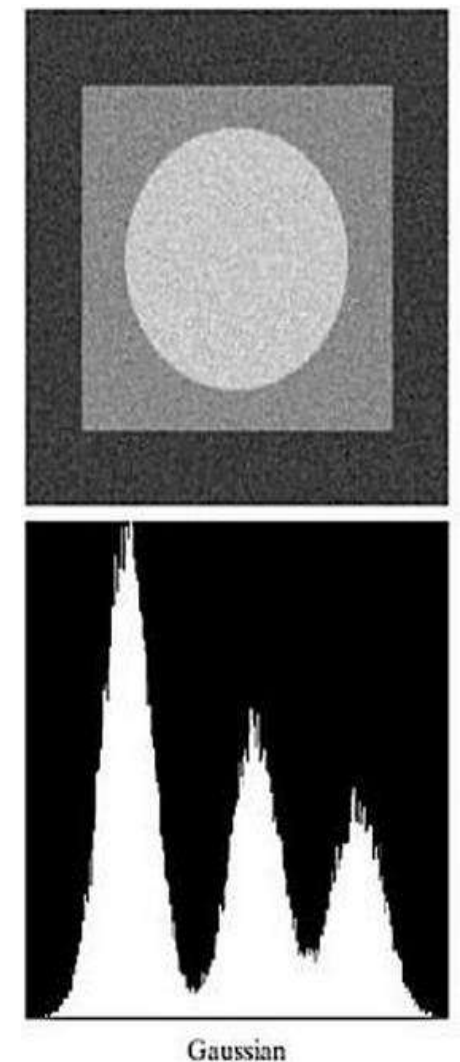
Calcul d'un SNR pour l'image

1. On sélectionne une région de l'image qui nous intéresse:
 - Moyenne du signal d'intérêt
2. On mesure le bruit dans une région noire
 - Écart-type du bruit
3. $SNR = \text{mean}(S) / \text{std}(\text{fond})$

** Condition pour que cette formule soit bonne:

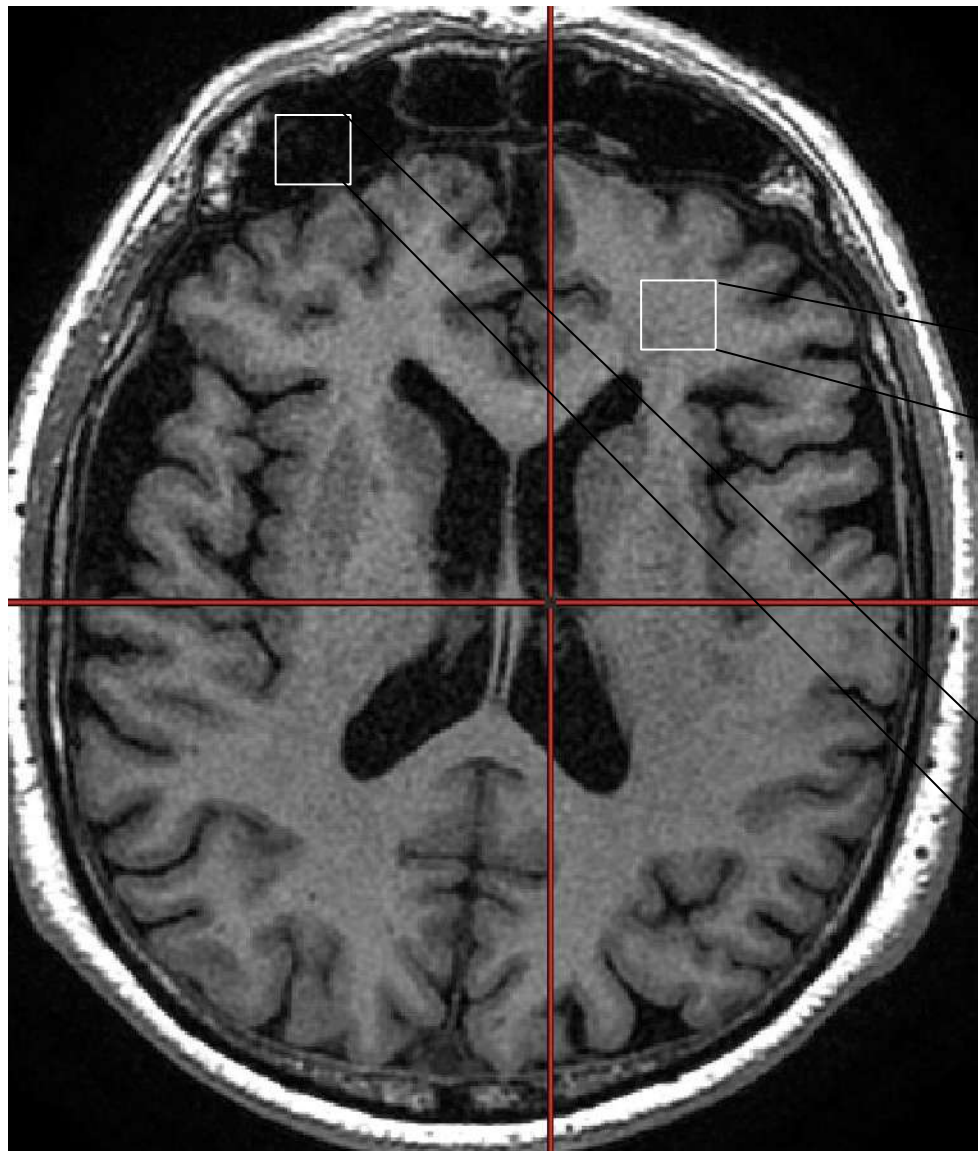
- Si le bruit est Gaussien

Pour les autres types de bruit (Ricien, Chi-carré):
des recherches sont encore en cours.



Estimation du SNR

- Mean(S): dépend de la région utilisée.
- Potentiellement plusieurs S intéressants;
- Plusieurs régions pour lesquelles il faut rapporter le SNR



mean(S)

std(fond)

Mesurer le bruit

Métriques de qualité

Une métrique de qualité est une fonction qui mesure la **qualité visuelle** d'une image. Ainsi plus une image est dégradée par du flou, du bruit ou des artéfacts de compression (e.g. JPEG) plus la qualité sera faible.



Qualité faible



Qualité bonne



Qualité excellente

Mesurer le bruit

Métriques de qualité les plus fréquentes en imagerie médicale

Erreur quadratique moyenne (*mean square error*)

$$MSE(f, g) = \frac{1}{nm} \sum_{i,j} (f(i, j) - g(i, j))^2$$

Ratio signal sur bruit (*signal to noise ratio*) en DB

$$\begin{aligned} SNR(f, g) &= 10 \log \frac{P_f}{P_{f-g}} \\ &= 10 \log \frac{\sum_{ij} f(i, j)^2}{\sum_{ij} (f(i, j) - g(i, j))^2} \\ &= 20 \log \frac{\sum_{ij} f(i, j)}{\sum_{ij} f(i, j) - g(i, j)} \end{aligned}$$

Mesurer le bruit

Métriques de qualité

Une métrique beaucoup plus souvent utilisée est le PSNR en traitement d'image

Ratio signal sur bruit impulsionnel (*Peak signal to noise ratio*)

$$PSNR(f, g) = 10 \log \left(\frac{d^2}{MSE(f, g)} \right)$$

où d est la valeur maximale dans l'image

Le problème avec MSE, SNR et PSNR est qu'une légère modification d'une image, parfois même imperceptible par l'œil humain, peut avoir un effet majeur sur ces métriques. Par conséquent, d'autres métriques ont été proposés. Une des plus utilisées est **MSSIM**

Z Wang, A Bovik, H. Sheikh, E. Simoncelli **Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity**, IEEE TIP, 13(4), 2004

Mesurer le bruit

$$\text{MSSIM}(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \text{SSIM}(\mathbf{x}_j, \mathbf{y}_j)$$



Fig. 2. Comparison of “Boat” images with different types of distortions, all with MSE = 210. (a) Original image (8bits/pixel; cropped from 512×512 to 256×256 for visibility); (b) Contrast stretched image, MSSIM = 0.9168; (c) Mean-shifted image, MSSIM = 0.9900; (d) JPEG compressed image, MSSIM = 0.6949; (e) Blurred image, MSSIM = 0.7052; (f) Salt-pepper impulsive noise contaminated image, MSSIM = 0.7748.

Passage sur les autres slides...

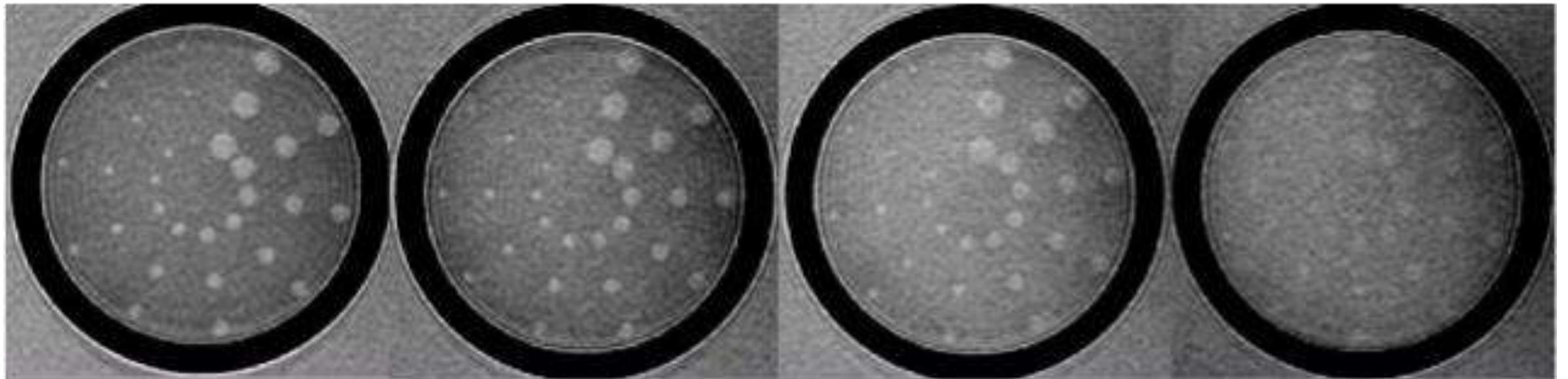
Quantifier la qualité d'une image

Contraste et résolution

Bruit

Résolution spatiale & contraste

- L'effet du contraste sur la perception: les trous du fantôme se dégradent en réduisant le contraste de 5.1%, 3.7%, 2.2%, 1%



Vous pouvez jouer avec le simulateur BrainWeb:
<http://brainweb.bic.mni.mcgill.ca/cgi/brainweb1>

Quelques définitions de contrastes

- Contraste de Michelson :

$$C_{\text{Michelson}} = \frac{l_{\text{max}} - l_{\text{min}}}{l_{\text{max}} + l_{\text{min}}}$$

- Contraste Root-Mean-Square (RMS) :
 - (Il faut d'abord *scaler* l'image entre 0 et 1)

$$C_{\text{rms}}(f) = \sqrt{\frac{1}{MN - 1} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (l(i, j) - \bar{l})^2}$$

(moyenne des différences² avec la moyenne)

$$\bar{l} = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} l(i, j)$$

(moyenne de l'image)

Quelques définitions de contrastes

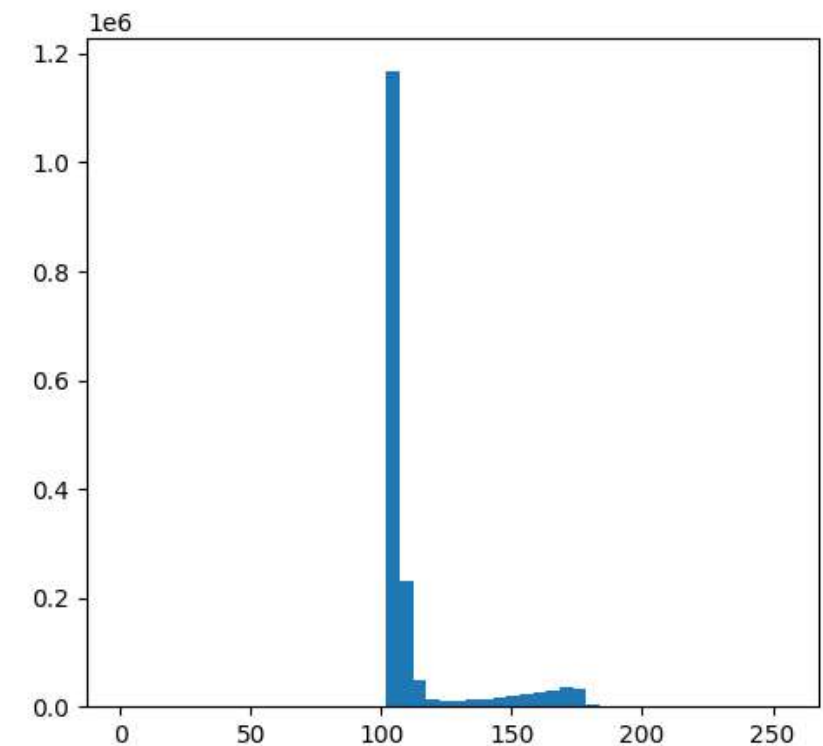
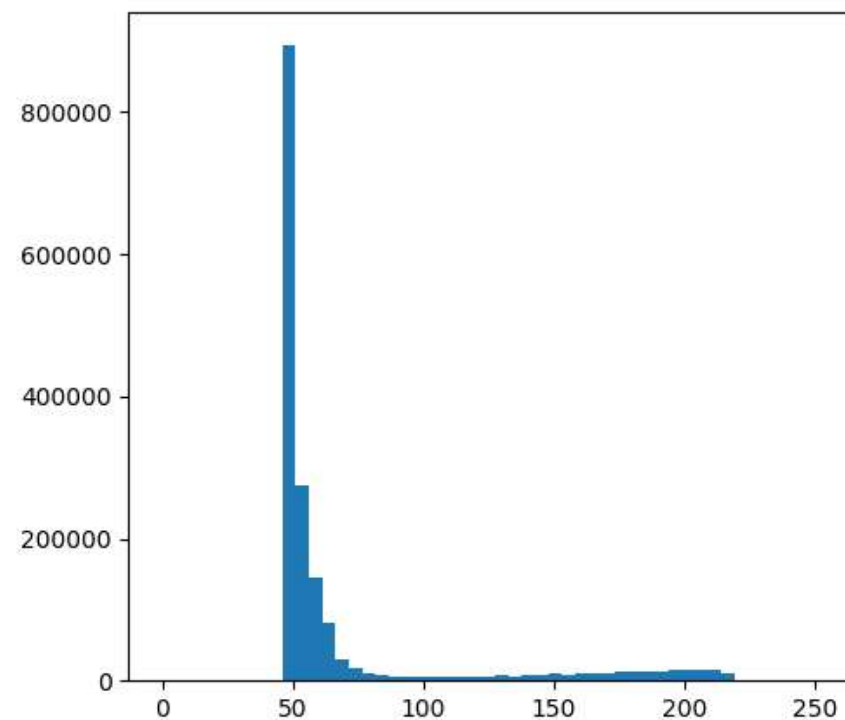
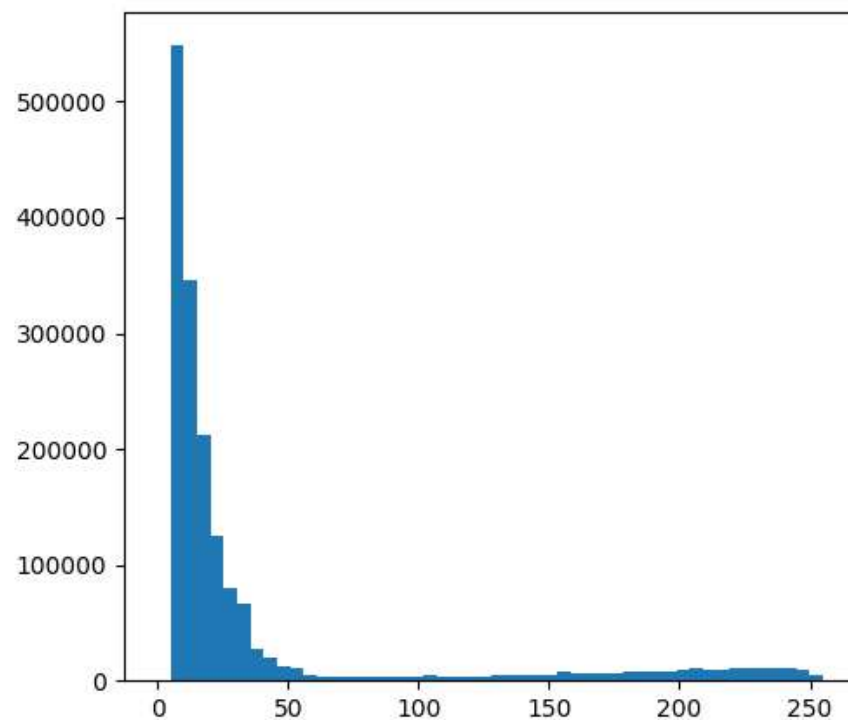
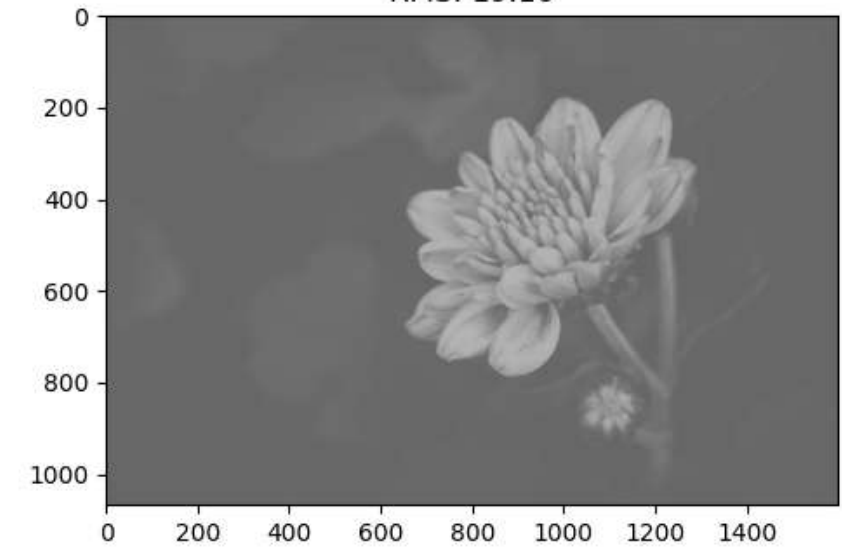
Michelson: 1.00
RMS: 61.06



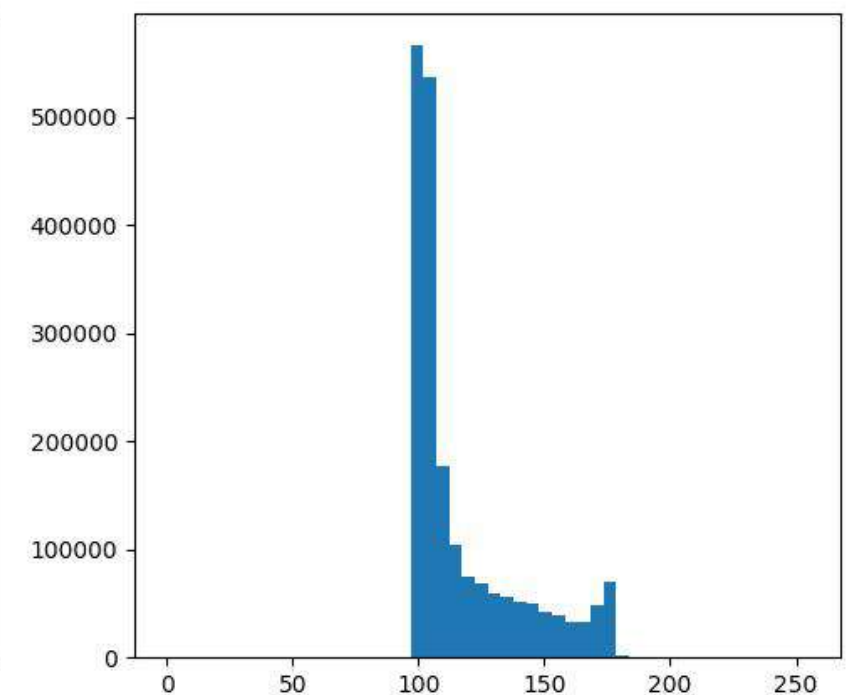
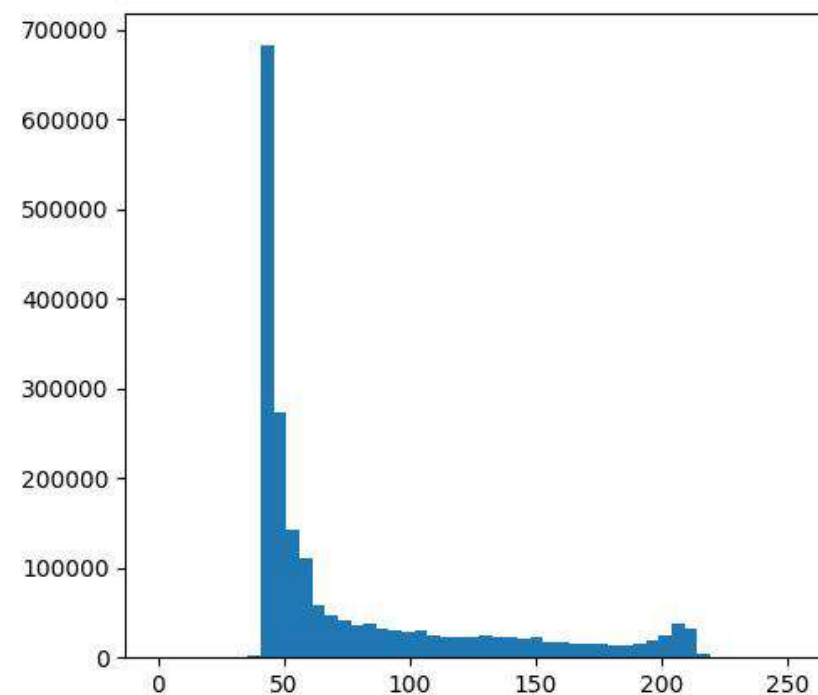
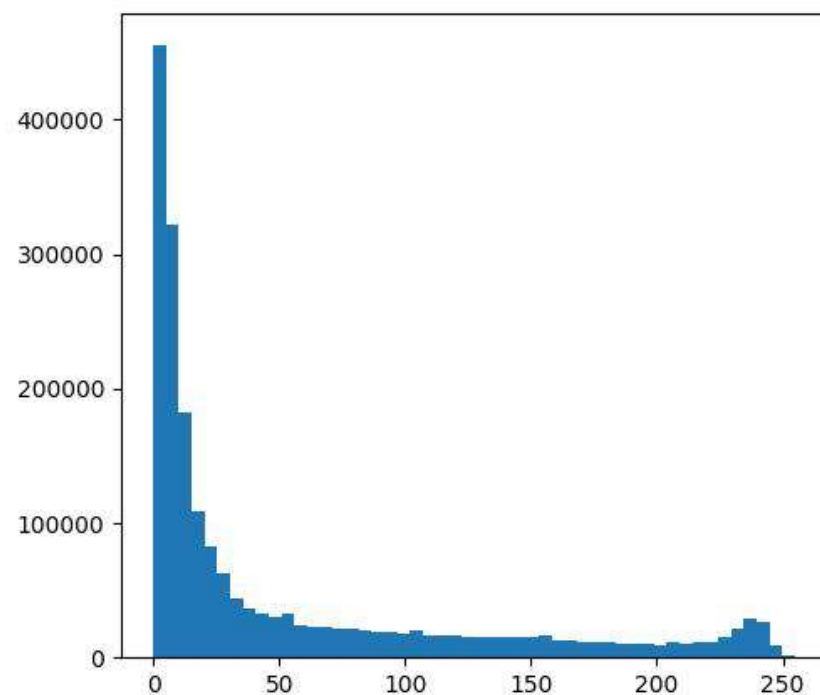
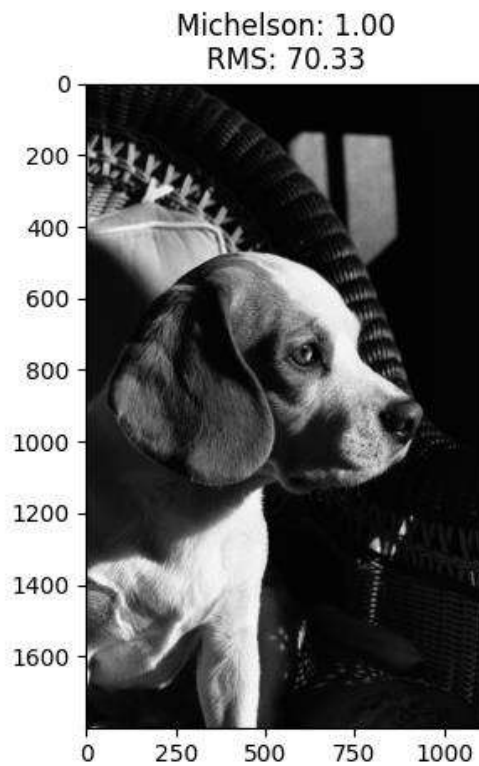
Michelson: 0.69
RMS: 43.10



Michelson: 0.29
RMS: 19.16




Quelques définitions de contrastes



Quelques définitions de contrastes

- Contraste de Michelson :

$$C_{\text{Michelson}} = \frac{l_{\text{max}} - l_{\text{min}}}{l_{\text{max}} + l_{\text{min}}}$$

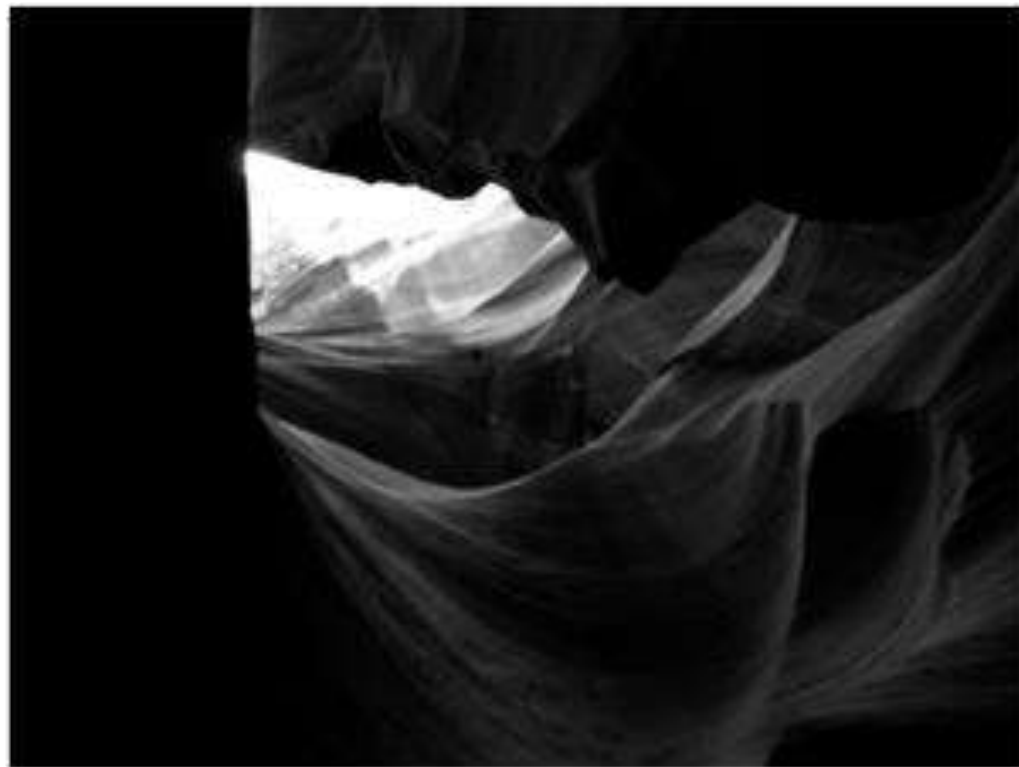


Qu'arrive-t-il si l'intensité minimale dans l'image est 0?

- Contraste Root-Mean-Square (RMS) :
 - (Il faut d'abord *scaler* l'image entre 0 et 1)

$$C_{\text{rms}}(f) = \sqrt{\frac{1}{MN - 1} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (l(i, j) - \bar{l})^2}$$
$$\bar{l} = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} l(i, j)$$

Quelques définitions de contrastes



$C_{\text{Michelson}}$ égaux (même max, même min)

mais

$$C_{\text{rms}} = 0.006$$

$$C_{\text{rms}} = 0.018$$

(Le contraste de Michelson est très utile pour des fonctions/images périodiques, où le max et le min sont importants).

Méthodes de Segmentation

On repasse sur les slides toutes faites

Bibliographie

Ouvrages :

- *Digital Image Processing, 3rd Ed., chapter 10 "Image segmentation"*, Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods, Prentice Hall, 2008.

Cours :

- Vincent Mazet, cours "Outils fondamentaux pour le traitement d'image",
<http://miv.u-strasbg.fr/mazet/ofti>
- Vincent Noblet, cours "Traitement d'images" TICS2A,
http://icube-miv.unistra.fr/fr/index.php/Traitement_d'images_TICS2A

Plan du chapitre

1. Définitions

- 1.1 Segmentation
- 1.2 Relations entre les pixels
- 1.3 Intérêt de la segmentation

2. Segmentation par seuillage

3. Méthodes basées région

4. Autres méthodes

5. Critères d'évaluation de la segmentation

Qu'est-ce que la segmentation ?

Définition

Une segmentation d'image est une partition de l'image en ensembles de pixels homogènes (selon un critère pré-défini).

Qu'est-ce que la segmentation ?

Définition

Une segmentation d'image est une partition de l'image en ensembles de pixels homogènes (selon un critère pré-défini).

Propriétés :

- La segmentation n'est pas unique (algorithmes, critère d'homogénéité, initialisation, etc)
- Partition de l'image = ensemble de régions non vides, deux à deux disjointes qui recouvrent l'intégralité de l'image.



Image originale



Segmentation
à 3 classes



Segmentation
à 2 classes

Qu'est-ce que la segmentation ?

Définition

Une segmentation d'image est une partition de l'image en ensembles de pixels homogènes (selon un critère pré-défini).

Propriétés :

- La segmentation n'est pas unique (algorithmes, critère d'homogénéité, initialisation, etc)
- Partition de l'image = ensemble de régions non vides, deux à deux disjointes qui recouvrent l'intégralité de l'image.



Image originale



Segmentation
à 3 classes

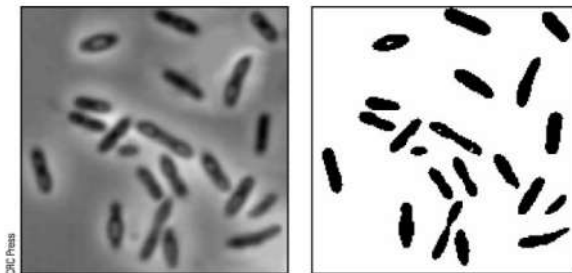


Segmentation
à 2 classes

- Segmentation d'une image = représentation haut niveau.

Critère d'homogénéité

Segmentation par niveaux de gris :



→ Utilisation de l'histogramme

Critère d'homogénéité

Segmentation par couleurs :



→ Utilisation des informations des 3 images R, G, B.

Critère d'homogénéité

Segmentation par texture :

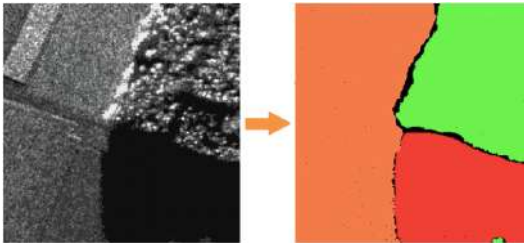
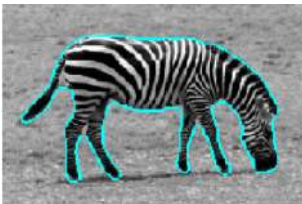


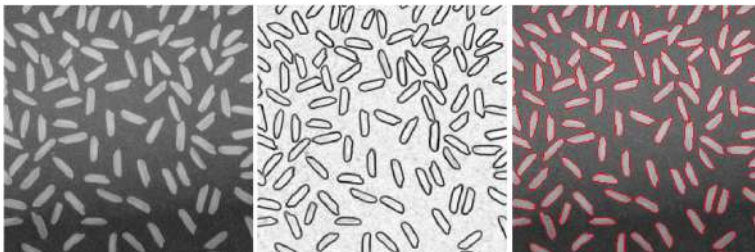
Image aérienne



→ Utilisation du contenu fréquentiel de l'image.

Critère d'homogénéité

Segmentation par contours :



→ Approche frontière : recherche des pixels dissemblables → contours entre les zones homogènes.

Relations entre les pixels

Voisinage

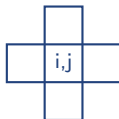
Le pixel p de coordonnées (i, j) a quatre voisins horizontaux et verticaux :

$$(i - 1, j), (i + 1, j), (i, j - 1), (i, j + 1)$$

Cet ensemble est appelé le 4-voisinage de p .

On appelle 8-voisinage de p l'ensemble de pixels constitué du 4-voisinage et des pixels voisins dans la diagonale :

$$(i - 1, j - 1), (i - 1, j + 1), (i + 1, j - 1), (i + 1, j + 1)$$



4-voisinage



8-voisinage

Relations entre les pixels

Adjacence

Soit V un ensemble de valeurs d'intensité. Les pixels p et q à valeur dans V sont dits 4-adjacents (resp. 8-adjacent) si q appartient au 4-voisinage (resp. 8-voisinage) de p .

Chemin

On appelle chemin un ensemble de pixels

$$(i_0, j_0), (i_1, j_1), \dots, (i_n, j_n)$$

tels que pour tout $k = 1, \dots, n$, (i_{k-1}, j_{k-1}) et (i_k, j_k) sont adjacents. On note n la longueur du chemin.

Si $(i_0, j_0) = (i_n, j_n)$ on dira que le chemin est fermé.

Application :

- quels pixels sont adjacents dans $V = \{0\}$ (pixels noirs) ?
- quels chemins possibles dans V ?

p	q	r
s	t	u
v	w	x

Relations entre les pixels

Pixels connectés

Soit S un ensemble de pixels. Deux pixels p et q sont dit connectés dans S s'il existe un chemin les reliant constitué uniquement de pixels de S .

Application :

→ s et u sont-ils connectés ?

p	q	r
s	t	u
v	w	x

Relations entre les pixels

Pixels connectés

Soit S un ensemble de pixels. Deux pixels p et q sont dit connectés dans S s'il existe un chemin les reliant constitué uniquement de pixels de S .

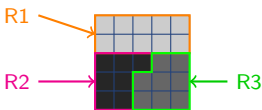
Application :

→ s et u sont-ils connectés ?

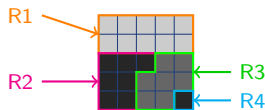
p	q	r
s	t	u
v	w	x

Régions

On appelle région ou ensemble connecté tout sous-ensemble de pixels connectés dans l'image.



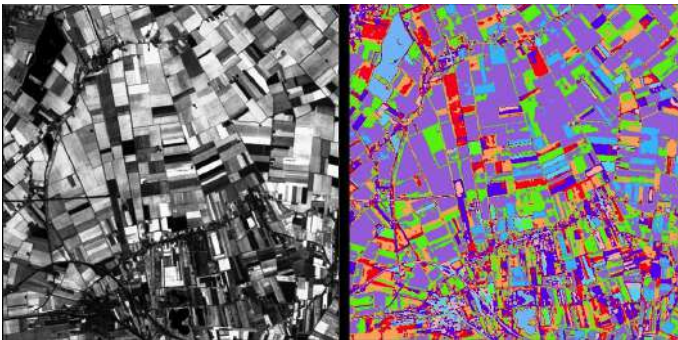
3 régions



4 régions
(pas de connexion entre R4 et R2)

Intérêt de la segmentation : classification

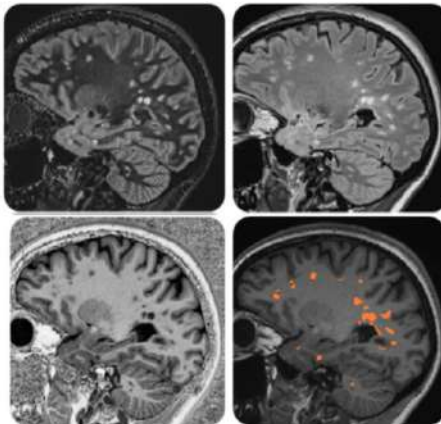
La segmentation sert de base à la classification des régions de l'image



Segmentation pour la classification d'une région agricole. © INRIA - Projet Ariana

Intérêt de la segmentation : imagerie médicale

Estimation de la taille des lésions dans le cerveau



Intérêt de la segmentation : incrustation vidéo

Exemple basé sur la segmentation couleur (fond vert)



Intérêt de la segmentation : incrustation vidéo

Importance de faire une bonne segmentation :



→ mauvaise segmentation de l'image sur fond vert = problème d'incrustation de la vidéo.

Plan du chapitre

1. Définitions

2. Segmentation par seuillage

2.1 Binarisation

2.2 Choix du seuil

2.3 Seuillage automatique

2.4 Méthode de Otsu

2.5 Seuillage multiple

2.6 Cas problématiques et prétraitement des données

2.7 Méthodes de clustering

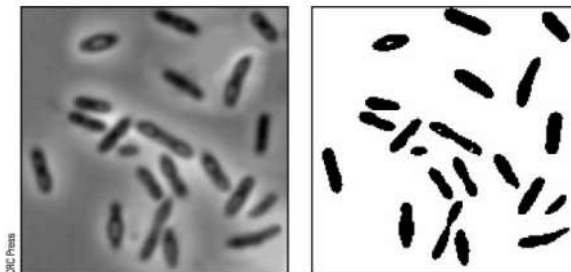
3. Méthodes basées région

4. Autres méthodes

5. Critères d'évaluation de la segmentation

Segmentation à deux classes d'une image en niveaux de gris

Segmentation pixels clairs vs. pixels foncés → binarisation de l'image



Segmentation à deux classes d'une image en niveaux de gris

Segmentation par seuillage :

$$I_{seg}(i,j) = \begin{cases} 1 \text{ (blanc)} & \text{si } I(i,j) \geq S \\ 0 \text{ (noir)} & \text{si } I(i,j) < S \end{cases}$$

où S est le seuil (niveau de gris).

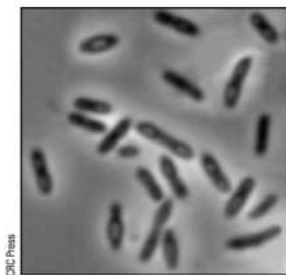


Image I



Image I_{seg}

Segmentation à deux classes d'une image en niveaux de gris

Segmentation par seuillage :

$$I_{seg}(i,j) = \begin{cases} 1 \text{ (blanc)} & \text{si } I(i,j) \geq S \\ 0 \text{ (noir)} & \text{si } I(i,j) < S \end{cases}$$

où S est le seuil (niveau de gris).

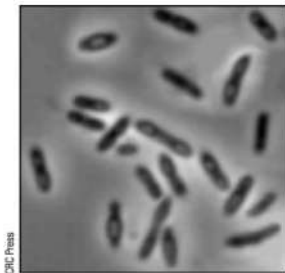


Image I

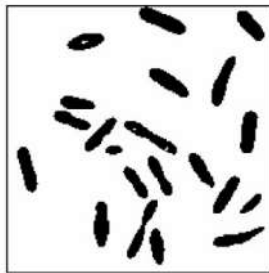


Image I_{seg}

Comment choisir le seuil S ?

Choix de seuil



Image originale (256 niveaux de gris)



Seuil à 150



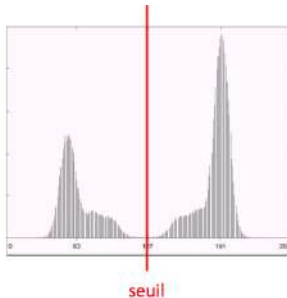
Seuil à 70



Seuil à 220

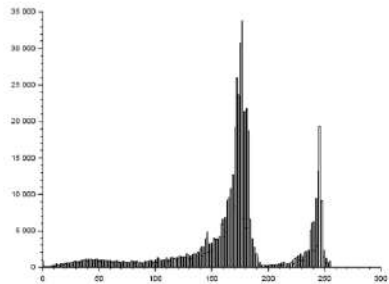
Choix de seuil : analyse de l'histogramme

→ Dans certains cas, le choix du seuil est facile :



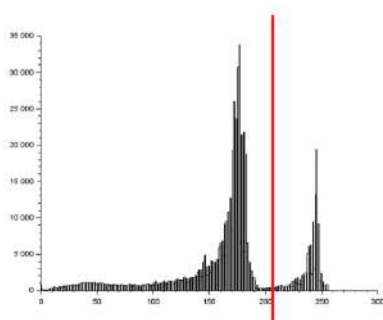
Choix de seuil : analyse de l'histogramme

→ Dans d'autres cas, le choix du seuil est moins évident :



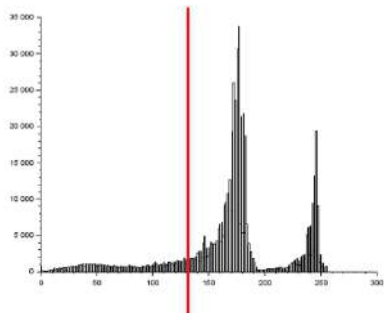
Choix de seuil : analyse de l'histogramme

→ Dans d'autres cas, le choix du seuil est moins évident :



Choix de seuil : analyse de l'histogramme

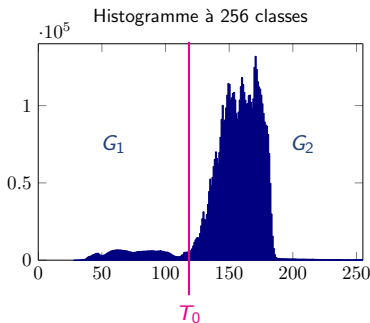
→ Dans d'autres cas, le choix du seuil est moins évident :



Seuillage automatique

Algorithme :

1. Calcul de l'histogramme de l'image.
2. Sélectionner un seuil initial T_0 .
3. Calculer des intensités moyennes m_1 et m_2 des groupes G_1 et G_2 .
4. Calcul du nouveau seuil $T = (m_1 + m_2)/2$.
5. Continuer jusqu'à ce que les variations de T soient inférieures à ϵ (défini par l'utilisateur).



Méthode de Otsu

Principe : Trouver le seuil qui minimise la variance intra-classe pondérée σ_w^2 (raffinement de la méthode du seuillage automatique).

Variance intra-classe :

$$\sigma_w^2 = q_1(T)\sigma_1^2(T) + q_2(T)\sigma_2^2(T)$$

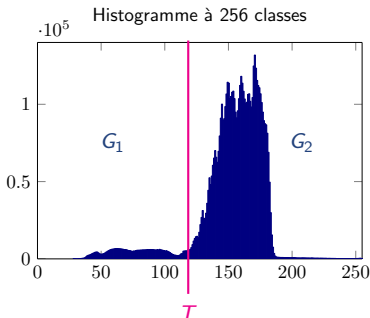
Probabilité de chaque classe :

$$q_1(T) = \sum_{r=0}^T p(r) \quad \text{et} \quad q_2(T) = \sum_{r=T+1}^{2^K-1} p(r)$$

avec

$$p(r) = \frac{h(r)}{N \times M} \quad \text{la probabilité de } r$$

h : l'histogramme de l'image



Méthode de Otsu

Moyennes :

$$m_1(T) = \sum_{r=0}^T \frac{r \times p(r)}{q_1(T)} \quad \text{et} \quad m_2(T) = \sum_{r=T+1}^{2^K-1} \frac{r \times p(r)}{q_2(T)}$$

Variances :

$$\sigma_1^2(T) = \sum_{r=0}^T (r - m_1(T))^2 \frac{p(r)}{q_1(T)} \quad \text{et} \quad \sigma_2^2(T) = \sum_{r=T+1}^{2^K-1} (r - m_2(T))^2 \frac{p(r)}{q_2(T)}$$

Implémentation de la méthode : Calculer pour tous les seuils T possibles ($T = 0, \dots, 2^K - 1$) la variance intra-classe pondérée σ_w^2 et retenir le seuil T qui minimise σ_w^2 .

Méthode de Otsu

A noter : la variance de l'image σ^2 s'écrit :

$$\sigma^2 = \sigma_w^2 + \sigma_{1,2}^2$$

où $\sigma_{1,2}^2$ est la variance inter-classe.

Méthode de Otsu

A noter : la variance de l'image σ^2 s'écrit :

$$\sigma^2 = \sigma_w^2 + \sigma_{1,2}^2$$

où $\sigma_{1,2}^2$ est la variance inter-classe.

On en déduit :

→ Le problème initial qui consiste à minimiser σ_w^2 est équivalent à maximiser $\sigma_{1,2}^2$.

Méthode de Otsu

A noter : la variance de l'image σ^2 s'écrit :

$$\sigma^2 = \sigma_w^2 + \sigma_{1,2}^2$$

où $\sigma_{1,2}^2$ est la variance inter-classe.

On en déduit :

- Le problème initial qui consiste à minimiser σ_w^2 est équivalent à maximiser $\sigma_{1,2}^2$.
- C'est-à-dire que construire deux groupes de pixels qui se ressemblent ...

Méthode de Otsu

A noter : la variance de l'image σ^2 s'écrit :

$$\sigma^2 = \sigma_w^2 + \sigma_{1,2}^2$$

où $\sigma_{1,2}^2$ est la variance inter-classe.

On en déduit :

- Le problème initial qui consiste à minimiser σ_w^2 est équivalent à maximiser $\sigma_{1,2}^2$.
- C'est-à-dire que construire deux groupes de pixels qui se ressemblent ...
- ... revient à construire deux groupes très dissemblables de pixels.

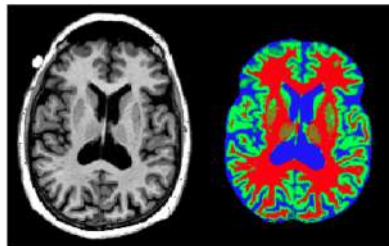
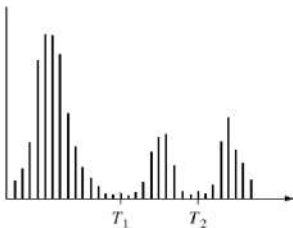
Seuillage multiple

- Plusieurs modes visibles sur l'histogramme.
- Seuillage à plusieurs classes :

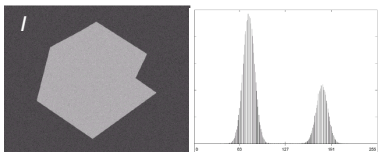
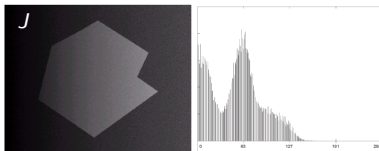
■ $r \in [0, T_1]$

■ $r \in]T_1, T_2]$

■ $r \in]T_2, 2^K - 1]$



Cas problématiques : défaut d'éclairage



La variation d'illumination ne permet pas de seuiller correctement l'image. Plusieurs solutions sont possibles :

- Le défaut d'éclairage G est connu, on utilise un modèle paramétrique pour le décrire et on corrige l'image avant le seuillage :

$$\forall(i,j) : I(i,j) = J(i,j)/G(i,j)$$

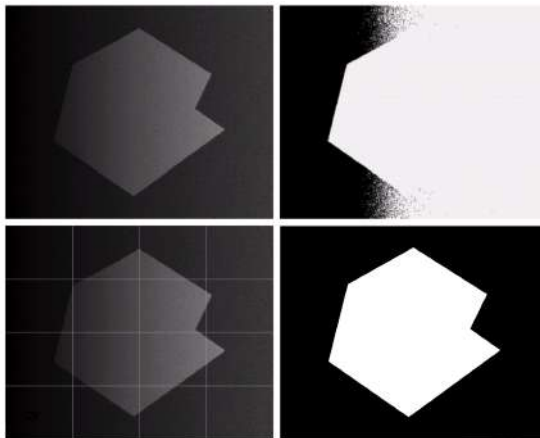
Cas problématiques : défaut d'éclairage

→ Le défaut d'éclairage G est inconnu : on peut utiliser un seuillage local.

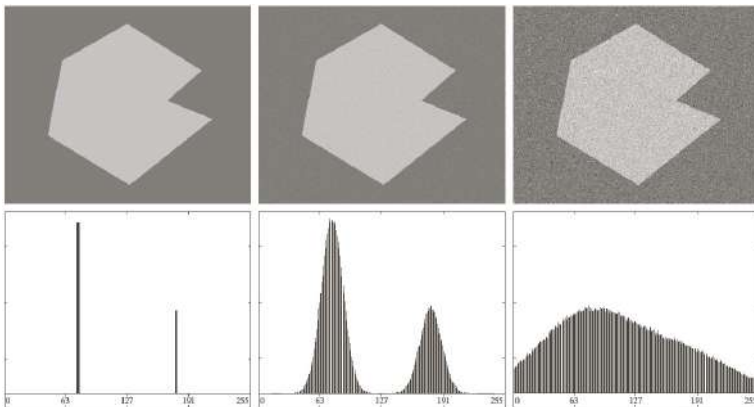
a b
c d

FIGURE 10.30

(a) Original image. (b) Result of global thresholding. (c) Image subdivided into individual subimages. (d) Result of adaptive thresholding.



Cas problématiques : bruit



Ajout du bruit sur l'image \Rightarrow convolution de l'histogramme de l'image par une gaussienne (histogramme du bruit).

Soient X et n deux variables aléatoires indépendantes :

$$Y = X + n \quad \Rightarrow \quad f_Y(u) = (f_X * f_n)(u)$$

Cas problématiques : effet du bruit sur l'histogramme

Solutions possibles :

→ Filtrer l'image initiale :

- filtre gaussien,
- filtre médian,
- filtre moyennneur,
- méthode de débruitage

Cas problématiques : effet du bruit sur l'histogramme

Solutions possibles :

→ Filtrer l'image initiale :

- filtre gaussien,
- filtre médian,
- filtre moyennneur,
- méthode de débruitage

→ Filtrer l'image seuillée :

- opérateurs morphologiques (cf cours suivant),
- filtre médian

Cas problématiques : effet du bruit sur l'histogramme

Solutions possibles :

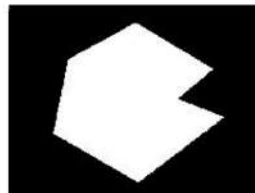
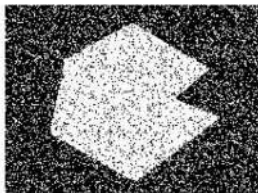
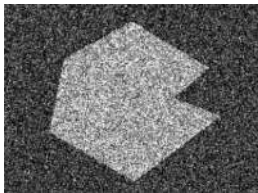
→ Filtrer l'image initiale :

- filtre gaussien,
- filtre médian,
- filtre moyeneur,
- méthode de débruitage

→ Filtrer l'image seuillée :

- opérateurs morphologiques (cf cours suivant),
- filtre médian

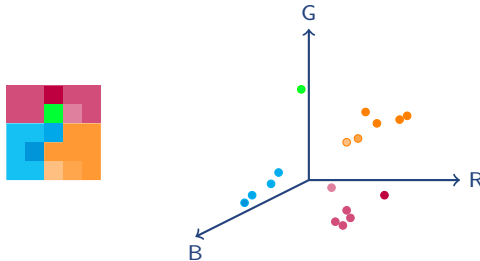
→ Incorporer de l'information spatiale dans la méthode de segmentation.



Méthodes de clustering – K-moyennes

Extension du seuillage d'histogramme aux images couleurs :

- Un pixel est maintenant représenté par un vecteur (intensités R,G et B) contrairement aux images en niveaux de gris (un pixel = un scalaire).



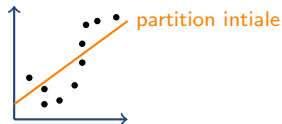
- La représentation de l'image par son histogramme n'est plus possible.
- Principe des méthodes de clustering : regrouper les vecteurs en groupes homogènes.

Méthodes de clustering – K-moyennes

Algorithme des K-moyennes :

→ Partitionnement aléatoire des points en K clusters.

Exemple :



Méthodes de clustering – K-moyennes

Algorithme des K-moyennes :

- Partitionnement aléatoire des points en K clusters.
- Calcul du centroïde de chacun des clusters.

Exemple :

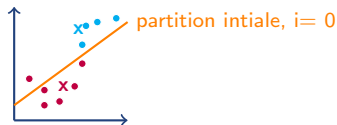


Méthodes de clustering – K-moyennes

Algorithme des K-moyennes :

- Partitionnement aléatoire des points en K clusters.
- Calcul du centroïde de chacun des clusters.
- Pour chaque point :
 - Calcul de la distance du point au centroïde de chaque cluster.
 - Affectation du point au cluster le plus proche.

Exemple :



Méthodes de clustering – K-moyennes

Algorithme des K-moyennes :

- Partitionnement aléatoire des points en K clusters.
- Calcul du centroïde de chacun des clusters.
- Pour chaque point :
 - Calcul de la distance du point au centroïde de chaque cluster.
 - Affectation du point au cluster le plus proche.
- Calcul des centroïdes des nouveaux clusters formés.

Exemple :



Méthodes de clustering – K-moyennes

Algorithme des K-moyennes :

- Partitionnement aléatoire des points en K clusters.
- Calcul du centroïde de chacun des clusters.
- Pour chaque point :
 - Calcul de la distance du point au centroïde de chaque cluster.
 - Affectation du point au cluster le plus proche.
- Calcul des centroïdes des nouveaux clusters formés.
- Répéter les étapes 3 et 4 jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de changement dans l'assignement des points (ou des centroïdes).

Exemple :



Méthodes de clustering – K-moyennes

Algorithme des K-moyennes :

- Partitionnement aléatoire des points en K clusters.
- Calcul du centroïde de chacun des clusters.
- Pour chaque point :
 - Calcul de la distance du point au centroïde de chaque cluster.
 - Affectation du point au cluster le plus proche.
- Calcul des centroïdes des nouveaux clusters formés.
- Répéter les étapes 3 et 4 jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de changement dans l'assignement des points (ou des centroïdes).

Exemple :



Méthodes de clustering – K-moyennes

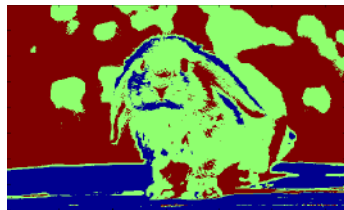
Algorithme des K-moyennes :

- Partitionnement aléatoire des points en K clusters.
- Calcul du centroïde de chacun des clusters.
- Pour chaque point :
 - Calcul de la distance du point au centroïde de chaque cluster.
 - Affectation du point au cluster le plus proche.
- Calcul des centroïdes des nouveaux clusters formés.
- Répéter les étapes 3 et 4 jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de changement dans l'assignement des points (ou des centroïdes).

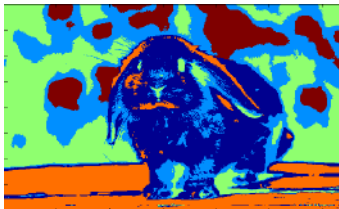
Exemple :



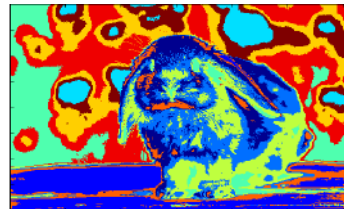
Méthodes de clustering – K-moyennes



$k = 3$



$k = 5$



$k = 10$

Plan du chapitre

1. Définitions

2. Segmentation par seuillage

3. Méthodes basées région

3.1 Croissance de région

3.2 Segmentation par décomposition et regroupement

4. Autres méthodes

5. Critères d'évaluation de la segmentation

Limitation des méthodes de seuillage

Limite fondamentale des méthodes de seuillage : pas de prise en compte l'information de voisinage, uniquement l'information de distribution des intensités (histogramme).

Limitation des méthodes de seuillage

Limite fondamentale des méthodes de seuillage : pas de prise en compte l'information de voisinage, uniquement l'information de distribution des intensités (histogramme).

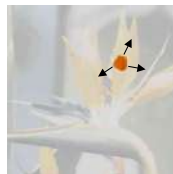
Avantage des méthodes basées région : agréger des pixels spatialement proches et ayant des intensités similaires.

Croissance de région

Principe des méthodes de croissance de région : On part d'un point germe et on l'étend en ajoutant les pixels du voisinage satisfaisant le critère d'homogénéité.



Point germe



croissance



région finale

Croissance de région

Principe des méthodes de croissance de région : On part d'un point germe et on l'étend en ajoutant les pixels du voisinage satisfaisant le critère d'homogénéité.



Point germe



croissance



région finale

Choix du point germe :

- Manuellement (dans la zone d'intérêt)
- Automatiquement : en évitant les zones de fort contraste (fort gradient)

Croissance de région

Critère de similarité : Si un pixel et une région, ou deux régions A et B , sont considérés comme suffisamment similaires, ils sont fusionnés, sinon une nouvelle région est créée.

Exemple de critère pour l'ajout d'un pixel (i, j) dans la région A :

$$|I(i, j) - \mu_A| < T\sigma_A$$

Choix du seuil T :

- Valeur de seuil élevé : facile pour de nouveaux pixels d'être acceptés dans la région.
- Valeur de seuil faible : difficile pour de nouveaux pixels d'être acceptés dans la région.

Choix de la connexité : 4-voisinage ou 8-voisinage.

Croissance de région : mode d'emploi

Définition d'une zone R qui contient la région à extraire et une file FIFO (First In, First Out) S qui contient les points frontière de R .

Initialisation :

- R contient le point germe.
- S contient le voisinage du point germe.

Méthode : On retire p de S

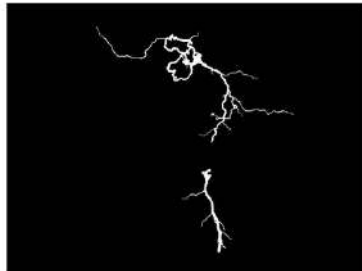
- Si p est homogène avec R :
 - on ajoute p à R ,
 - on ajoute à S les points du voisinage de p qui ne sont pas dans R et qui ne sont pas incompatibles.
- sinon :
 - On marque p comme incompatible.

On recommence tant que S n'est pas vide.

Rq : en cas d'utilisation de statistique globale pour le test d'homogénéité, l'ordre de traitement des pixels peut influencer le résultat final.

Croissance de région : exemple

Segmentation des éclairs :



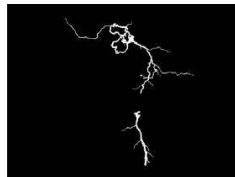
Au moins deux points germes sont nécessaires.

Croissance de région : exemple

Influence du seuil :

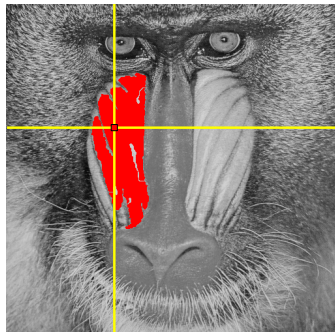
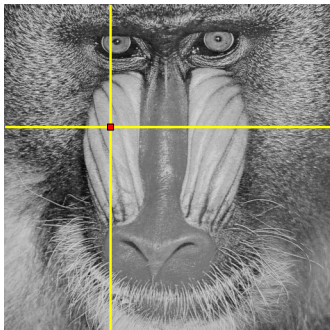


T ↘



Croissance de région : exemple

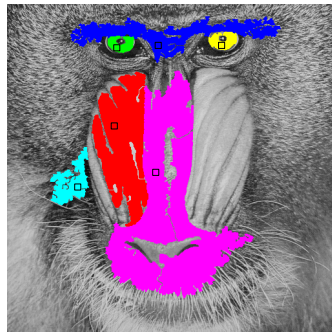
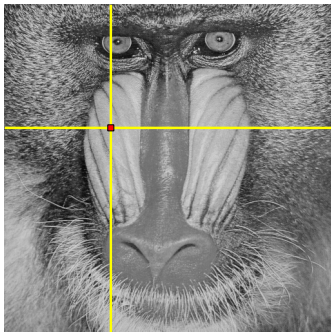
Influence du seuil :



La croissance de région ne fournit pas une partition de l'image, mais permet de segmenter une ou plusieurs structures d'intérêt via la sélection de points germes adaptés.

Croissance de région : exemple

Influence du seuil :



La croissance de région ne fournit pas une partition de l'image, mais permet de segmenter une ou plusieurs structures d'intérêt via la sélection de points germes adaptés.

Méthode split and merge

Principe d'une méthode de décomposition/fusion :

- Partition initiale par divisions successives de chaque région non-uniforme de l'image.
- Fusions successives des régions adjacentes satisfaisant un critère d'homogénéité.

Méthode split and merge

Principe d'une méthode de décomposition/fusion :

- Partition initiale par divisions successives de chaque région non-uniforme de l'image.
- Fusions successives des régions adjacentes satisfaisant un critère d'homogénéité.

Nécessité d'une représentation hiérarchique de l'image !

- Construction de la représentation hiérarchique lors de l'étape de division (pendant ou après).
- Utilisation lors de l'étape de fusion.

Plan du chapitre

1. Définitions

2. Segmentation par seuillage

3. Méthodes basées région

4. Autres méthodes

4.1 Quelques méthodes de l'état de l'art

4.2 Ligne de partage des eaux

4.3 Segmentation par contour déformable

5. Critères d'évaluation de la segmentation

Méthodes basées contour

- Segmentation par ligne de partage des eaux.
- Segmentation par contour déformable.
- Les méthodes de détection de contours peuvent être utilisées → détection de caractéristiques.

Segmentation par contour déformable

Autres terminologies : Snake, contour actif, etc.

Principe des contours déformables :

- On se donne un contour initial (modèle) près de l'objet à segmenter.
- Le but est de faire évoluer le contour pour qu'il adhère au bord de l'objet.
- La modification du contour se fait de manière itérative de façon à ce qu'il converge vers les zones de fort gradient (=contour) sous certaines contraintes (forme, longueur, etc).

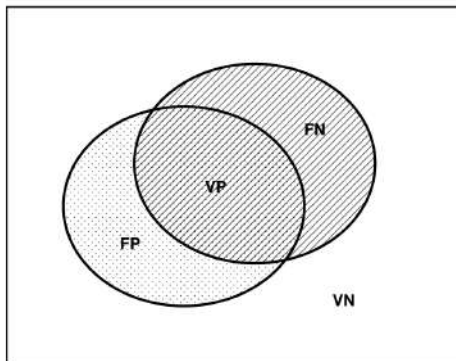
Outils utilisés :

- Contour = chemin fermé = représentation discrète.
- Définition de fonctions d'énergies interne et externe.
- Minimisation de la fonction d'énergie.

Plan du chapitre

1. Définitions
2. Segmentation par seuillage
3. Méthodes basées région
4. Autres méthodes
- 5. Critères d'évaluation de la segmentation**

Critères d'évaluation de la segmentation



VP : Vrai Positif

FP : Faux Positif

 Vérité terrain (VT)

VN : Vrai Négatif

FN : Faux Négatif

 Segmentation (Seg)

$$\text{sensibilité} = \frac{VP}{VP + FN}$$

$$\text{spécificité} = \frac{VN}{VN + FP}$$

$$\text{Jaccard} = \frac{VP}{VP + FP + FN}$$

$$\text{Dice} = \frac{2 VP}{2 VP + FP + FN}$$