

Cours de Traitement des Images

1er bloc

Christine Leignel (clg), Nicolas Richard (nri),
Patrick Bishop (bis), Amine Hallal (hal).

3 mai 2020

Plan du cours

- ▶ Chaîne complète de traitement
- ▶ Applications
- ▶ Qu'est-ce qu'une image
- ▶ Traitement de l'image bas niveau :
 - ▶ Histogramme
 - ▶ filtrage passe-bas
 - ▶ Détection de contours par filtrage passe-haut
 - ▶ filtrage linéaire ou non
 - ▶ transformée de Hough
 - ▶ morphologie mathématique, ...

Déroulement des cours et évaluation

- ▶ Support sujet à modifications, récupérer la dernière version systématiquement
- ▶ Venir au cours - support des slides - prendre note ;
- ▶ Venir avec son portable quand je le préciserai à la séance précédente pour faire des exercices sur machine ;
- ▶ installer Linux et Scilab ;
- ▶ Examen en Juin ;
- ▶ Venir en cours car c'est là que nous préparons l'examen à base d'exemples, d'exercices écrits, mais aussi sur machine portable ;
- ▶ Un certain nombre de slides proviennent de sources sur le web que je tenterai de citer à chaque fois.

Chaîne complète de traitement

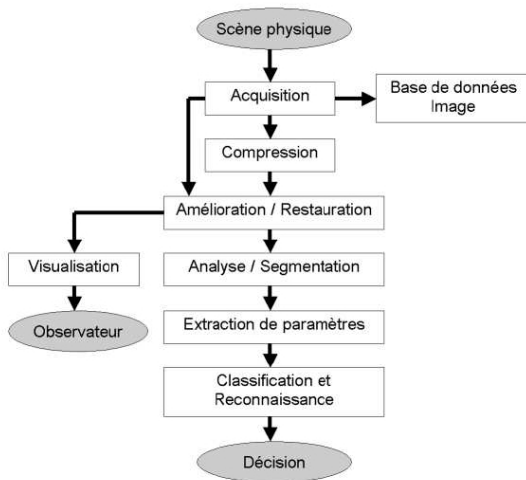


FIGURE – Issu du livre Traitement et Analyse des images numériques - Bres, Jolion, Le Bourgeois

Applications

- ▶ Télédétection : météo, cartographie, astronomie ;
- ▶ Imagerie médicale : aide au diagnostic, reconstruction 3D ;
- ▶ Applications militaires : reconnaissance terrestre, guidage de missile ;
- ▶ Robotique : processus de contrôle qualité d'une chaîne de fabrication, reconnaissance et assemblage de pièces ;
- ▶ Intelligence artificielle : détection et suivi, apprentissage automatique ;
- ▶ Format d'images : compression ;
- ▶ etc

Qu'est ce qu'une image ? Image analogique versus numérique

- ▶ Une image analogique est la projection 3D d'une scène sur un plan, représentant l'intensité de la lumière réfléchié ;
- ▶ Une image analogique est liée à un support matériel, photo, peinture, etc. Il n'est pas possible de la reproduire à l'identique ;
- ▶ Au contraire, une image numérique est copiable à l'infini car elle est constituée d'un nombre fini de pixels, disposés sur une grille régulière, et contenant chacun une valeur d'intensité numérique (radiométrie) ;
- ▶ En anglais pixel est pour picture element ;

ref [https : // www.sites.univ — rennes2.fr/arts — spectacle/cian/image_numerique/Flash/pdf/chap3_cours31.pdf](https://www.sites.univ-rennes2.fr/arts-spectacle/cian/image_numerique/Flash/pdf/chap3_cours31.pdf)

Échantillonnage spatial, échantillonnage des luminances

- ▶ Échantillonnage spatial (sampling) : discrétisation des points coordonnées de l'image continue ;
- ▶ Quantification des luminances (quantization) : discrétisation des intensités.

Qu'est ce qu'une image ?

ref [http ://images.math.cnrs.fr/le-traitement-numerique-des-images.html ?lang=fr](http://images.math.cnrs.fr/le-traitement-numerique-des-images.html?lang=fr)



FIGURE – Intensité numérique des pixels sur le bord de la fleur

Outils fondamentaux pour le traitement de l'image :

L'histogramme

- ▶ L'histogramme représente la répartition des pixels en fonction de leur intensité numérique = la distribution en fréquence des niveaux de gris ;
- ▶ Dans une image en couleur, prévoir un histogramme par couleur ;
- ▶ L'histogramme est un outil d'amélioration de l'image ;
- ▶ Mais deux images différentes peuvent avoir le même histogrammes \Rightarrow Cela n'indique rien sur le contenu informatif d'une image ;
- ▶ En revanche, il fournit certains paramètres statistiques caractéristiques des objets (végétation etc.).

Outils fondamentaux pour le traitement de l'image :

L'histogramme

- ▶ L'histogramme des niveaux de gris est obtenu par dénombrement des niveaux de gris contenu dans une image et tracé du graphe discret de ces valeurs en fonction du niveau de gris ;
- ▶ Le graphe est composé de raies = l'histogramme ;
- ▶ la densité de probabilité est estimée à partir de l'histogramme : $P(G = g) = \frac{h(g)}{NbLignes * NbColonnes}$;
- ▶ Le graphe composé d'une suite de raies sans discontinuités représente la densité de probabilité du niveau de gris de l'image ;

ref [http ://www-lagis.univ-lille1.fr/ bonnet/image/ponct.pdf](http://www-lagis.univ-lille1.fr/~bonnet/image/ponct.pdf) \Rightarrow voir code matlab

Histogramme

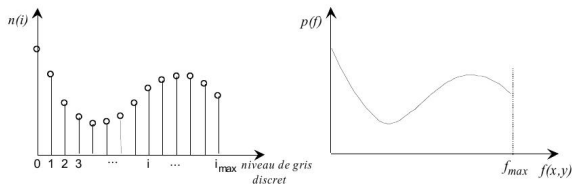


FIGURE – Histogramme et densité de probabilité

Histogramme

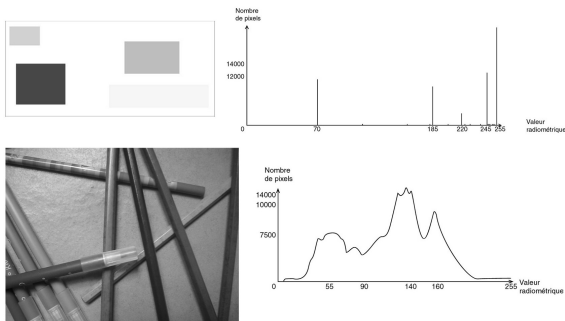


FIGURE – Images et leurs histogrammes en niveaux de gris

ref [http://www.unit.eu/cours/Comment utiliser l'histogramme d'une image numérique.pdf](http://www.unit.eu/cours/Comment%20utiliser%20l%27histogramme%20d%27une%20image%20num%C3%A9rique.pdf)

Histogramme

- ▶ La somme des valeurs de l'histogramme pour toutes les valeurs possibles du niveau de gris est le nombre de pixels de l'image ;
- ▶ $\sum_{g_{min}}^{g_{max}} h(g) = NbLignes * Nbcolonnes$;
- ▶ La fonction de répartition de la distribution des niveaux de gris se calcule à partir de l'histogramme cumulé :

$$P(G \leq g) = \frac{\sum_{i \leq g} h(g)}{NbLignes * NbColonnes} = \frac{h_c(g)}{NbLignes * NbColonnes}$$

ref

<http://www.tsi.enst.fr/pages/enseignement/ressources/mti/egal-histo/rapport.htm>

ref http://w3.mi.parisdescartes.fr/jdelon/enseignement/cours_image_m2/radiometrie.pdf

Histogramme cumulé

- Histogramme **normalisé** : valeurs d'intensité numérique divisées par le nombre total de pixels de l'image ;

ref [https://perso.ensta-paris.fr/~manzaner/Cours/IAD/AM Introduction.pdf](https://perso.ensta-paris.fr/~manzaner/Cours/IAD/AM%20Introduction.pdf)

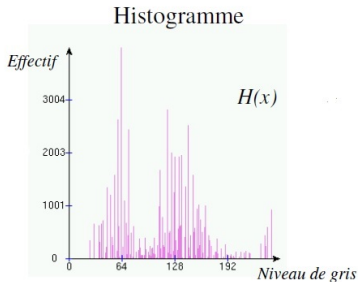


FIGURE – Histogramme $H(x)$

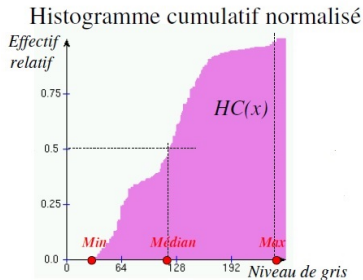


FIGURE – $H(x)$ est le nombre de pixels dont le niveau de gris vaut x ; $H_C(x)$ est le pourcentage de pixels de niveau de gris $\leq x$:

$$H_C(x) = \frac{100 * \sum_{i=0}^x H(i)}{W * H}$$

Observation d'histogramme

- ▶ L'histogramme est une vue statistique et globale de l'image ;
- ▶ Si un niveau de gris est présent dans l'histogramme, celui-ci n'indique pas la position spatiale des pixels ;
- ▶ L'histogramme renseigne uniquement sur la dynamique des niveaux de gris de l'image.

Observation d'histogramme

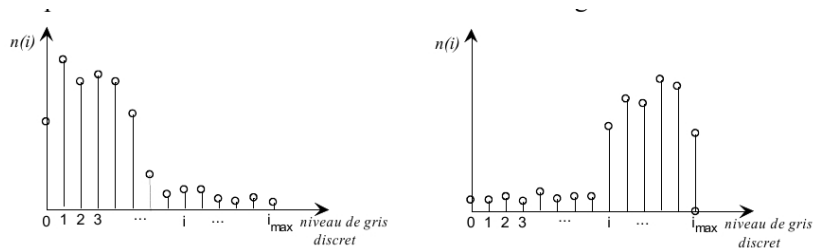


FIGURE – Histogramme d'une image sombre et d'une image claire - [ref]
<http://master-ivi.univ-lille1.fr/fichiers/Cours/ti-semaine-4-histogrammes-vers2011.pdf>

Luminosité, moyenne, contraste

ref <http://master-ivi.univ-lille1.fr/fichiers/Cours/ti-cours-transformations-ponctuelles.pdf>

- ▶ La luminosité d'une image peut être estimée à partir de la valeur moyenne des niveaux de gris de tous ses pixels ;
- ▶ Le contraste d'une image peut être estimé à partir de l'écart type des niveaux de gris de tous ses pixels.

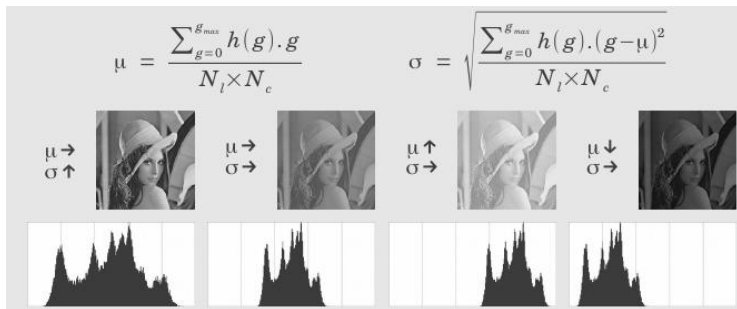


FIGURE – Luminosité et contraste [Université de Lille1, M1 Informatique, Traitement d'Images de F.Cabestaing]

Normalisation d'histogramme ou expansion (étirement) de sa dynamique

- Une transformation affine des niveaux de gris est utilisée afin que l'image utilise toute la dynamique de codage de l'image ;
- ref [https ://perso.ensta-paris.fr/ manzaner/Cours/IAD/AM Introduction.pdf](https://perso.ensta-paris.fr/~manzaner/Cours/IAD/AM%20Introduction.pdf)

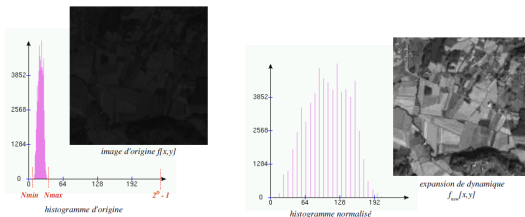


FIGURE – Image initiale et son histogramme, l'image après normalisation et son histogramme

- $I_{new}(x, y) = (I_{old}(x, y) - I_{min}) * \frac{2^D - 1}{I_{max} - I_{min}} ;$
- D est la dynamique de l'image.

Égalisation d'histogramme

- ▶ L'objectif de l'égalisation d'histogramme est de ramener l'histogramme des niveaux de gris à un **histogramme plat qui traduit une équiprobabilité des différents niveaux de gris** \Rightarrow La densité de probabilité de l'image résultante est $p(g) = 1$;
- ▶ Équilibrer (Uniformiser) la distribution des pixels dans la dynamique de codage \Rightarrow **obtenir une luminosité moyenne** ;
- ▶ **Augmenter le contraste** ;
- ▶ $I_{new}(x, y) = (2^D - 1) * \frac{h_c(I(x, y))}{nbColonnes * nbLignes}$; D est la dynamique de l'image par exemple 8 bits ; $h_c(.)$ l'histogramme cumulé ;
- ▶ $h_c(.)$ l'histogramme cumulé doit être le plus linéaire possible.

Égalisation d'histogramme

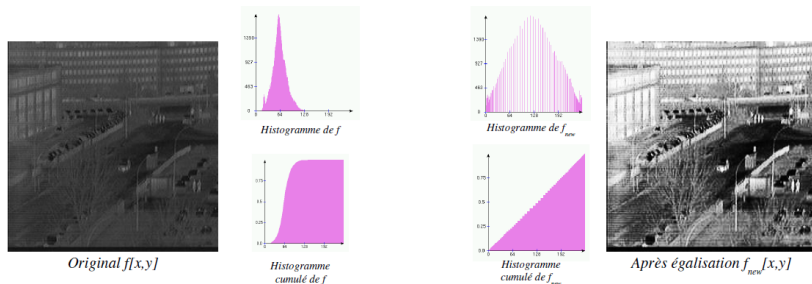


FIGURE – Égalisation d'histogramme et histogrammes associés - [ref]
[https://perso.ensta-paris.fr/manzaner/Cours/IAD/AM Introduction.pdf](https://perso.ensta-paris.fr/manzaner/Cours/IAD/AM%20Introduction.pdf)

Différence expansion de dynamique et égalisation

[ref]

[http ://www.tsi.enst.fr/pages/enseignement/ressources/mti/egal-histo/rapport.htm](http://www.tsi.enst.fr/pages/enseignement/ressources/mti/egal-histo/rapport.htm)

[ref] [http ://www.i3s.unice.fr/ mh/RR/2004/RR-04.05-D.LINGRAND.pdf](http://www.i3s.unice.fr/mh/RR/2004/RR-04.05-D.LINGRAND.pdf)

Utilité de l'histogramme pour la segmentation

- ▶ Séparer dans l'image certaines régions d'intêtet, de diverses façons (intensités, contour, texture, statistique, etc.), la plus simple étant le seuillage des valeurs de niveaux de gris des images ;
- ▶ Cette dernière technique est peu utilisée car elle ne considère que des critères de niveaux de gris sans prise en compte du voisinage, de critères géométriques.

Utilité de l'histogramme pour la segmentation

- L'histogramme d'une image est rarement une gaussienne, en général on distingue deux ou trois modes et parfois ces modes correspondent à deux ou trois populations bien distinctes ;

ref [http ://www.unit.eu/cours/Comment utiliser l'histogramme d'une image numérique.pdf](http://www.unit.eu/cours/Comment%20utiliser%20l'histogramme%20d'une%20image%20numérique.pdf)

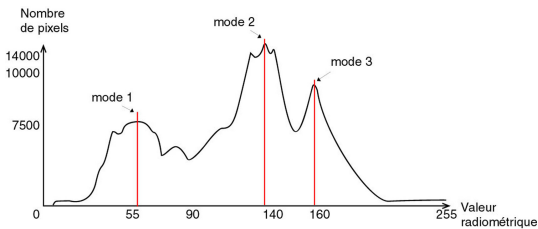


FIGURE – Histogramme unidimensionnel et ses modes

Filtrage

- ▶ Une autre traitement de base utilisé sur des images est le filtrage ;
- ▶ Dans le domaine spatial, le filtrage se fait par **convolution** avec un masque de convolution ;
- ▶ Exemple de masque de convolution 3*3, le filtre **moyenneur** :

$$\frac{1}{9} * \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Voisinage V d'un pixel P

- ▶ V est centré en P ;
- ▶ Les pixels sont disposés selon une maille carrée ;
- ▶ $V(P)$ est l'ensemble des pixels Q situés à moins d'une certaine distance de P ;

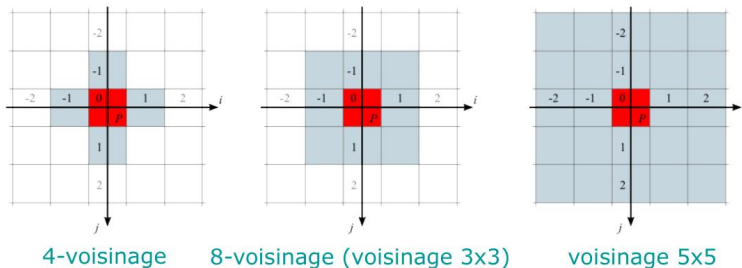
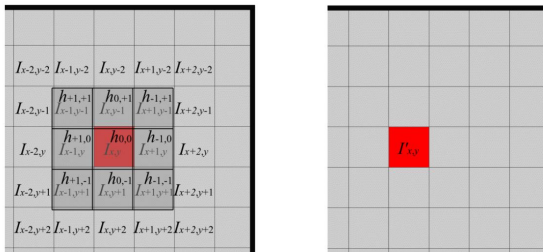


FIGURE – Voisinages les plus utilisés en traitement des images [ref] Université de Lille1, M1 Informatique, Traitement d'Images de F.Cabestaing, [ref] <http://www-iut.univ-lille1.fr/LPVI/cours-en-ligne/ue3-analyse-des-images/cours/seance-7-transformations-locales.pdf>

Principe de la convolution sur une image 2D

- ▶ Soit un masque H , dit filtre, noyau, fenêtre de convolution ;
- ▶ L'image après traitement est obtenue par : $I'(x, y) = (I * H)(x, y) = \sum_{i=-w}^w \sum_{j=-w}^w I(x - i, y - j) \cdot H(i, j)$

Principe de la convolution sur une image 2D



$$I'_{x,y} = I_{x-1,y-1} \cdot h_{+1,+1} + I_{x-1,y} \cdot h_{+1,0} + I_{x-1,y+1} \cdot h_{+1,-1} \\ + I_{x,y-1} \cdot h_{0,+1} + I_{x,y} \cdot h_{0,0} + I_{x,y+1} \cdot h_{0,-1} \\ + I_{x+1,y-1} \cdot h_{-1,+1} + I_{x+1,y} \cdot h_{-1,0} + I_{x+1,y+1} \cdot h_{-1,-1}$$

FIGURE – Application du masque de convolution sur un pixel - [ref]
[http ://www-iut.univ-lille1.fr/LP_VI/cours-en-ligne/ue3-analyse-des-images/cours/seance-7-transformations-locales.pdf](http://www-iut.univ-lille1.fr/LP_VI/cours-en-ligne/ue3-analyse-des-images/cours/seance-7-transformations-locales.pdf)

Principe de la convolution sur une image 2D

- ▶ Tourner le masque de 180° autour de son centre $(0,0)$;
- ▶ Superposer en centrant le masque obtenu sur l'image I ;
- ▶ Multiplier chaque intensité de pixel par le coefficient du masque qui le superpose ;
- ▶ Faire la somme des produits précédents conduit à la nouvelle valeur d'intensité au point considéré.

Comment traiter les bords ?

- Diverses stratégies :
- On laisse les pixels inchangés ;
- On remplit de noir ces pixels ;
- On duplique les rangées voisines (effet miroir) voir ci-dessous

			$h_{+1,+1}$ $I_{N_X-2,0}$	$h_{0,+1}$ $I_{N_X-1,0}$	$h_{-1,+1}$ $I_{N_X-1,0}$
		$I_{N_X-3,0}$	$h_{+1,0}$ $I_{N_X-2,0}$	$h_{0,0}$ $I_{N_X-1,0}$	$h_{-1,0}$ $I_{N_X-1,0}$
		$I_{N_X-3,1}$	$h_{+1,-1}$ $I_{N_X-2,1}$	$h_{0,-1}$ $I_{N_X-1,1}$	$h_{-1,-1}$ $I_{N_X-1,1}$
		$I_{N_X-3,2}$	$I_{N_X-2,2}$	$I_{N_X-1,2}$	

FIGURE – Duplication des bords

Normalisation

- ▶ Afin de conserver la luminance de l'image (moyenne des niveaux de gris), la somme S des coefficients du masque doit valoir 1 ;
- ▶ Si les coefficients sont tous positifs, il faudra diviser les coefficients du masque de convolution par $|S|$;

ref [http ://master-ivi.univ-lille1.fr/fichiers/Cours/ti_semaine7_convolution_lm.pdf](http://master-ivi.univ-lille1.fr/fichiers/Cours/ti_semaine7_convolution_lm.pdf)

ref [http ://x.heurtebise.free.fr/Enseignements/ATER/S3/lmInfo/PDF/lmInfo_Filtres.pdf](http://x.heurtebise.free.fr/Enseignements/ATER/S3/lmInfo/PDF/lmInfo_Filtres.pdf)

ref Bases du traitement des images Filtrage d'images - Séverine Dubuisson

Un filtre mais pour quoi faire ?

- ▶ Il existe deux familles de filtres très utiles :
 - ▶ Filtrage passe-bas ou de lissage ;
 - ▶ Filtrage passe-haut ou de contours ;
- ▶ Certains filtres sont linéaires et d'autres non ;
- ▶ Il est possible de retrouver l'image originale non lissée lorsque le filtre est linéaire ;

ref <https://orbi.uliege.be/bitstream/2268/1768/1/totaliBIO.pdf>

Filtre passe-bas

- ▶ But : Lissage de l'image ;
- ▶ Principe : Moyenne pondérée des pixels voisins ;
- ▶ Avantage : Lissage du bruit ;
- ▶ Inconvénient : Atténuation des détails, suppression des hautes fréquences et donc des contours, effet de flou d'autant plus marqué que la taille du filtre est grande.

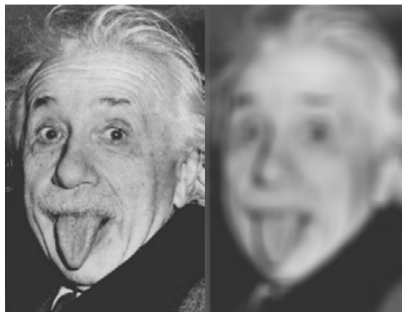


FIGURE – Filtre passe-bas (droite) sur l'image d'Einstein (gauche) - [ref]
Bases du traitement des images Filtrage d'images - Séverine Dubuisson

Filtre passe-bas linéaire et non linéaire

- ▶ Un filtre linéaire est caractérisé par un masque de convolution (filtre moyennneur, filtre gaussien) ;
- ▶ Un filtre non linéaire se caractérise par un opérateur non linéaire donc pas de convolution (filtre médian).

Filtre moyennneur

- ▶ En fonction de l'importance que l'on souhaite accorder au pixel central par rapport à ses voisins :

- ▶ $\frac{1}{9} * \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$; $\frac{1}{10} * \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$; $\frac{1}{5} * \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$

- ▶ Préservation de la luminance car $|S| = 1$;
- ▶ Mais forte atténuation des contours ;
- ▶ Grande influence des pixels isolés aberrants.

Filtre gaussien

- ▶ Paramètres μ et σ
- ▶ En 2D : $G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{((x-\mu)^2 + (y-\mu)^2)}{2\sigma^2}\right)$;

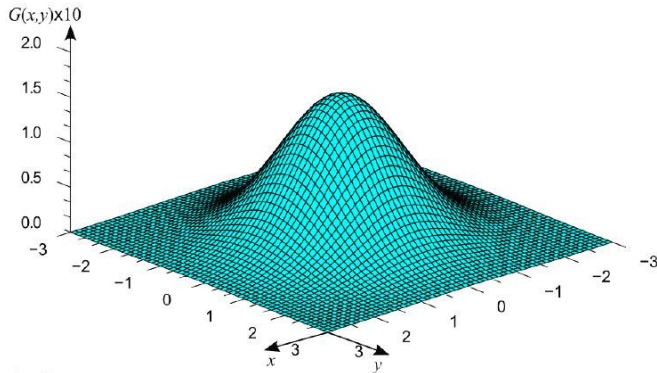


FIGURE – Gaussienne en 2D - [ref] [http ://www-iut.univ-lille1.fr/LPVI/cours-en-ligne/ue3-analyse-des-images/cours/seance-7-transformations-locales.pdf](http://www-iut.univ-lille1.fr/LPVI/cours-en-ligne/ue3-analyse-des-images/cours/seance-7-transformations-locales.pdf)

Filtre gaussien

- Pour $\mu = 0$ et $\sigma = 0.8$:

$$H_G = \frac{1}{2025} * \begin{bmatrix} 1 & 10 & 22 & 10 & 1 \\ 10 & 106 & 231 & 106 & 10 \\ 22 & 231 & 504 & 231 & 22 \\ 10 & 106 & 231 & 106 & 10 \\ 1 & 10 & 22 & 10 & 1 \end{bmatrix}$$

- L'écart-type σ donne le degré de lissage et fixe la taille du masque car plus σ est grand, plus le masque doit être grand aussi.

Filtre gaussien - d'où viennent ces valeurs ?

- ▶ $G(0, 0) = \frac{1}{2 * \pi * (0,8)^2} * \exp(0) = 0.2486795985810865$
 - ▶ $0.2486795985810865 * 2025 = \mathbf{503.5761871267001625}$
- ▶ $G(1, 0) = G(0, 1) = G(-1, 0) = G(0, -1) = \frac{1}{2 * \pi * (0,8)^2} * \exp(-\frac{1}{2 * (0,8)^2}) = 0.1138538166223943902$
 - ▶ $0.1138538166223943902 * 2025 = \mathbf{230.553978660348640155}$
- ▶ $G(1, 1) = G(-1, -1) = G(-1, 1) = G(1, -1) = \frac{1}{2 * \pi * (0,8)^2} * \exp(-\frac{2}{2 * (0,8)^2}) = 0.0521260756147597134824607917597$
 - ▶ $0.0521260756147597134824607917597 * 2025 = \mathbf{105.5553031198884198019831033133925}$

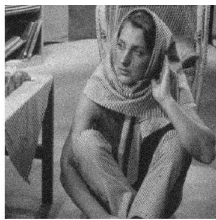
Filtre gaussien - d'où viennent ces valeurs ?

- ▶ $G(2, 0) = G(-2, 0) = G(0, 2) = G(0, -2) = \frac{1}{2 * \pi * (0,8)^2} * \exp(-\frac{4}{2 * (0,8)^2}) = 0.0109262190163527946021833241401$
 - ▶ $0.0109262190163527946021833241401 * 2025 =$
22.1255935081144090694212313837025
- ▶ $G(1, 2) = G(1, -2) = G(2, 1) = G(2, -1) = G(-1, 2) = G(-1, -2) = G(-2, 1) = G(-2, -1) = \frac{1}{2 * \pi * (0,8)^2} * \exp(-\frac{5}{2 * (0,8)^2}) = 0.00500238758370974460787797598785$
 - ▶ $0.00500238758370974460787797598785 * 2025 =$
10.12983485701223283095290137539625
- ▶ $G(-2, -2) = G(2, -2) = G(-2, 2) = G(2, 2) = \frac{1}{2 * \pi * (0,8)^2} * \exp(-\frac{8}{2 * (0,8)^2}) = 0.00048006455967630250989567739605$
 - ▶ $0.00048006455967630250989567739605 * 2025 =$
0.97213073334451258253874672700125
- ▶ 2025 est là pour que la dernière valeur soit le plus petit entier non plus, et tel que la somme des coefficients vaille
 $2025 \Rightarrow 504 + 4 * 231 + 4 * 106 + 4 * 22 + 8 * 10 + 4 * 1 = 2024$ aux arrondis près.

Filtre gaussien et moyenne : exemples



Image originale



Bruit gaussien $\sigma=20$



Moy3x3



Moy5x5



Filtre gaussien $\sigma=2$

FIGURE – Filtre gaussien et moyenne : exemples [ref] Université de Lille1, M1 Informatique, Traitement d'Images de F.Cabestaing

Filtres de lissage non-linéaires : filtre médian

- ▶ Dans ce filtre non linéaire, il n'y a pas de masque de convolution ;
- ▶ Le niveau de gris résultat est le niveau de gris médian des pixels voisins ;
- ▶ Algorithme de tri par ordre croissant ;
- ▶ Supposons la matrice des pixels :
$$\begin{bmatrix} 0 & 255 & 20 \\ 4 & 10 & 17 \\ 9 & 100 & 211 \end{bmatrix}$$
- ▶ Après tri nous avons :
 $0 \leq 4 \leq 9 \leq 10 \leq 17 \leq 20 \leq 100 \leq 211 \leq 255 \Rightarrow$ La valeur médiane est 17
- ▶ Nouvelle matrice :
$$\begin{bmatrix} 0 & 255 & 20 \\ 4 & 17 & 17 \\ 9 & 100 & 211 \end{bmatrix}$$

Filtres de lissage non-linéaires : filtre médian

- ▶ Avantage : meilleure préservation des contours ;
- ▶ Pas influencé par des valeurs bruitées ;
- ▶ Particulièrement recommandé pour enlever le bruit isolé et aléatoire (type « poivre et sel ») ;
- ▶ Inconvénients : Suppression des détails (hors bruit) et coûteux en temps de calcul (algorithme de tri) ;

ref https://perso.limsi.fr/vezien/pdf/cours_ima_jmv.pdf

Comparaison filtrage moyenne, Gaussien et médian



I



moy 3x3



gauss 5x5



méd 3x3

FIGURE – Comparaison filtrage moyenne, Gaussien et médian [ref]
Université de Lille1, M1 Informatique, Traitement d'Images de
F.Cabestaing

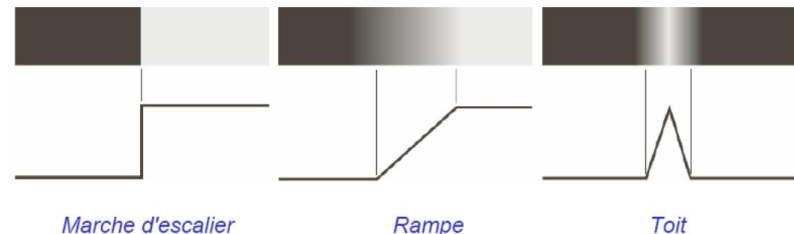
Filtrage passe-haut, détection de contours

Qu'est ce qu'un contour ?

- ▶ Un contour correspond à une fréquence élevée d'où la nécessité d'un filtrage passe haut ;
- ▶ Un contour est une frontière entre deux objets dans une image ;
- ▶ Un contour est plus largement toute discontinuité dans une image comme le passage de l'ombre à la lumière, les variations d'intensité à l'intérieur d'un même objet, etc
⇒ La détection de contour à elle seule ne suffira pas à délimiter un objet.

Filtrage passe-haut, détection de contours

Qu'est ce qu'un contour ?



Source : Gonzalez and Woods. Digital Image Processing 3ed. Prentice-Hall, 2008.

FIGURE – Divers types de contours

Filtrage passe-haut, détection de contours

Dérivée première et seconde

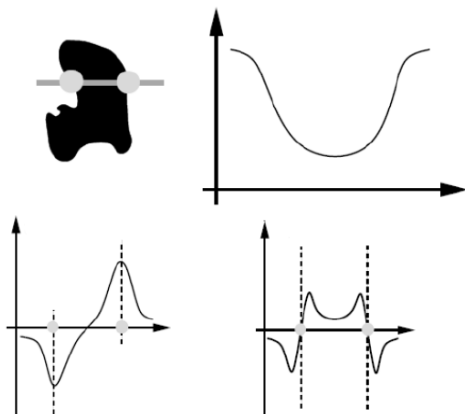


FIGURE – Image et sa dérivée première et dérivée seconde - [ref]
tsi-cours4.pdf

[ref] <http://webia.lip6.fr/~thomen/Teaching/BIMA/cours/contours.pdf>

Filtrage passe-haut, détection de contours

Dérivée première et seconde

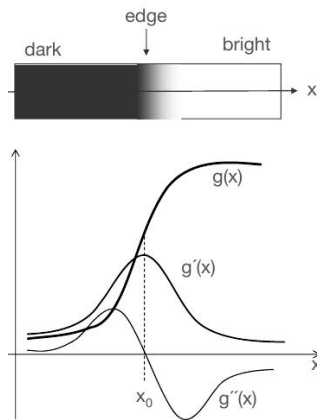


FIGURE – Image et sa dérivée première et dérivée seconde

[ref] TUM-Image Processing 2014 Uwe Stilla [ref] tum ipc 14 sp2 print

Filtrage passe-haut, détection de contours

Qu'est ce qu'un contour ?

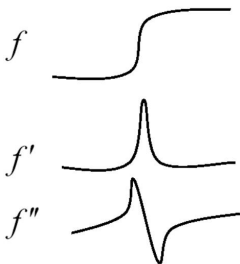


FIGURE – fonction, dérivée première et dérivée seconde [ref]

[http ://master-ivi.univ-lille1.fr/fichiers/Cours/seance7-convolution.pdf](http://master-ivi.univ-lille1.fr/fichiers/Cours/seance7-convolution.pdf)

- ▶ Les minimums/maximums de la dérivée première ;
- ▶ Les passages par zéro de la dérivée seconde ;

ref [http ://master-ivi.univ-lille1.fr/fichiers/Cours/ti-semaine-10-contours2.pdf](http://master-ivi.univ-lille1.fr/fichiers/Cours/ti-semaine-10-contours2.pdf)

ref [http ://master-ivi.univ-lille1.fr/fichiers/Cours/seance6.pdf](http://master-ivi.univ-lille1.fr/fichiers/Cours/seance6.pdf)

Filtrage passe-haut, détection de contours

Gradient, module et direction

- La dérivée première correspond au vecteur gradient

$$\vec{G} = \Delta \vec{f} = \left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{array} \right.$$

- Le module du gradient mesure la force du contour

$$\|\vec{G}\| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$$

- Le gradient est un vecteur perpendiculaire au contour :

$$\Phi = \arctan \frac{G_y}{G_x}$$

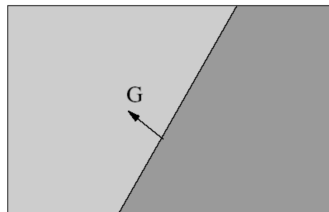


FIGURE – Direction du gradient - [ref] Bases du traitement des images
Dominique Berezat Lip6 contours.pdf

Approximation des dérivées partielles sur une image discrète et masque de Prewitt

- ▶ Masque de Prewitt : $\frac{\partial f}{\partial x}(x_0, y_0) \approx f(x_0 + 1, y_0) - f(x_0, y_0)$
ou $\approx f(x_0, y_0) - f(x_0 - 1, y_0)$;
- ▶ $\frac{\partial f}{\partial x}(x_0, y_0) \approx \frac{1*f(x_0+1,y_0)+0*f(x_0,y_0)-1*f(x_0-1,y_0)}{2}$
- ▶ $\frac{\partial f}{\partial x}(x_0, y_0) \approx \frac{-1*f(x_0-1,y_0)+0*f(x_0,y_0)+1*f(x_0+1,y_0)}{2}$
- ▶ Opérateur de Prewitt : filtrage moyenne/dérivation ;
- ▶ $x : h1 = \frac{1}{6} * \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, y : h2 = \frac{1}{6} * \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$
- ▶ Détection des contours verticaux et horizontaux ;
- ▶ La somme des coefficients est nulle ;
- ▶ La somme des valeurs absolues des coefficients vaut 1.

Masque de Sobel

- ▶ Masque de Sobel : filtrage gaussien/dérivation ;

- ▶ $x : h1 = \frac{1}{8} * \begin{bmatrix} +1 & 0 & -1 \\ +2 & 0 & -2 \\ +1 & 0 & -1 \end{bmatrix}, y : h2 = \frac{1}{8} * \begin{bmatrix} +1 & +2 & +1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$

- ▶ Mêmes remarques que pour le masque de Prewitt ;

- ▶ Composante **horizontale** :

$$\frac{\partial f}{\partial x} = \frac{1}{4} * \begin{bmatrix} +1 \\ +2 \\ +1 \end{bmatrix} * \frac{1}{2} * \begin{bmatrix} +1 & 0 & -1 \end{bmatrix} = \frac{1}{8} * \begin{bmatrix} +1 & 0 & -1 \\ +2 & 0 & -2 \\ +1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

\Rightarrow gaussien en y et dérivateur en x \Rightarrow gaussien/dérivateur pour $\frac{\partial f}{\partial x}$;

- ▶ Composante **verticale** :

$$\frac{\partial f}{\partial y} = \frac{1}{4} * \begin{bmatrix} +1 & +2 & +1 \end{bmatrix} * \frac{1}{2} * \begin{bmatrix} +1 \\ +0 \\ -1 \end{bmatrix} = \frac{1}{8} * \begin{bmatrix} +1 & +2 & +1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$$

\Rightarrow gaussien en x et dérivateur en y \Rightarrow gaussien/dérivateur pour $\frac{\partial f}{\partial y}$

Masque de Sobel

- ▶ **Principe** : Calculer la différence d'intensité de part et d'autre de l'axe vertical/horizontal, en pondérant l'importance des pixels suivant leur distance au pixel central ;

- ▶ Détection verticale et noyau 3*3 : $\frac{1}{8} * \begin{bmatrix} +1 & 0 & -1 \\ +2 & 0 & -2 \\ +1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$

- ▶ Détection horizontale et noyau 3*3 : $\frac{1}{8} * \begin{bmatrix} +1 & +2 & +1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$

Résultats du filtre de Sobel

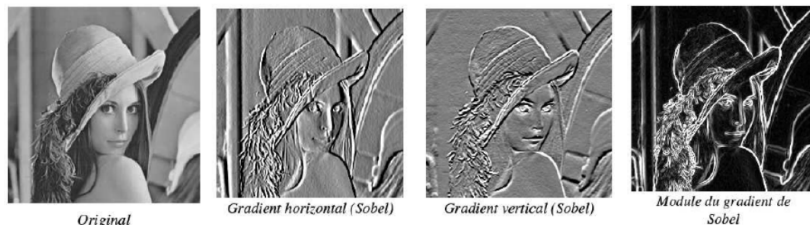


FIGURE – Filtre de Sobel [ref] tsi-cours4.pdf

Limitation du bruit

- ▶ Le bruit est fortement détecté par un détecteur de contours, ce qui n'est pas souhaitable ;
- ▶ Pour limiter les effets du bruit, un lissage est compris dans le calcul :
 - ▶ Filtre moyenne pour **Prewitt** ;
 - ▶ Filtre gaussien pour **Sobel**.
- ▶ Il existe d'autres filtres plus sophistiqués donnant de meilleurs résultats :
 - ▶ Filtre de **Canny** ;
 - ▶ Filtre de **Deriche** ;
 - ▶ Filtre de **Shen-Castan**.
- ▶ Nous verrons plus loin le filtre de Canny-Derliche.

Filtre de Roberts

- ▶ **Principe** : Détection des contours obliques par calcul de la différence d'intensité de part et d'autre des diagonales ;
 - ▶ $\frac{1}{8} * \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & +1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$; noyau 3*3, détection -45° ;
 - ▶ $\frac{1}{8} * \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & +1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix}$; noyau 3*3 et détection à $+45^\circ$;
- ▶ Les coefficients symétriques par rapport à la diagonale sont de signes opposés, et de somme nulle ;
- ▶ La trop faible proportion des coefficients de ce masque le rend **plus sensible au bruit** que les autres ; les fluctuations de l'image vont se montrer plus marquées.

Filtre laplacien : deuxième dérivée de l'image

- ▶ Par définition : $\Delta I(x, y) = \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial y^2}$
- ▶ $\frac{\partial f}{\partial x}(x_0, y_0) \approx f(x_0 + 1, y_0) - f(x_0, y_0)$
- ▶ $\frac{\partial^2 f}{\partial x^2}(x_0, y_0) \approx \frac{\partial f}{\partial x}(x_0 + 1, y_0) - \frac{\partial f}{\partial x}(x_0, y_0) \approx$
 $[f(x_0 + 1, y_0) - f(x_0, y_0)] - [f(x_0, y_0) - f(x_0 - 1, y_0)] \approx$
 $f(x_0 + 1, y_0) - 2 * f(x_0, y_0) + f(x_0 - 1, y_0)$
- ▶ $\frac{\partial^2 f}{\partial y^2}(x_0, y_0) \approx f(x_0, y_0 + 1) - 2 * f(x_0, y_0) + f(x_0, y_0 - 1)$
- ▶ L'approximation discrète du Laplacien :
 $\Delta f(x_0, y_0) = f(x_0 + 1, y_0) + f(x_0 - 1, y_0) - 4 * f(x_0, y_0) +$
 $f(x_0, y_0 + 1) + f(x_0, y_0 - 1)$
- ▶ Masque laplacien $\frac{1}{8} * \begin{bmatrix} 0 & +1 & 0 \\ +1 & -4 & +1 \\ 0 & +1 & 0 \end{bmatrix}, \frac{1}{16} * \begin{bmatrix} +1 & +1 & +1 \\ +1 & -8 & +1 \\ +1 & +1 & +1 \end{bmatrix}$

Image après Laplacien

- Problème du Laplacien : Du fait de la double dérivation, le laplacien est très sensible au bruit ;



FIGURE – Image filtrée par le laplacien [ref] tsi-cours4.pdf

- Il est nécessaire de lisser l'image en la pré-filtrant avec un noyau gaussien \Rightarrow C'est le principe du LoG.

LoG

- ▶ LoG : Laplacian of Gaussian
- ▶ On lisse l'image avec un noyau gaussien avant d'y appliquer un noyau laplacien pour détecter les contours ;
- ▶ noyau gaussien : $G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp(-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2})$;
- ▶ On démontre que : $\Delta(g * I) = (\Delta g) * I = LoG * I$, I étant l'image aux positions (x, y) ;

ref <http://master-ivi.univ-lille1.fr/fichiers/Cours/ti-semaine-10-contours2.pdf>

- ▶ Après calculs, $LoG(x, y) = -\frac{1}{\pi\sigma^4} (1 - \frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}) \exp(-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2})$;

Approximation discrète du LoG

ref <http://master-ivi.univ-lille1.fr/fichiers/Cours/ti-semaine-10-contours2.pdf>

► Pour $\sigma = 1,4$;

► taille : 9×9 ;

►
$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & 2 & 2 & 2 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 2 & 4 & 5 & 5 & 5 & 4 & 2 & 1 \\ 1 & 4 & 5 & 3 & 0 & 3 & 5 & 4 & 1 \\ 2 & 5 & 3 & -12 & -24 & -12 & 3 & 5 & 2 \\ 2 & 5 & 0 & -24 & -40 & -24 & 0 & 5 & 2 \\ 2 & 5 & 3 & -12 & -24 & -12 & 3 & 5 & 2 \\ 1 & 4 & 5 & 3 & 0 & 3 & 5 & 4 & 1 \\ 1 & 2 & 4 & 5 & 5 & 5 & 4 & 2 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 2 & 2 & 2 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

► On remarque la forte valeur centrale négative.

Approximation discrète du LoG

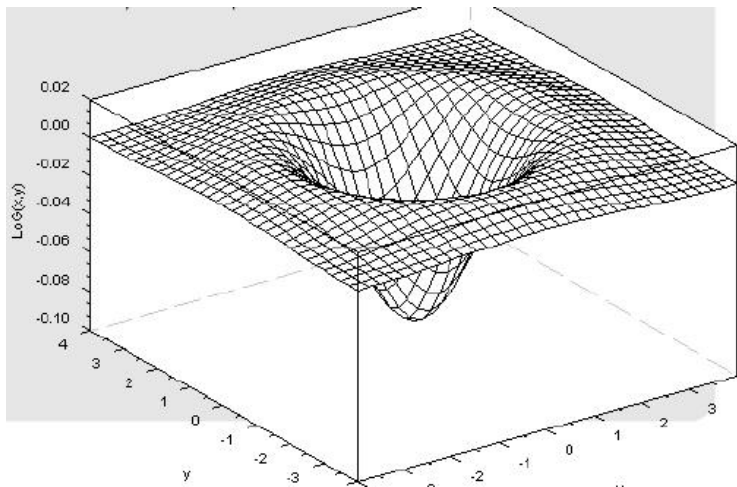


FIGURE – Laplacian of Gaussian

[ref] <http://master-ivi.univ-lille1.fr/fichiers/Cours/ti-semaine-10-contours2.pdf>

LoG et DoG

- ▶ Le filtre LoG \approx la différence de deux gaussiennes d'écart-type proche : « Difference of Gaussian DoG » ;
- ▶ $LoG(x, y) \approx DoG(x, y) \approx G_{\sigma_1}(x, y) - G_{\sigma_2}(x, y)$ avec $\sigma_2 = \sigma_1 + \delta$, $\delta \ll \sigma_1$

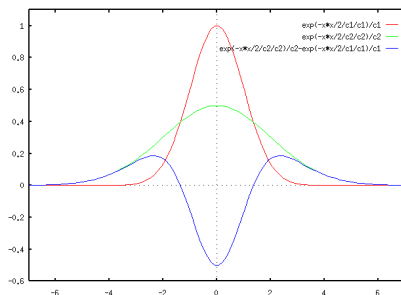


FIGURE – Le LOG peut être approximé par la différence de deux gaussiennes - [ref] <http://master-ivi.univ-lille1.fr/fichiers/Cours/ti-semaine-10-contours2.pdf>

[ref] <http://fourier.eng.hmc.edu/e161/lectures/gradient/node9.html>

LoG et DoG

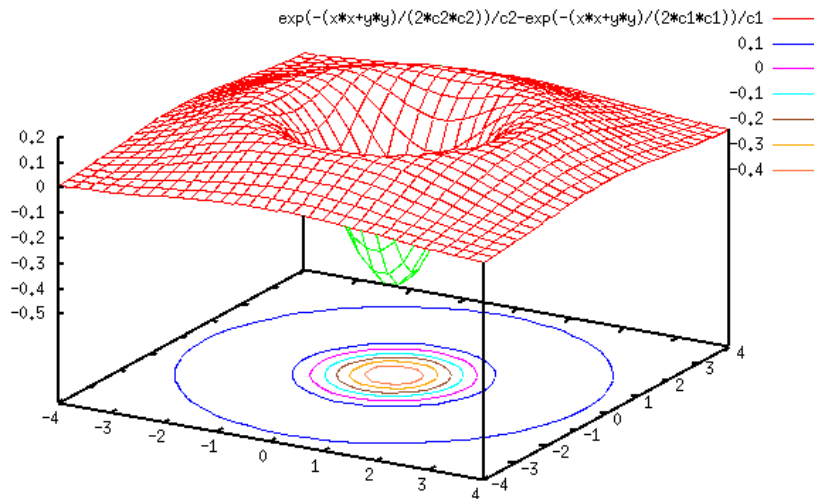


FIGURE – Le LOG peut être approximé par la différence de deux gaussiennes

[ref] <http://fourier.eng.hmc.edu/e161/lectures/gradient/node9.html>

Comparaison gradient/laplacien

- ▶ Les deux techniques sont assez proches ;
- ▶ Le Laplacien est plus sensible au bruit ;
- ▶ Mais sa complexité est moindre, surtout par rapport aux variantes directionnelles du gradient de type Sobel ou Prewitt, vu que le Laplacien nécessite une convolution, le Gradient deux.

Détecteur de contour plus évolué : Canny (Deriche)

ref <http://devernay.free.fr/cours/vision/pdf/c3.pdf>;

- ▶ Canny donne 3 critères pour une détection de contours optimale :
 - ▶ Bonne détection : Minimiser la probabilité de faux positifs (détection d'un contour qui est en réalité du bruit) et de faux négatifs (manquer les vrais contours);
 - ▶ Bonne localisation : Les contours doivent être détectés aussi proche possible des vrais contours ;
 - ▶ Unicité de la réponse : Minimiser le nombre de maxima locaux autour du vrai contour ;
 - ▶ Deriche : implémentation sous la forme de filtres récurrents.

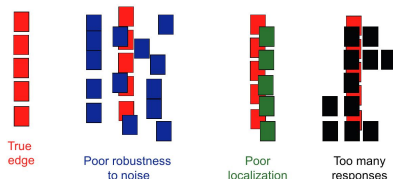


FIGURE – Les critères du filtre de Canny

Filtre de Canny (Deriche)

- ▶ Réponse du filtre en x : $h_x(x) = x.e^{-|ax|}$ et réponse du filtre en y : $h_y(y) = y.e^{-|ay|} \Rightarrow$ Exp. négative approchée par :
 - ▶ Lissage gaussien de l'image I : $G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp(-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2})$;
 - ▶ Suivi d'une dérivée de l'image lissée :

$$\nabla(g * I) = (\nabla g) * I = \begin{bmatrix} \frac{\partial g}{\partial x} * I \\ \frac{\partial g}{\partial y} * I \end{bmatrix} = [S_x, S_y];$$

ref <http://webia.lip6.fr/thomen/Teaching/BIMA/cours/contours.pdf>

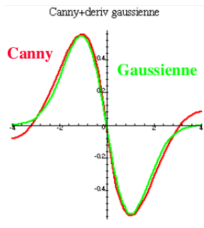


FIGURE – Réponse impulsionnelle du filtre de Canny et son approximation

Filtre de Canny (Deriche)

- ▶ Amplitude des contours : $\sqrt{S_x^2 + S_y^2}$;
- ▶ Orientation des contours : $\theta = \tan^{-1} \frac{S_y}{S_x}$.



FIGURE – Filtre de Canny sur image de Lena



FIGURE – Effet de σ sur le filtrage par Canny : Plus σ est petit et plus les contours fins sont détectés. de gauche à droite image, $\sigma = 1$, $\sigma = 2$.

Comment évaluer les performances d'un détecteur de contours

- ▶ proportion de détections correctes ;
- ▶ proportion de détections manquées ;
- ▶ proportion de fausses détections.

Post-traitements des contours

- ▶ En général, les détecteurs de contours fournissent des contours ouverts or les traitements pour la reconnaissance de formes nécessitent des contours fermés.
- ▶ Fermeture des contours ouverts
 - ▶ Transformée de Hough
 - ▶ Morphologie mathématique

Fermeture des contours : Transformée de Hough d'une droite

ref « Extraction de Contours » « CoursContours.pdf » Michèle Gouiffès IUT de Cachan

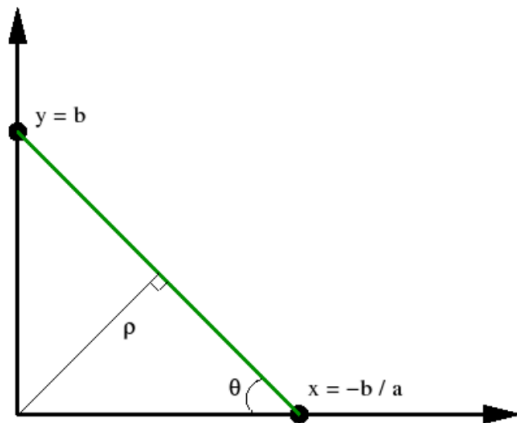


FIGURE – Représentation d'une droite en cartésien et polaire.

Fermeture des contours : Transformée de Hough d'une droite

ref https://fr.wikipedia.org/wiki/Transformée_de_Hough

- Soit $A(x, y)$ un pixel détecté point de contour. Ce point appartient à toutes les droites d'équation $\rho = x \cos \theta + y \sin \theta$.

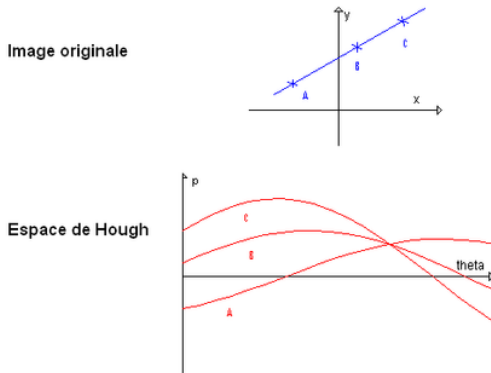


FIGURE – Exemple de transformée de Hough.

Fermeture des contours : Transformée de Hough d'une droite

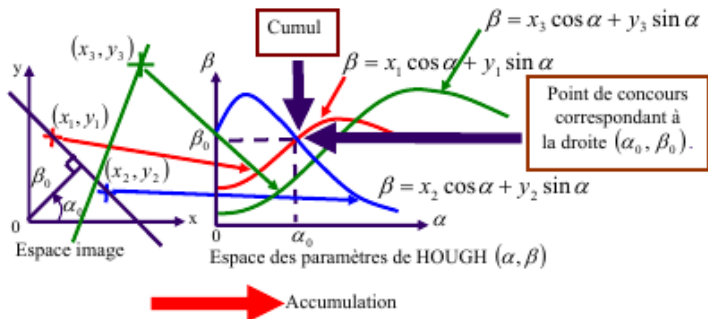


FIGURE – Droite dans l'espace (x, y)

ref Ma thèse voir bibliographie « Modèle 2D du corps pour l'analyse des gestes par l'image via une architecture de type tableau noir : Application aux interfaces homme-machine évoluée »

Fermeture des contours : Transformée de Hough d'une droite

ref « Transformée de Hough et détection de linéaments sur images satellitaires et modèles numériques de terrain », N. Poncelet et Y. Cornet, Université de Liège.

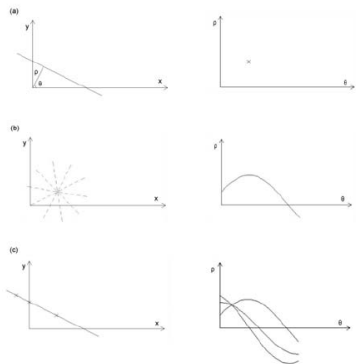


FIGURE – Transformée de Hough d'une droite

Fermeture des contours : Transformée de Hough d'une droite

- ▶ Le fonctionnement de la transformée de Hough se base sur l'utilisation d'un espace paramétrique, appelé espace de Hough.

Fermeture des contours : Transformée de Hough d'une droite

ref Wikipedia

- ▶ Chacun des points des contours identifiés (x, y) va se projeter dans l'espace de Hough en coordonnées polaires (ρ, θ) . Toutes les droites passant par ce point sont projetées sur la même sinusoïde dans l'espace de Hough.
- ▶ Les équations des droites passant en chacun de ces points (x, y) sont donc représentées par un couple (ρ, θ) vérifiant :
$$\rho = x \cos \theta + y \sin \theta ;$$
- ▶ Au point (x, y) du contour, on fait donc correspondre une sinusoïde $\rho = f(\theta)$ où θ prend toutes les valeurs possibles de 0 à 2π rad, avec $f(\theta) = x \cos \theta + y \sin \theta$.

Fermeture des contours : Transformée de Hough d'une droite

- ▶ Dualité entre les deux espaces (x, y) et (ρ, θ) :
 - ▶ Un point dans l'espace cartésien est représenté par une courbe sinusoïdale de période 2π dans l'espace de Hough ;
 - ▶ Une ligne dans l'espace cartésien est représentée par un point unique dans l'espace de Hough.

Fermeture des contours : Transformée de Hough d'une droite - Algorithme

- ▶ Autrement dit, tous les points d'une droite produisent des courbes sinusoïdales qui se croisent au même endroit dans l'espace de Hough ;
- ▶ Pour trouver l'équation mathématique de la droite dans l'espace (x, y) , il suffit de trouver la position de l'intersection dans l'espace de Hough et revenir aux coordonnées cartésiennes ;
- ▶ Ceci est réalisé grâce à un accumulateur dans l'espace de Hough suivi d'une recherche des maxima locaux ;
- ▶ Chaque maxima local représente une droite dans l'espace cartésien.

Fermeture des contours : Transformée de Hough d'une droite - Algorithme

- ▶ Appliquez un détecteur de contour afin d'extraire les contours ;
- ▶ Pour chaque point de contour, calculez le paramètre ρ en fonction de θ qui varie de 0 à 2π ;
- ▶ Augmentez l'accumulateur $H(\rho, \theta)$ pour chaque ρ, θ calculé ;
- ▶ A la fin du processus d'accumulation, extrayez les maxima locaux afin de récupérer les paramètres des droites dans l'espace cartésien.

Fermeture des contours : Transformée de Hough d'un cercle

ref Wikipedia

- ▶ Un cercle est caractérisé par 3 paramètres, son centre (x, y) et son rayon r , son équation est : $(x - a)^2 + (y - b)^2 = r^2$;
- ▶ Il est nécessaire d'avoir un espace d'accumulation à trois dimensions : (a, b, r) ;
- ▶ Dans l'espace (a, b, r) , un cercle est caractérisé par un point ;
- ▶ L'ensemble des cercles passant par un point $M(x, y)$ donné forme un cône de sommet $(a = x, b = y, r = 0)$ et d'axe r . Un « bon candidat » correspond à l'intersection de plusieurs cônes ;
- ▶ Si le rayon du cercle recherché est connu, on peut alors se placer dans le plan (a, b) . Dans ce plan, l'ensemble des cercles passant par M est décrit par le cercle de centre $(a = x, b = y)$ et de rayon r . Un « bon candidat » est donc à l'intersection de plusieurs cercles.

Fermeture des contours : Transformée de Hough d'un cercle

ref <https://www.researchgate.net/figure/Transformee-de-Hough-pour-R-xe-Limage-dun-point-est-un-cercle-de-rayon-R-Les-images-fig23>

30512649

- L'image d'un point du cercle de rayon R est un cercle de rayon R .

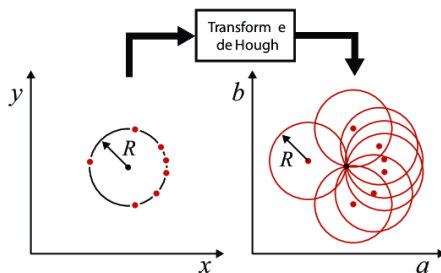


FIGURE – Transformée de Hough des points d'un cercle de rayon R

Fermeture des contours : Transformée de Hough d'une ellipse

- ▶ Une ellipse est caractérisée par 5 paramètres qui sont :
 - ▶ x_0 l'abscisse de son centre ;
 - ▶ y_0 l'ordonnée de son centre ;
 - ▶ a la demi-longueur du grand axe ;
 - ▶ b la demi-longueur du petit axe ;
 - ▶ θ l'inclinaison du grand axe par rapport à l'axe des x .
- ▶ Il faudrait alors un espace d'accumulation à 5 dimensions \Rightarrow Durée de calcul trop importante ;
- ▶ Parfois on connaît un ou plusieurs paramètres comme dans l'exemple qui suit.

Fermeture des contours : Transformée de Hough d'une ellipse

ref <https://www.researchgate.net/publication/228461463>

Transformée de Hough elliptique floue rapide

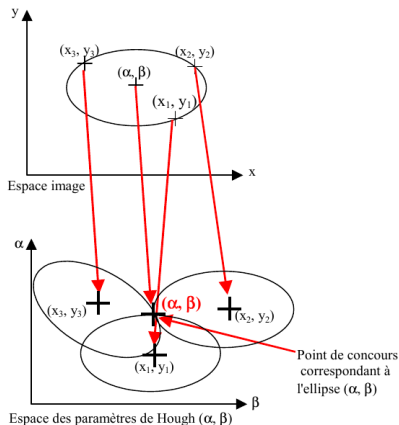


FIGURE – Transformée de Hough elliptique

Morphologie mathématique

ref [http ://www.i3s.unice.fr/ mh/RR/2004/RR-04.05-D.LINGRAND.pdf](http://www.i3s.unice.fr/~mh/RR/2004/RR-04.05-D.LINGRAND.pdf)

- ▶ Les opérations morphologiques sont des filtres non-linéaires qui peuvent s'appliquer tant aux images binaires qu'à celles à niveaux de gris.
- ▶ Les 4 opérations morphologiques de base, la dilatation, l'érosion, l'ouverture et la fermeture, sont décrites pour les images binaires et à niveau de gris.

Morphologie mathématique - Élément structurant

ref <https://dpt-info.u-strasbg.fr/cronse/TIDOC/MM/deof.html>

- **L'élément structurant** associé à un pixel p peut être de forme quelconque selon le type de structure qu'on veut mettre en évidence dans l'image ;

- Exemple élément structurant en croix :
$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

- Autre exmple : pour un élément structurant B ci-dessous, la fenêtre $B(p)$ associée à un pixel p sera le translaté de B positionné sur p .

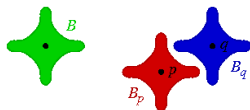


FIGURE – A gauche, l'élément structurant B , où la boule noire indique la position du point de référence ; à droite, au pixel p on associe la fenêtre $B(p)$ obtenue en positionnant B sur p ; de même, au pixel q correspond la fenêtre $B(q)$.

Morphologie mathématique - Image binaire - Dilatation

- ▶ X une figure = un ensemble de pixels. Pour un élément structurant B , la dilatation de X par B est l'ensemble obtenu en remplaçant chaque pixel p de X par sa fenêtre B_p :
$$Dil_B(X) = \cup \{B_p \mid p \in X\};$$
- ▶ Autrement dit, la dilatation de X par B est l'ensemble des points tels que B est centré sur un des points de X , et il y a une intersection non vide entre X et B .

Morphologie mathématique - Image binaire - Dilatation

- Soit l'élément structurant et l'image originale à dilater :



FIGURE – Élément structurant

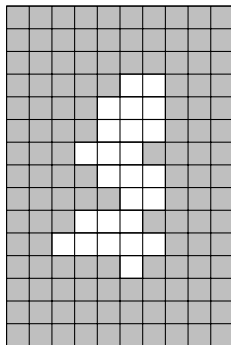


FIGURE – Figure originale

Morphologie mathématique - Image binaire - Érosion

- ▶ X une figure et B un élément structurant. L'érosion de X par B est l'ensemble des pixels p tels que la fenêtre B_p est incluse dans X : $Eros_B(X) = \{p \mid B_p \subseteq X\}$;
- ▶ Autrement dit, l'érosion de X par B correspond à l'ensemble des points tels que si B est centré sur ces points, B est entièrement inclus dans X .

Morphologie mathématique - Image binaire - Érosion

- Soit l'élément structurant et l'image originale à éroder :



FIGURE – Élément structurant

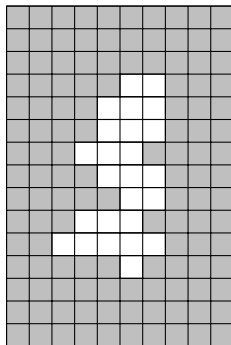


FIGURE – Figure originale

Morphologie mathématique - Image binaire - Ouverture et fermeture

- ▶ L'ouverture de X par B est définie comme la composition de l'érosion par B suivie de la dilatation par B :
$$Ouv_B(X) = Dil_B(Eros_B(X)) ;$$
- ▶ La fermeture de X par B est définie comme la composition de la dilatation par B suivie de l'érosion par B :
$$Ferm_B(X) = Eros_B(Dil_B(X)).$$

Morphologie mathématique - Image binaire - Ouverture

- Soit l'élément structurant et l'image originale sur laquelle effectuer une ouverture :



FIGURE – Élément structurant

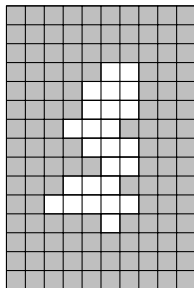


FIGURE – Figure originale

Morphologie mathématique - Image binaire - Fermeture

- Soit l'élément structurant et l'image originale sur laquelle effectuer une fermeture :



FIGURE – Élément structurant

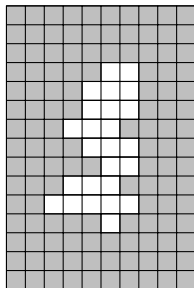


FIGURE – Figure originale

Morphologie mathématique - Image binaire - Filtrage du bruit par ouverture et fermeture

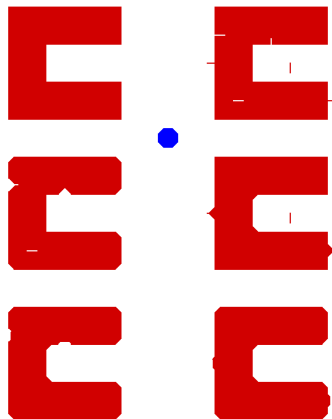


FIGURE – Au milieu (en bleu), l'élément structurant B . En haut, à gauche la figure originelle X et à droite la figure bruitée Y . Au milieu, à gauche l'ouverture $Ouv_B(Y)$ et à droite la fermeture $Ferm_B(Y)$. En bas, à gauche la fermeture de l'ouverture $Ferm_B(Ouv_B(Y))$ et à droite l'ouverture de la fermeture $Ouv_B(Ferm_B(Y))$.

Morphologie mathématique - Image binaire - Filtrage du bruit par ouverture et fermeture

ref <https://dpt-info.u-strasbg.fr/~cronse/TIDOC/MM/deof.html>

- ▶ Le bruit induit des changements aléatoires dans une figure ;
- ▶ Certains pixels de la figure passant au fond (faux négatifs) ;
- ▶ Certains pixels du fond passant à la figure (faux positifs) ;
- ▶ En prenant un élément structurant suffisamment grand, l'ouverture filtrera les faux positifs, tandis que la fermeture filtrera les faux négatifs ;
- ▶ Plus l'élément structurant est grand, mieux le bruit sera éliminé, mais également plus la figure sera déformée.

Morphologie mathématique - Image à niveau de gris

ref *http* :

//urfist.chartes.psl.eu/anciensite/image_numerique/chapitre37.htm

- ▶ La morphologie mathématique fonctionnelle, à la différence de la morphologie mathématique ensembliste, s'applique aux images en niveaux de gris ;
- ▶ Les transformations d'images en morphologie mathématique fonctionnelle se pratiquent comme pour la morphologie mathématique ensembliste : l'élément structurant B est déplacé de façon à ce que son origine x passe par toutes les positions de l'image ;
- ▶ Pour chaque position, on comparera les valeurs prises par les pixels inclus dans le domaine de l'élément structurant ;
- ▶ Le pixel central prendra soit la valeur minimale (lors d'une érosion) soit la valeur maximale (lors d'une dilatation).

Morphologie mathématique - Image à niveau de gris

ref *http* :

//urfist.chartes.psl.eu/anciensite/image_numerique/chapitre37.htm

- ▶ En morphologie mathématique fonctionnelle, l'élément structurant peut être soit plat, soit volumique, c'est à dire affecté d'une amplitude de niveau de gris ;
- ▶ Pour des raisons de simplicité, on ne traitera que le cas d'un élément structurant plat et ces transformations seront illustrées dans une seule dimension $f(x)$ représentant le niveau des pixels.

Morphologie mathématique - Image à niveau de gris - Érosion

ref *http* :

//urfist.chartes.psl.eu/anciensite/image_numerique/chapitre37.htm

- Pour obtenir la fonction érodée de $f(x)$, on attribue à $f(x)$ la valeur **minimale** qu'elle prend dans le domaine de l'élément structurant B et ce, à chaque nouveau déplacement de B .

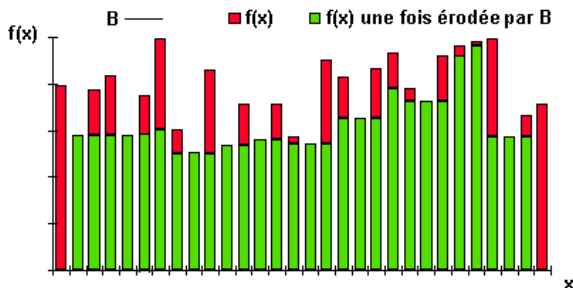


FIGURE – Érosion de la fonction $f(x)$ par un élément structurant B plat

Morphologie mathématique - Image à niveau de gris - Érosion

ref *http* :

//urfist.chartes.psl.eu/anciensite/image_numerique/chapitre37.htm

- Propriétés : Réduction des « pics » de niveaux de gris et élargissement des « vallées » : homogénéisation de l'image, assombrissement et étalage du bord des objets les plus sombres.

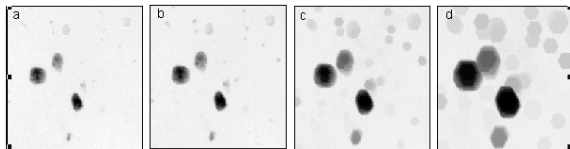


FIGURE – (a) image initiale, b) érosion de taille 1, c) érosion de taille 5, d) érosion de taille 10

Morphologie mathématique - Image à niveau de gris - Dilatation

ref *http* :

//urfist.chartes.psl.eu/anciensite/image_numerique/chapitre37.htm

- Pour obtenir la fonction dilatée de $f(x)$, on attribue à $f(x)$ la valeur **maximale** qu'elle prend dans le domaine de B et ce, à chaque nouveau déplacement de B .

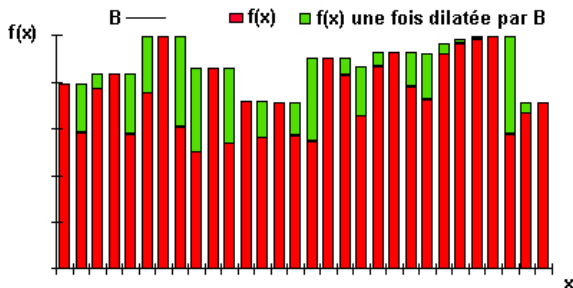


FIGURE – Dilatation de la fonction $f(x)$ par un élément structurant B plat

Morphologie mathématique - Image à niveau de gris - Dilatation

ref *http* :

//urfist.chartes.psl.eu/anciensite/image_numerique/chapitre37.htm

- Cette transformation comble les « vallées » et épaissit les « pics » : elle homogénéise l'image, l'éclaircit et tend à faire disparaître les objets sombres.

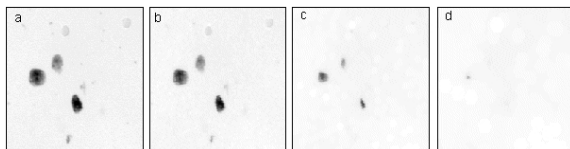


FIGURE – (a) image initiale, b) dilatation de taille 1, c) dilatation de taille 5, d) dilatation de taille 10.

Morphologie mathématique - Image à niveau de gris - Ouverture

ref *http* :

//urfist.chartes.psl.eu/anciensite/image_numerique/chapitre37.htm

- L'ouverture consiste en une érosion suivie d'une dilatation (idem qu'en morphologie ensembliste).

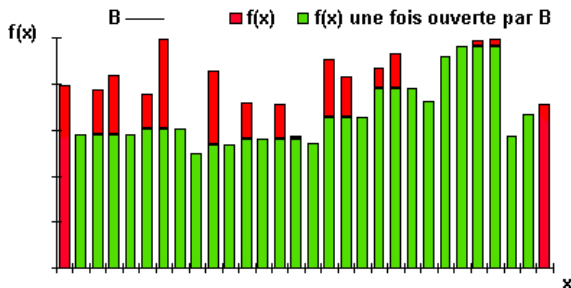


FIGURE – L'ouverture de $f(x)$ par l'élément structurant B

Morphologie mathématique - Image à niveau de gris - Ouverture

ref *http* :

//urfist.chartes.psl.eu/anciensite/image_numerique/chapitre37.htm

- L'ouverture supprime les pics mais préserve les vallées, elle homogénéise l'image mais préserve les objets sombres.

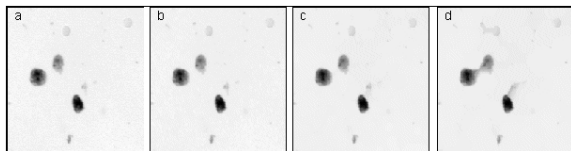


FIGURE – (a) image initiale, b) ouverture de taille 1, c) ouverture de taille 5, d) ouverture de taille 10.

Morphologie mathématique - Image à niveau de gris - Fermeture

ref *http* :

//urfist.chartes.psl.eu/anciensite/image_numerique/chapitre37.htm

- La fermeture consiste en une dilatation suivie d'une érosion (idem qu'en morphologie ensembliste).

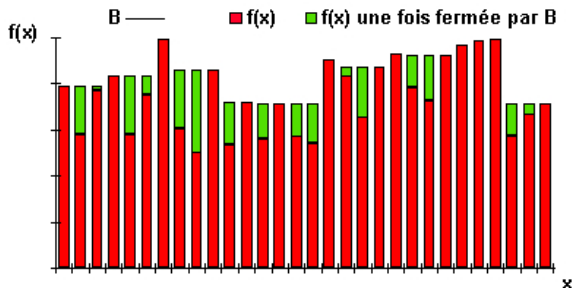


FIGURE – Fermeture de $f(x)$ par l'élément structurant B

Morphologie mathématique - Image à niveau de gris - Fermeture

ref *http :*

//urfist.chartes.psl.eu/anciensite/image_numerique/chapitre37.htm

- ▶ La fermeture comble les vallées, elle homogénéise et éclaircit l'image ;
- ▶ Les opérateurs « fermeture » et « ouverture » se comportent comme des filtres, on parle de « **filtres morphologiques** ».

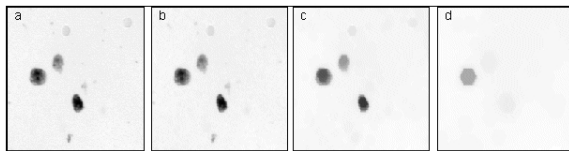


FIGURE – (a) image initiale, b) fermeture de taille 1, c) fermeture de taille 5, d) fermeture de taille 10.

Codage de Freeman

ref <http://www.i3s.unice.fr/~mh/RR/2004/RR-04.05-D.LINGRAND.pdf>

- Permet de coder un contour en ne codant que les déplacements relatifs \Rightarrow au lieu d'une liste de points : un point puis un code de Freeman ;

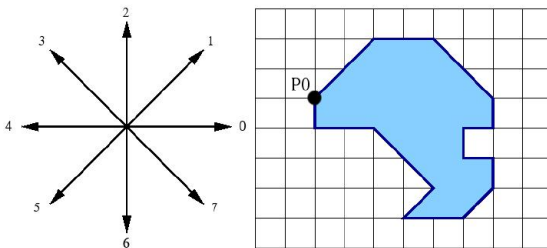


FIGURE – Description des contours : codage de Freeman

Codage de Freeman

- ▶ P0 : point initial ;
- ▶ Code obtenu : 11007764606544133442 ;
- ▶ Une permutation circulaire aboutit au même résultat ;
- ▶ Compression du code en comptant les occurrences successives : exemple 0000007777777777 devient 6097 ;
- ▶ Agrandissement du contour de k en répétant k fois chaque descripteur.

Scilab code

- ▶ `im=imread('1.4.06.tiff');`
- ▶ `imres=imresize(im, 0.25);`
- ▶ `imshow(imres)`
- ▶ `Resultat=uint8(fftshift(255*((log(abs(fft2(double(imres)))))-
min(log(abs(fft2(double(imres))))))/(max(log(abs(fft2(double(imres))
min(log(abs(fft2(double(imres))))))))));`
- ▶ `imshow(Resultat)`
- ▶ `ret=imwrite(Resultat, 'TF1406.png');`
- ▶ `A = zeros(256,256);`
- ▶ `A(5 :24,13 :17) = 1;`
- ▶ `imshow(A)`

Bibliographie

ref https://perso.limsi.fr/vezien/pdf_cours_ima_jmv.pdf

ref

<http://w3.mi.parisdescartes.fr/lomn/Cours/CV/TI/Material/TI2008>

ref https://en.wikipedia.org/wiki/Image_moment

ref <http://perso.ensta-paristech.fr/manzaner/SupportCours.html>

ref <http://www.crm.umontreal.ca/physnum/Ard/Program/Texture/texture>

ref <http://haralick.org/journals/TexturalFeatures.pdf>

ref https://en.wikipedia.org/wiki/Co-occurrence_matrix

ref <http://www.crm.umontreal.ca/physnum/Ard/Program/Texture/texture>

ref kohonensom.pdf

ref [CoursKohienTelecomBrest](#)

ref <https://www.sites.univ-rennes2.fr/arts-spectacle/cian/image-numFlash/pdf/chap3-cours31.pdf>

ref

<https://tice.agroparistech.fr/coursenligne/courses/25461/document>

Bibliographie

ref Thèse en Informatique, Traitement du Signal et
Télécommunications, Université de Rennes 1, Christine
Leignel « Modèle 2D du corps pour l'analyse des gestes par
l'image via une architecture de type tableau noir : Application
aux interfaces homme-machine évoluée »

ref cannyedge.pdf

ref [ref]

<http://users.polytech.unice.fr/~leroux/crim2/node112.html>

ref <http://webia.lip6.fr/~thomen/Teaching/BIMA/cours/intro.pdf>

ref https://www.sites.univ-rennes2.fr/arts-spectacle/cian/image_nFlash/pdf/chap3_cours31.pdf

ref <https://www.creatis.insa-lyon.fr/~grenier/wp-content/uploads/teaching/DIP/DIP-Full-2p2012.pdf>

ref <http://master-ivi.univ-lille1.fr/Cours/TI>

ref <http://www.i3s.unice.fr/~mh/RR/2004/RR-04.05-D.LINGRAND.pdf>

ref <http://carolinepetitjean.free.fr/enseignements/ti.php>

Bibliographie

- ref [http ://master-ivi.univ-lille1.fr/fichiers/Cours/ti-semaine-09-contours1.pdf](http://master-ivi.univ-lille1.fr/fichiers/Cours/ti-semaine-09-contours1.pdf)
- ref [https ://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00706168/document](https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00706168/document)
- ref J. Canny, « A Computational Approach To Edge Detection », in IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 8, 1986, p. 679-698
- ref « Transformée de Hough et détection de linéaments sur images satellitaires et modèles numériques de terrain », N. Poncelet et Y. Cornet, Unité de Géomatique, Dépt de Géographie, Université de Liège, Liège, Belgique.
- ref Cours de Benjamin Mathon -
[http ://master-ivi.univ-lille1.fr/Cours/TI](http://master-ivi.univ-lille1.fr/Cours/TI)
- ref [https ://dpt-info.u-strasbg.fr/cronse/TIDOC/MM/deof.html](https://dpt-info.u-strasbg.fr/cronse/TIDOC/MM/deof.html)
- ref [http :
//urfist.chartes.psl.eu/anciensite/image_numerique/chapitre37.htm](http://urfist.chartes.psl.eu/anciensite/image_numerique/chapitre37.htm)