

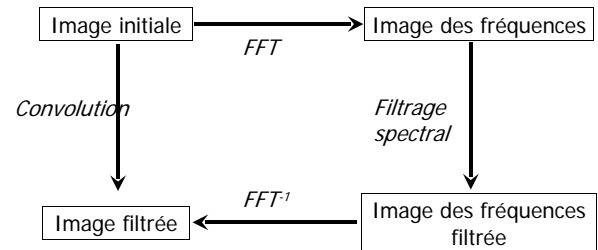
Traitement d'images

Convolution



1

Filtrage



Dans le **domaine spatial**, le filtrage se fait par **convolution**.
Dans le **domaine spectral**, il se fait par **multiplication** (ou **masquage** de l'image).

2

Convolution

Convolution de fonctions continues

En 1D

$$g(x) = f * h|_x = f(x) * h(x)$$

$$g(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x-u)h(u)du$$

Réponse impulsionnelle : réponse du système à une impulsion de Dirac

$$\delta * h|_x = \int_{-\infty}^{+\infty} \delta(x-u)h(u)du = h(x)$$

En 2D

$$g(x, y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x-u, y-v)h(u, v)dudv$$

$$\delta * h|_{x,y} = g(x, y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \delta(x-u, y-v)h(u, v)dudv = h(x, y)$$

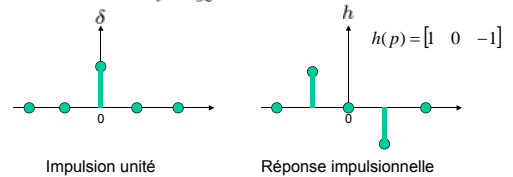
3

Convolution

Convolution de fonctions discrètes

En 1D

$$g(p) = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} f(p-i)h(i)$$



En 2D

$$g(p, q) = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} \sum_{j=-\infty}^{+\infty} f(p-i, q-j)h(i, j)$$

4

Convolution

Convolution de fonctions discrètes

$$g(p, q) = \sum_i \sum_j f(p-i, q-j)h(i, j)$$

Niveau de gris
après convolution

Niveaux de
gris initiaux

opérateur de convolution
(noyau de convolution)

$$\delta * h|_{p,q} = g(p, q) = \sum_{(i,j) \in \text{voisinage}} \delta(p-i, q-j)h(i, j) = h(p, q)$$

Opération linéaire de voisinage

Masque \mathcal{C} réponse impulsionnelle à support borné

5

Convolution

Propriétés de la convolution

➤ Additivité/distributivité $(f * h_1) + (f * h_2) = f * (h_1 + h_2)$

➤ Commutativité

➤ Associativité du produit de convolution

➤ Norme d'un opérateur $\|h\| = \sum_{(p,q) \in \text{voisinage}} h(p, q)$

➤ Séparabilité d'un opérateur de convolution

Un filtre de convolution est dit séparable si $h(x, y) = h_x(x) \cdot h_y(y)$

$$\begin{bmatrix} a & b & c \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} a' \\ b' \\ c' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} aa' & ba' & ca' \\ ab' & bb' & cb' \\ ac' & bc' & cc' \end{bmatrix}$$

Traitement
selon x
Traitement
selon y

6

Convolution

Convolution de fonctions discrètes

Elément neutre de la convolution

0	0	0
0	1	0
0	0	0

$$\delta * f|_{p,q} = f(p, q)$$

7

Masque de convolution

• Le masque de convolution est le plus souvent

- Carré
- De taille 3x3 ou 5x5 (ou plus, mais impair)

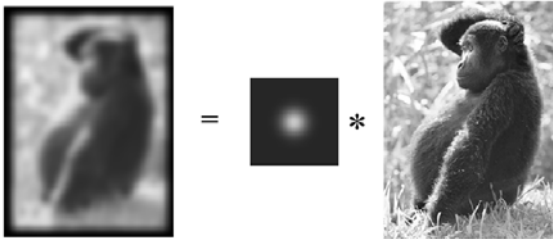
• Ce masque représente un filtre linéaire permettant de modifier l'image.

• La plupart du temps, on divisera le résultat de la convolution par la somme des coefficients du masque.

- Pour éviter de modifier l'entropie de l'image, la somme des coefficients doit être égale à 1.
- Dans le cas du Laplacien (plus loin), la somme sera égale à zéro.

8

Exemple de convolution 2D



9

Convolution

Convolution de fonctions discrètes

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

 $\boxtimes h(p,q)$

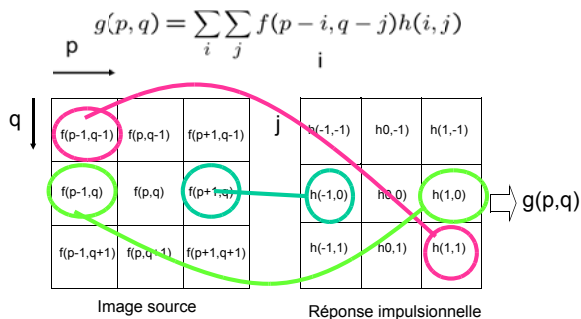
$h(-2,-2)$	$h(-1,-2)$	$h(0,-2)$	$h(1,-2)$	$h(2,-2)$
$h(-2,-1)$	$h(-1,-1)$	$h(0,-1)$	$h(1,-1)$	$h(2,-1)$
$h(-2,0)$	$h(-1,0)$	$h(0,0)$	$h(1,0)$	$h(2,0)$
$h(-2,1)$	$h(-1,1)$	$h(0,1)$	$h(1,1)$	$h(2,1)$
$h(-2,2)$	$h(-1,2)$	$h(0,2)$	$h(1,2)$	$h(2,2)$

Réponse impulsionnelle discrète

10

Convolution

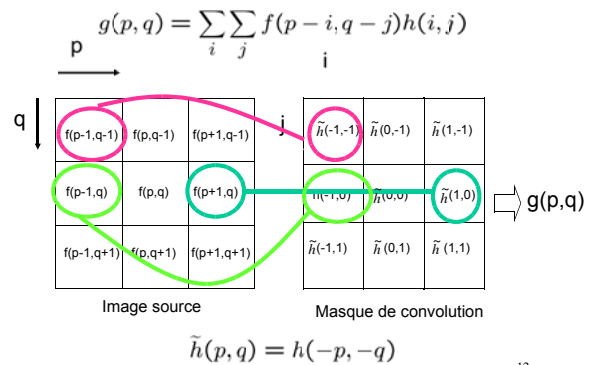
Convolution de fonctions discrètes



11

Convolution

Convolution de fonctions discrètes



12

Convolution

Convolution de fonctions discretes

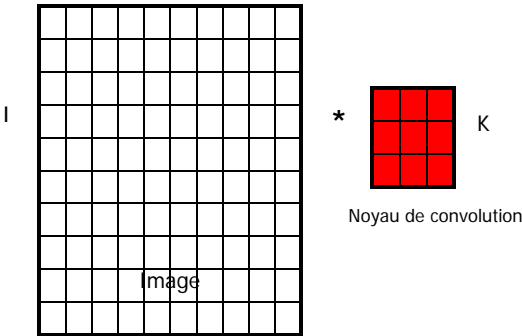
Exemple de convolution: le filtre moyenneur

1	1	1
1	1	1
1	1	1

Filtre moyenneur
(au facteur de pondération 1/9 près)

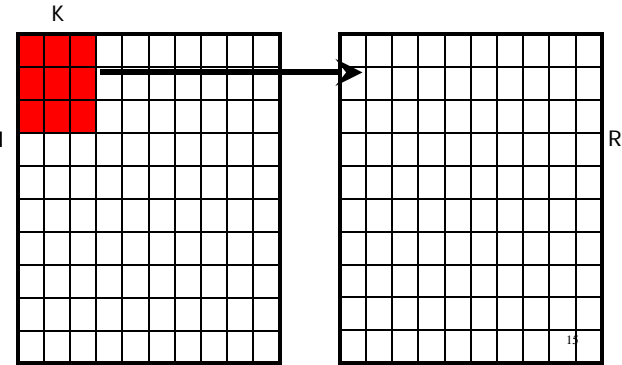
13

Convolution numérique $R = I * K$



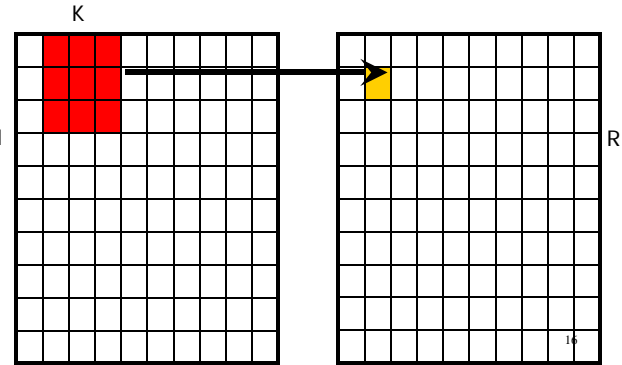
14

$$R(1,1) = I(0,0) K(0,0) + I(1,0) K(1,0) + I(2,0) K(2,0) \\ + I(0,1) K(0,1) + I(1,1) K(1,1) + I(2,1) K(2,1) \\ + I(0,2) K(0,2) + I(1,2) K(1,2) + I(2,2) K(2,2)$$



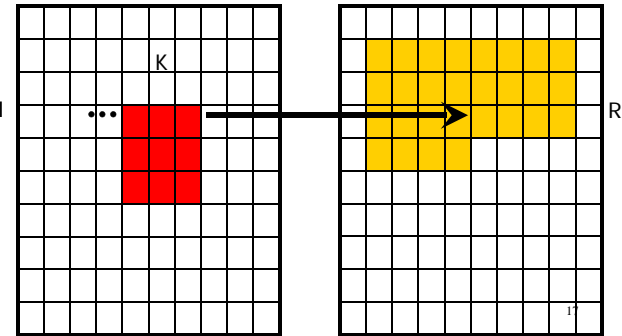
15

$$R(2,1) = I(1,0) K(0,0) + I(2,0) K(1,0) + I(3,0) K(2,0) \\ + I(1,1) K(0,1) + I(2,1) K(1,1) + I(3,1) K(2,1) \\ + I(1,2) K(0,2) + I(2,2) K(1,2) + I(3,2) K(2,2)$$



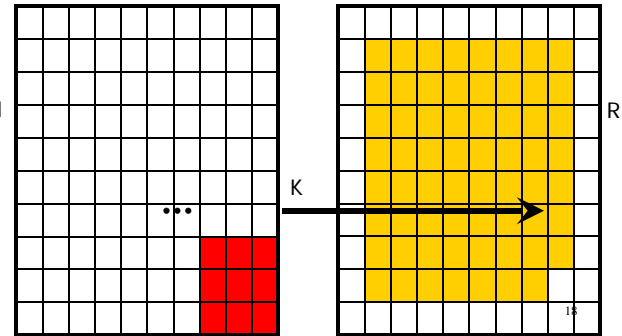
16

$$R(x,y) = I(x-1,y-1) K(0,0) + I(x,y-1) K(1,0) + I(x+1,y-1) K(2,0) \\ + I(x-1,y) K(0,1) + I(x,y) K(1,1) + I(x+1,y) K(2,1) \\ + I(x-1,y+1) K(0,2) + I(x,y+1) K(1,2) + I(x+1,y+1) K(2,2)$$



17

$$R(N-2,M-2) = I(N-3,M-3) K(0,0) + I(N-2,M-3) K(0,1) + I(N-1,M-3) K(0,2) \\ + I(N-3,M-2) K(1,0) + I(N-2,M-2) K(1,1) + I(N-1,M-2) K(1,2) \\ + I(N-3,M-1) K(2,0) + I(N-2,M-1) K(2,1) + I(N-1,M-1) K(2,2)$$

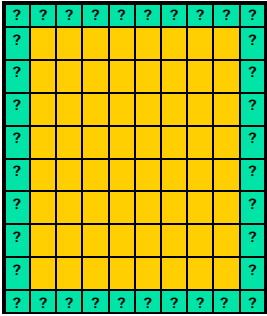


18

Convolution numérique

■ Problème : Que faire avec les bords de l'image ?

- Mettre à zéro (0)
- Convolution partielle
 - Sur une portion du noyau
- Miroir de l'image
 - $f(x-1,y) = f(x+1,y)$
- ... (pas de solution miracle)



Le filtre moyenne

- Le filtre moyenne
 - Permet de lisser l'image (smoothing)
 - Remplace chaque pixel par la valeur moyenne de ses voisins
 - Réduit le bruit
 - Réduit les détails non-important
 - Brouille ou rend floue l'image (blur edges)

• Filtre dont tous les coefficients sont égaux.

• Exemple de filtres moyennes :

1/9	1/9	1/9
1/9	1/9	1/9
1/9	1/9	1/9

3x3

1	1	1
1	1	1
1	1	1

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

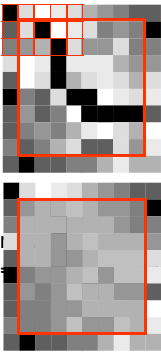
5x5

20

1	1	1
1	1	1
1	1	1

1/9

Filtre moyennneur



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

Bords non traités

D'après M. Dai, Univ. Bordeaux 3

21

Filtre moyennneur



Image originale



Image moyennée (3x3)

22

Filtre moyennneur



Image originale



Image moyennée (9x9)

Effet de flou d'autant plus marqué
que la taille du filtre est grande

23

Filtre moyennneur



Image originale

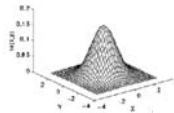


Image moyennée (7x7)

24

Filtres binomiaux et gaussiens

Filtrage gaussien 2D : $g(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$



Réponse impulsionnelle du filtre gaussien en 2D



Propriétés :

- Approche optimale
- Séparable (gaussienne 2D=produit de 2 gaussiennes 1D)
- Isotrope
- Approximation par masque de convolution
- σ facteur d'échelle spatiale \rightarrow taille du filtre

Remarque : filtrage de type passe-bas

25

Filtres binomiaux et gaussiens

Filtre binomiaux \rightarrow approximations de filtres gaussiens finis discrets

Triangle de Pascal	Niveau (n)	Somme	Variance σ_n^2
1	0	1	0
1 1	1	2	1/4
1 2 1	2	4	1/2
1 3 3 1	3	8	3/4
1 4 6 4 1	4	16	1
1 5 10 10 5 1	5	32	5/4

Construction des filtres : $h_n(p) = \underbrace{[1 \ 1] * \dots * [1 \ 1]}_{n \text{ convolutions}}$

$$\sum h_n(p) = 2^n$$

$$\sigma_n^2 = \frac{n}{4}$$

$$h_2(p) = [1 \ 2 \ 1]$$

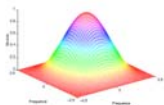
26

Filtres binomiaux et gaussiens

Exemples en 2D

$$h_2(p, q) = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \rightarrow \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

Approximation de $g(x, y, \frac{\sqrt{2}}{2})$



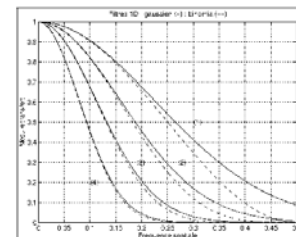
Fonction de transfert du filtre binomial 3x3

$$h_4(p, q) = \begin{bmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 6 & 24 & 36 & 24 & 6 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{bmatrix} \rightarrow \frac{1}{256} \begin{bmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 6 & 24 & 36 & 24 & 6 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{bmatrix}$$

Approximation de $g(x, y, 1)$

27

Filtres binomiaux et gaussiens



- (1) Binomial $\alpha_2 h_2$ et filtre gaussien $g(x, \frac{\sqrt{2}}{2})$
- (2) Binomial $\alpha_4 h_4$ et filtre gaussien $g(x, 1)$
- (3) Binomial $\alpha_6 h_6$ et filtre gaussien $g(x, \sqrt{2})$
- (4) Binomial $\alpha_8 h_8$ et filtre gaussien $g(x, 2)$

28

Filtres binomiaux et gaussiens



Image originale



Image originale bruitée

29

Filtres binomiaux et gaussiens



Image originale bruitée



Image filtrée $\frac{1}{16} h_2$



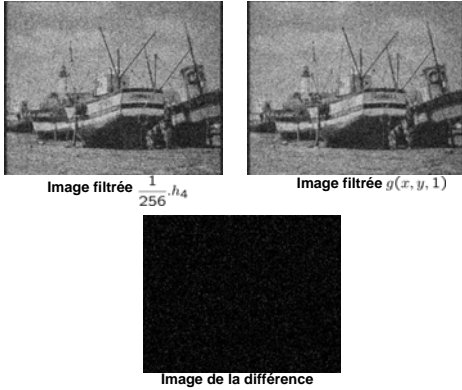
Image filtrée $\frac{1}{256} h_4$



Image filtrée $g(x, y, 1)$

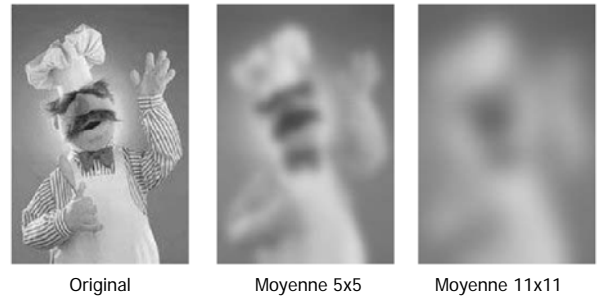
30

Filtres binomiaux et gaussiens



31

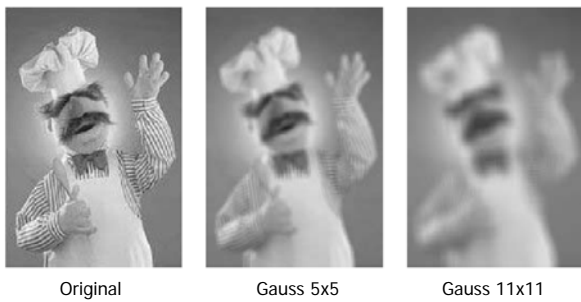
Exemples de filtres moyennes



Source : monkey.geog.ucsb.edu/mh/115b/filter.pdf

32

Exemples de filtres gaussiens



33

Décomposition d'un filtre

• Pour accélérer les traitements, il est possible de décomposer les filtres en sous-filtres équivalents qu'on passe un après l'autre.

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix}$$

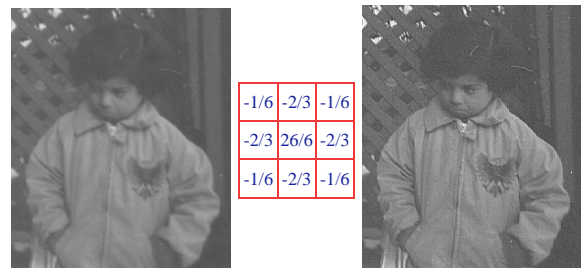
34

Réhaussement de contraste

- **But du réhaussement de contraste :**
 - Diminuer l'étendue de la zone de transition sans affecter l'intensité moyenne des régions situées de part et d'autre de cette transition
-
- Limite le risque de fusions intempestives de régions distinctes lors de la phase de segmentation
 - Réduire le bruit dans les zones stationnaires, et éviter les phénomènes de dépassement
 - **Méthodes utilisées :**
 - Laplacien, filtrage d'ordre adaptatif, opérateurs morphologiques

35

- Le réhaussement de contraste
 - Convolution de l'image avec un filtre rehausseur



Réhaussement de contraste par Laplacien

• Approximations du Laplacien

$$\frac{1}{16} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\frac{1}{8} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Laplacien : dérivée seconde

• Principe du rehaussement

- Soustraction à l'image initiale d'une proportion de son Laplacien

$$f_a(p, q) = f(p, q) - \lambda \Delta f(p, q)$$

- Si images bruitées, tendance à amplifier le bruit, alors :

⇒ utilisation d'un opérateur Laplacien filtré Φ

$$f_a(p, q) = (1 + \lambda)f(p, q) - \lambda\Phi(p, q)$$

(Φ : différenciation de 2 filtres passe-bas)

37

Exemple de réhaussement

$$\begin{bmatrix} & -1 & \\ -1 & 5 & -1 \\ & -1 & \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} & & \\ 1 & & \\ & & \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} & -1 & \\ -1 & 4 & -1 \\ & -1 & \end{bmatrix}$$

$$f_a(p, q) = f(p, q) - \Delta f(p, q)$$

$$\begin{bmatrix} 3 & 5 & 3 \\ 7 & 6 & 5 \\ 6 & 5 & 4 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 3 & 5 & 3 \\ 7 & 8 & 5 \\ 6 & 5 & 4 \end{bmatrix}$$

Image originale

Image rehaussée

$$(5 \times 6) - 7 - 5 - 5 = 8$$

38

Exemple de réhaussement



Image originale



Image rehaussée



Image des différences

39

Exemples de réhaussement de contraste

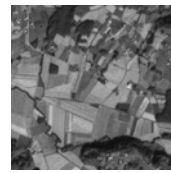
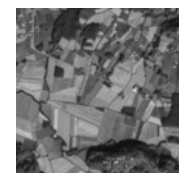
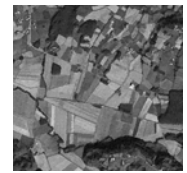


Image originale



Rehaussement de contraste par le laplacien



Rehaussement de contraste par morphologie

40

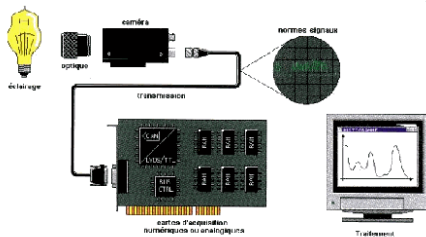
A propos du bruit

Bruit lié au contexte de l'acquisition

Bruit lié au capteur

Bruit lié à l'échantillonnage

Bruit lié à la nature de la scène



Dégradations subies par l'image

Plusieurs types de bruit :

- bruit "poivre-et-sel" (de type impulsif) ;
- bruit de "speckle" (bruit granulaire de type multiplicatif) ;
- bruit gaussien ;



Salt and pepper



Gaussian

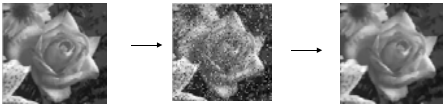


Speckle

42

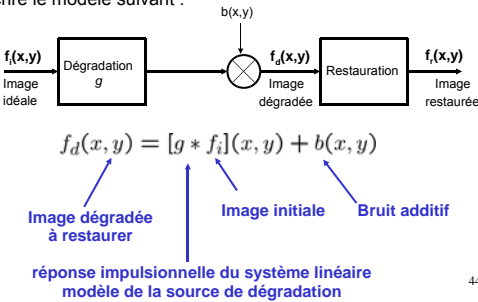
Objet : la réduction, voire l'élimination des distorsions introduites (bruits) par le système d'acquisition de l'image.

But : obtenir une image qui soit la plus proche possible de l'image idéale qui aurait été obtenue si le système d'acquisition était parfait.



Dégradations subies par l'image

Dans l'ensemble des dégradations possibles d'une image, il existe une classe intéressante : les *transformations linéaires*. Dans ce cas, on suppose les dégradations invariantes spatialement ce qui permet d'écrire le modèle suivant :



Modèle de dégradation

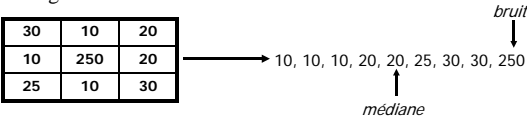
$$f_d(x,y) = g(f_i(x,y)) + b(x,y)$$

Les méthodes de restauration sont alors basées sur la recherche de la fonction f_i , l'opérateur g et le bruit b étant connus.

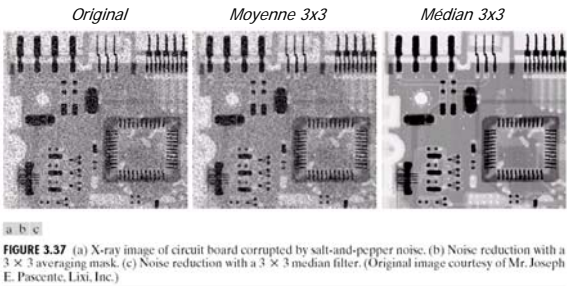
Remarque :
Si g est l'identité, alors f_d est une version bruitée de f_i
 ➡ **la restauration consiste alors à supprimer le bruit contenu dans l'image**

Filtre médian

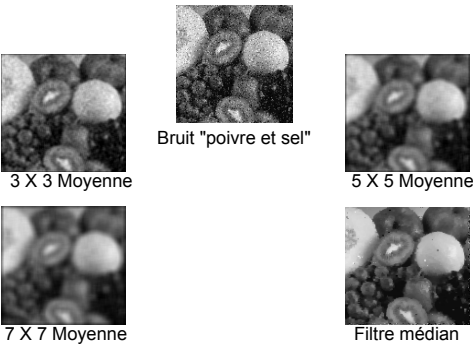
- Pour nettoyer le bruit dans une image, il existe mieux que le **filtre moyenne** ou le **filtre gaussien**.
- Il s'agit du **filtre médian**.
- C'est un filtre non-linéaire, qui ne peut pas s'implémenter comme un produit de convolution.
- On remplace la valeur d'un pixel par la valeur médiane dans son voisinage NxN.



Exemple de filtre médian



Nettoyage du bruit dans une image



Filtrage par petits noyaux

Cas 1

On se propose d'étudier les propriétés du filtre laplacien représenté par le masque de convolution g de taille 3x3 suivant :

1/8	1/8	1/8
1/8	-1	1/8
1/8	1/8	1/8

Ce filtre est appliqué deux fois sur une image de dimension M x N.

Calculer le masque de convolution de taille 5 x5 équivalent à l'application deux fois du masque g .

Cas 2

On applique les filtres H_1 et H_2 sur l'image dont les masques sont les suivants :

$$H_1 = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad H_2 = \begin{bmatrix} & -1 & \\ -1 & 4 & -1 \\ & -1 & \end{bmatrix}.$$

- Déterminer le coefficient pondérateur à appliquer à H_1 et à H_2 pour normaliser le filtre.
- A quelles familles de filtres appartiennent H_1 et H_2 ?
- Donner le masque du filtre équivalent à la convolution successive de l'image par H_1 puis H_2 .

Généralisation

- Montrer que l'on a l'équation suivante notée $g = h \star h'$ avec

$$\begin{bmatrix} a_5 & a_4 & a_2 & a_4 & a_5 \\ a_4 & a_3 & a_1 & a_3 & a_4 \\ a_2 & a_1 & a_0 & a_1 & a_2 \\ a_4 & a_3 & a_1 & a_3 & a_4 \\ a_5 & a_4 & a_2 & a_4 & a_5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c & b & c \\ b & a & b \\ c & b & c \end{bmatrix} \star \begin{bmatrix} c' & b' & c' \\ b' & a' & b' \\ c' & b' & c' \end{bmatrix}.$$

- Déterminer les équations donnant a, b, c, a', b', c' en fonction de a_0, \dots, a_5 .
- Montrer l'intérêt de cette méthode de convolution pour filtrer une image de dimension M x N à partir de noyaux 3 x 3.